

# 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

大田 樹      奥 健太

龍谷大学 理工学部 情報メディア学科

t140438@mail.ryukoku.ac.jp    okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

**概要** 感情を入力とした感情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。このような推薦を実現するためには、あらかじめスポットを感情コンテキストに基づき特徴化しておく必要がある。本研究では、まず位置情報を手掛かりにスポットとツイートとを対応付ける。対応付けられたツイートから感情語を抽出し、1語ごとに感情モデルに落とし込む。ここで感情モデルとしてラッセルの円環モデルがある。ラッセルの円環モデルは快-不快と活動性の2軸に基づき感情を分類したものである。このモデルをベースとした特徴空間に感情語を配置する。特徴空間上の感情語の分布に基づきスポットの感情コンテキスト特徴化を行う。

**キーワード** 感情アウェア推薦システム, 観光スポット推薦システム, 感情コンテキスト

## 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感情コンテキストに着目している。例えば、「心地よい」や「すがすがしい」などが感情コンテキストの一つである。

本稿では、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感情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、ユーザが現在の感情—あるいはなりたい感情—を入力すると、その感情コンテキストに合ったスポットを推薦する。

本稿では、感情コンテキストの抽出源としてツイートに着目する。特に位置情報付きツイートには、そのスポットを訪れたユーザが、そのときその場で感じた感情に関するつぶやきを発信することも多いと考えている。まず位置情報を手掛かりにスポットとツイートとを対応付ける。対応付けられたツイートから感情語を抽出し、1語ごとに感情モデルに落とし込む。ここで感情モデルとしてラッセルの円環モデル [2] がある。ラッセルの円環モデルは快-不快と覚醒-眠気の2軸に基づき感情を分類したものである。このモデルをベースとした特徴空間に感情語を配置する。特徴空間上の感情語の分布に基づきスポットの感情コンテキスト特徴化を行う。

## 2 関連研究

### 2.1 ラッセルの円環モデル

感情モデルの一つとしてラッセルの円環モデル [2] がある。ラッセルの円環モデルは、図1のように、快-不快 (pleasure), 覚醒-眠気 (arousal) の2次元で表現される平面上にすべての感情が配置されることを示したモデルである。

感情モデルとしてはさまざまなものが提案されている

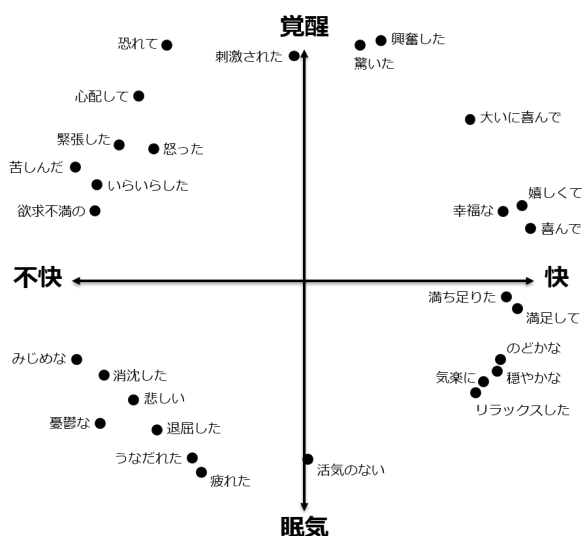


図1 ラッセルの円環モデル。

が、ラッセルの円環モデルはシンプルな構造で表現されており、かつすべての感情について網羅的に適用することができる。このような手頃さから、本研究ではラッセルの円環モデルを採用する。

## 2.2 スポットとツイートとの対応付け

Okuら [3] は、Twitter<sup>1</sup>に投稿された位置情報付きツイートおよびFlickr<sup>2</sup>等の写真共有サイトに投稿された位置情報付き写真を観光スポットに対応付ける手法を提案してきた。この手法では、2種類の位置情報付きコンテンツ集合をベースとしている。一つめは、「清水寺なう」や「金閣寺なう」のように「[対象スポット名]なう」という形式を含むツイート—我々はこのようなツイートをなうツイートと定義している—である。二つめは、対象スポット名をタイトルに含む写真—我々はこのような写真をスポット写真と定義している—である。これら2種類のコンテンツ集合を学習データとして対象スポットの領域を推定する。推定された領域内に含まれるツイートおよび写真を対象スポットに対応付ける。評価実験の結果、スポット写真を学習データとして用いた手法が最も良い対応付け精度を示した。

