

観光スポット間の相性を用いたスポット集合推薦

高田 盾作[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学大学院工学研究科情報学専攻 〒163-8677 東京都新宿区西新宿1丁目24-2

E-mail: [†]fem21015@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 観光旅行をする際、行きたいメインの観光スポットは決まっているが、他の訪れる観光スポットを決めるのは時間がかかることがある。そこで本研究では、行きたいメインの観光スポットを入力とし、そこと相性の良い観光スポット集合の推薦を行う。我々は相性の良さを体験レベルで考え、2つの体験が様々な旅行で共に出現するならば、その2つの体験の相性は良いと仮定する。本研究では、入力スポットに関して、出現する体験との相性度を要素とする相性ベクトルと、候補スポットのレビュー文の体験を素性した TF-IDF ベクトルの類似度を使用し、スポット集合の推薦を行う手法を提案する。具体的には、入力スポットから推薦した候補スポットを入力スポットに加えて、推薦を繰り返すことで、相性の良いスポット集合を得る。

キーワード 観光スポット, 体験抽出, 相互情報量, 観光レビュー, 旅行記

1 はじめに

近年、観光地に関する情報は、観光ガイドブック以外にもじゃらん¹などの Web 上の観光情報サイト、Google Maps²上の口コミなど、様々な情報源から取得することが可能である。これらの情報源から、目的の観光地に対する情報は十分に取得することが可能となっている。一般に、旅行プランを計画する際は訪問エリアの候補と主要な観光スポットが先に決定されることが多い。これらの情報は、前述の情報源から容易に収集することが可能であると考えられる。しかしながら、メインの観光スポットが決定したあと、合わせて訪問する観光スポットを考えることは大変である。これは、メインとなる観光スポットは一般的に有名であったり、旅行者が積極的に情報を集めているため知識が豊富であるのに対し、共に訪れるスポットは、旅行プラン作成時に改めて情報を得ることになり労力がかかる。また、エリア内には多数の観光スポットが存在し、それらすべてを吟味することは非常に困難となる。そのため、例えば温泉に行くことと決まっている状態で他の観光スポットを改めて検討すると、満足の行く観光プラン作成に時間がかかってしまったり、細部に注力できないことは多いと考えられる。津谷ら [1] も旅行プランを考える作業は心理的コストがかかり観光旅行の妨げになると述べている。また、観光プラン作成に疲れてしまい、そもそも観光旅行で訪れる観光スポットを少なくしてしまうことも考えられる。有名でない観光スポットの場合、旅行記やツアーなどを参考に旅行プランを考えることはさらに困難となる。

そこで本研究ではこれらの問題を解決するため行きたいメインの観光スポットから相性の良い観光スポット集合を推薦する手法を提案する。メインの観光スポットと相性の良い観光スポット集合を推薦する事により旅行プラン作成の労力を省く事ができる。旅行記には、実際の旅行者が選択的に決定した観光

スポットの集合が書かれており、一緒に訪れる理由が存在すると考えられる。本稿では旅行記は flickr の写真の投稿履歴から作成する。本研究では、スポットでできる体験に着目し、旅行記中の異なるスポットで出現する体験のペアをそのスポットと共に訪れる理由であると仮定する。このような様々な旅行記において出現しやすい体験は、相性の良い体験であると考えられる。これを利用することで、あるスポットでできる体験と相性の良い体験が可能なスポットを推薦する。相性の良い体験の例としては「山-登る」と「温泉-入る」などである。山登りをした後に疲れた体を癒す、汗を流すなどで温泉に行くことが考えられる。

以下に論文の構成について記す。2節では関連研究について述べる。3節では提案手法について述べる。4節では実行例とその考察について述べる。5節ではまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

2.1 体験抽出

これまで観光地の検索・推薦システムに関する研究は数多く行われてきた。その中でも、体験抽出に関する研究は多くある。倉島ら [2] は人間の経験は状況、行動、主観の3要素から構成されるとしている。これをさらに細分化して時間、空間、動作、対象、感情をテキストから抽出して経験情報としている。