本研究では、Okuら [3] の成果を利用し、スポット写真を学習データとし、事前に位置情報付きツイートと観光スポットとを対応付けておく。後述する提案手法は、対応付けられたツイート集合を対象に適用される。

## 3 問題定義

本章ではコンテキストの定義を示し、本稿で対象としている感情コンテキストの位置付けを述べる。さらに、本研究における問題定義を示す。

Dey[4] 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どの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 [5] 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。

本稿では、この中でユーザコンテキストの一つである感情コンテキストに焦点をあてている。我々は観光スポットを訪れた際、さまざまな感情を抱く。「楽しい」や「すばらしい」、「おいしい」などポジティブで活動的な感情や「心地よい」や「奥ゆかしい」など心休まるような感情などを抱くことがある。我々はこのような感情を感情コンテキストとして扱う。

本研究における問題は、与えられた感情コンテキストにおいて、その感情コンテキストに合った観光スポットを推薦することである。

## 4 システム概要

本稿では、感情アウェアスポット推薦システムを提案する。このシステムは、入力感情コンテキストに合ったスポットを推薦する。図2にシステムのイメージを示す。システムのインターフェースは入力ビューと推薦ビューから構成される。入力ビューはラッセルの円環モデルをベースとした2次元空間である。ユーザはこの空間上において、現在の感情—あるいはなりたい感情—に近い位置を選択する。すると、その感情に合ったスポットが推薦ビューに提示される。

このシステムは以下の要素から構成される：

- (a) スポットの感情コンテキスト特徴化 (5章)。
- (b) 感情コンテキストに基づくスポット推薦 (6章)。

以下、それぞれについて各章で説明する。

<sup>1</sup><https://twitter.com/>

<sup>2</sup><https://www.flickr.com/>

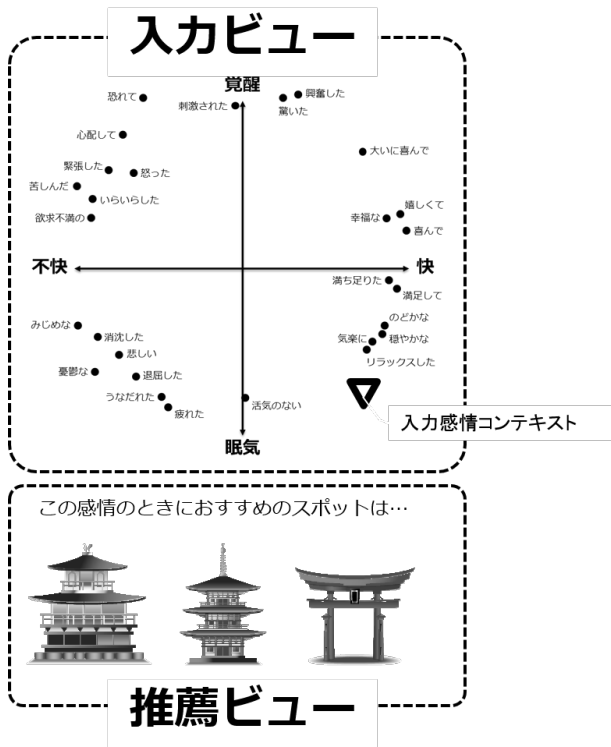


図2 感情アウェア推薦システムのイメージ。

## 5 スポットの感情コンテキスト特徴化

本章では、スポットの感情コンテキスト特徴化手法を提案する。

### 5.1 スポットとツイートとの対応付け

まず、2.2節で述べたとおり、Okuら[3]の手法によりスポットとツイートとを対応付ける。対応付けたツイートをスポット-ツイート関係データとして spots-tweets テーブルに格納する。spots-tweets テーブルは下記の関係スキーマをもつ。

```
spots-tweets(spot_id, tweet_id)
```

ここで、spot\_id はスポット ID であり、spots テーブルを参照する外部キーである。spots テーブルにはスポット名やジャンル等のスポットに関する情報が格納されている。tweet\_id はツイート ID であり、tweets テーブルを参照する外部キーである。tweets テーブルにはツイートのテキストや投稿日時等が格納されている。

### 5.2 tweets テーブルから語句集合の作成

tweets テーブルに含まれる全ツイートのテキストを対象に形態素解析を実行する。形態素解析により得られた重複のない語句集合を  $W$  とする。

### 5.3 語句の感情ベクトル化

クラウドソーシングを用いて、語句  $w_i \in W$  について感情ベクトル化を行う。クラウドソーシングによる感情ベクトル化の手順は下記のとおりである。

- (1) ワーカーに語句  $w_i$  を提示する。
- (2) ワーカーに図1のラッセルの円環モデルを例示したうえで、語句  $w_i$  がもつ感情として、下記の2軸についてあてはまる数値をそれぞれ入力してもらう。  
不快  $\leftarrow -3 -2 -1 0 +1 +2 +3 \rightarrow$  快,  
眠気  $\leftarrow -3 -2 -1 0 +1 +2 +3 \rightarrow$  覚醒。
- (3) 1語句あたり10名のワーカーに回答してもらう。

語句  $w_i$  について、10名のワーカーによる入力値の平均値を基に語句  $w_i$  を感情ベクトル  $w_i = (w_{i1}, w_{i2}), w_{ij} \in [-3, +3]$  で表現する。ここで、 $w_{i1}$  は pleasure に関する軸であり、快-不快の程度を表す。 $w_{i2}$  は arousal に関する軸であり、覚醒-眠気の程度を表す。

## 5.4 spots-phrases 行列の作成

スポットと語句の関係を表す spots-phrases 行列  $P = [p_{ij}]_{m \times d}$  を作成する。 $i$  行目はスポット  $s_i \in S$  を、 $j$  列目は語句  $w_j \in W$  を表す。行列の  $(i, j)$  要素  $p_{ij}$  はスポット  $s_i$  に含まれる語句  $w_j$  の数を表す。

具体的には下記の手順により  $p_{ij}$  を求める。

- (1) spots-tweets テーブルからスポット  $s_i$  に対応付けられたツイート集合  $T_i$  を選択する。
- (2) ツイート集合  $T_i$  の中でテキストに語句  $w_j$  を含むツイート数  $p_{ij}$  を取得する。

## 5.5 spots-phrases-contexts テーブルの作成

スポットと語句、感情コンテキストの関係を表す spots-phrases-contexts テーブルを作成する。spots-phrases-contexts テーブルは下記の関係スキーマをもつ。

```
spots-phrases-contexts(spot_id, phrase, pleasure, arousal, ct)
```

ここで、spot\_id はスポット  $s_i$  のスポット ID であり、spots テーブルを参照する外部キーである。phrase は語句  $w_j$ 、pleasure および arousal は語句 phrase に対応する感情ベクトル  $w_j$ 、ct は行列  $P$  の要素  $p_{ij}$  に対応する。

## 6 感情コンテキストに基づくスポット推薦

与えられた感情コンテキストに基づき、そのコンテキストに合った上位  $k$  件のスポットを推薦する。入力感情コンテキストは空間上の座標に対応する2次元特徴ベクトル  $e = (e_1, e_2), e_i \in [-3, +3]$  で与えられる。 $e_1$  は pleasure の軸に、 $e_2$  は arousal の軸にそれぞれ対応する。推薦スポットはスポット ID のリストの形式で出力される。

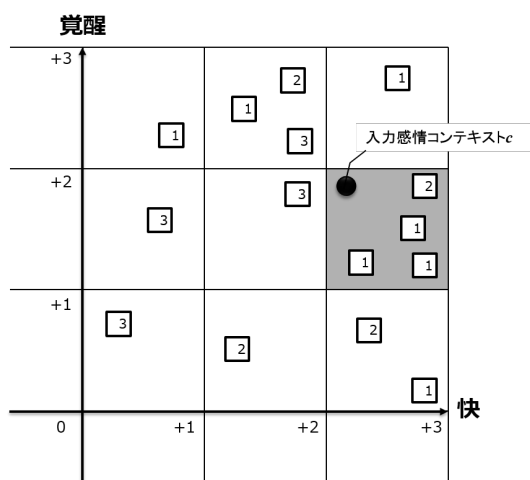


図3 グリッドベース手法.

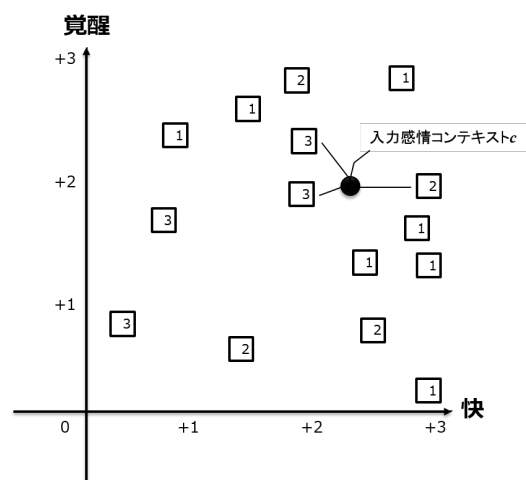


図4 近傍ベース手法.

推薦処理として、(a) グリッドベース手法および (b) 近傍ベース手法を提案する。以下、各手法について説明する。

### 6.1 グリッドベース手法

図3は2次元空間の第1象限を拡大したものである。図中の□はその位置に配置される語句を示す。□内の数字はその語句を含むスポットのスポットIDを表す。この例では、3件のスポット  $\{s_1, s_2, s_3\}$  が存在するものとする。●は入力感情コンテキスト  $e$  を示す。

グリッドベース手法では、まず、図3のように2次元空間を  $6 \times 6$  のグリッド状に区切る。入力感情コンテキスト  $e$  が位置するセルに含まれる語句集合を選択する。その語句を含む数で降順し推薦スポットリストを作成する。図の例では、入力感情コンテキスト  $e$  が位置するセルにはスポット  $s_1$  が3件、スポット  $s_2$  が1件含まれる。したがって、件数で降順した結果、 $\{s_1, s_2\}$  が推薦スポットリストとして提示される。

具体的には、感情コンテキスト  $e = (e_1, e_2)$  が与えられたとき、次のSQL文により推薦スポットリストを出力する。

```
SELECT spot_id, count(*) FROM spots_contexts
WHERE (pleasure BETWEEN [e1] AND [e1]) AND (
  arousal BETWEEN [e2] AND [e2]) GROUP BY
spot_id ORDER BY count(*) DESC LIMIT k;
```

ここで、 $[e_i]$  は床関数であり  $e_i$  以下の最大の整数を表す。また、 $\lceil e_i \rceil$  は天井関数であり  $e_i$  以上の最小の整数を表す。

### 6.2 近傍ベース手法

近傍ベース手法では、2次元空間上においてユークリッド距離に基づき、入力感情コンテキスト  $e$  の  $k$  件の最近傍の語句集合を選択する。その語句を含む数で降順し推薦スポットリストを作成する。図4の例では、 $k = 3$  としたとき、入力感情コンテキスト  $e$  の最近傍の語句

集合を選択した結果、スポット  $s_3$  が2件、スポット  $s_2$  が1件探索された。したがって、件数で降順した結果、 $\{s_3, s_2\}$  が推薦スポットリストとして提示される。

## 7 おわりに

本稿では、入力感情コンテキストに合った観光スポットを推薦する、感情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) スポットの感情コンテキスト特徴化、(b) 感情コンテキストに基づくスポット推薦の要素から構成される。感情コンテキストに基づくスポット推薦の手法として、(A) グリッドベース手法、(B) 近傍ベース手法、の二つの手法を提案した。今後は提案システムの評価を行う。

## 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。

### 参考文献

- [1] Gediminas Adomavicius and Alexander Tuzhilin. Context-Aware Recommender Systems. In *Recommender Systems Handbook*, pp. 214–253. 2011.
- [2] James A Russell. A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 39, No. 6, pp. 1161–1178, 1980.
- [3] Kenta Oku, Fumio Hattori, and Kyoji Kawagoe. Tweet-mapping method for tourist spots based on now-tweets and spot-photos. In *Proceedings of the 19th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, pp. 1318–1327, 2015.
- [4] Anind K. Dey. *Providing Architectural Support for Building Context-Aware Applications*. PhD thesis, College of Computing Georgia Institute of Technology, 1999.
- [5] 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.