池田ら [3] は Blog 記事から体験の抽出を行っている。体験は自発的な動詞を表す動詞の過去形・進行形、動作を表す名詞、書き手の体験結果として得られるであろう感想を表す形容詞の過去形などを体験表現としている。本手法ではこの体験ルールをもとに体験の抽出を行っている。詳しくは3.1節の中で説明する。

2.2 テキストからの感想・感情抽出

本研究では体験に着目しているが、観光地や地域の特徴表現としては、感情や感想、地域特有の特徴など、様々なものが考

1: <https://www.jalan.net>

2: <https://www.google.co.jp/maps/>

えられる。以下にそれらに関する手法を紹介する。

渡邊ら [4] は観光地名なしツイートから観光地に関する感想の抽出を行っている。感想の抽出を行うツイートは観光地に対する印象や不満等が含まれているものである。形態素分析システムにより分かち書きを行い特徴の抽出には TF-IDF を用いる。抽出対象の品詞は、観光地の特徴を表す語となりうると思われる名詞、形容詞、動詞としている。

柿本ら [5] は地域における特定のカテゴリのクチコミの中から特徴語の抽出を行っている。指定した地域の他に複数の地域におけるクチコミを収集し、TF-IDF を適用する事で可能となる。しかし、得られた結果の中には取得したい語の他にも、不要な語が得られることが予想される。そこで、同地域内でカテゴリごとに TF-IDF を適用する。これにより、地域における特定のカテゴリのクチコミの中から特徴語を抽出している。

瑛瑩ら [6] は地域の特有性を考慮した旅行ブログの検出・推薦を行っている。地域ブログのコーパスをもとに地域特徴語を定め、ブログごとの観光情報の地域関連度を算出する。次に、ブログに含まれる内容と既定の観光カテゴリを対応付ける事で、ブログと観光カテゴリの内容関連度を算出する。そして、観光情報の地域関連度と観光カテゴリの内容関連度を統合する事により、地域の特色ある観光情報を含むブログをユーザの要望に応じて段階的に検出する手法を提案している。

藤田ら [7] は感情に基づいた観光推薦システムの構築を行っている。旅行ブログ中の画像から、旅行者本人の驚きや幸せの表情を読み取れることがある一方で、ブログ本文中に感情に関する言語表現が使われることもある。そこで旅行中の画像とその対応文を抽出し、それぞれに対して感情を推定することで、感情に基づいた観光情報の推薦システムを構築している。

藤田ら [8] はテキストから感情の抽出を行っているコンテンツに対してユーザが抱く感情及びコンテンツが与える感情を、ユーザの発言履歴から感情判定モデルにより 8 種の感情値として算出している。推薦処理では協調フィルタリングを適用する事により、ユーザの感情間の類似性に基づいて、未知のコンテンツに抱く感情を算出し、コンテンツが与える感情との関係性を考慮したコンテンツ推薦を行っている。

2.3 スポット集合推薦

スポット集合推薦の研究は多く存在している。中嶋ら [9] は短文投稿サイト Twitter において、旅行者のツイートに頻繁に現れる特徴と、Foursquare と Instagram のサービスを用いて、観光ツイートを収集し、さらに旅行者のタイムラインから観光ルートを抽出を行っている。そして抽出した観光ルートから旅行者の好みに合わせたものをスポット集合として推薦している。新妻ら [10] は旅行者の興味や満足度をスコアとして表した関数の値を最大化する観光ルートを求める問題として定式化し、これを最大化するスポット集合推薦を行っている。磯田ら [11] 次スポットの静的観光地コンテキストと動的観光地コンテキスト、次スポット以降に訪問するスポットから得られる期待満足度の 3 つの要素から成るツアースコアを定式化を行っている。ツアースコアが最大となる観光ルートをスポット集合として推

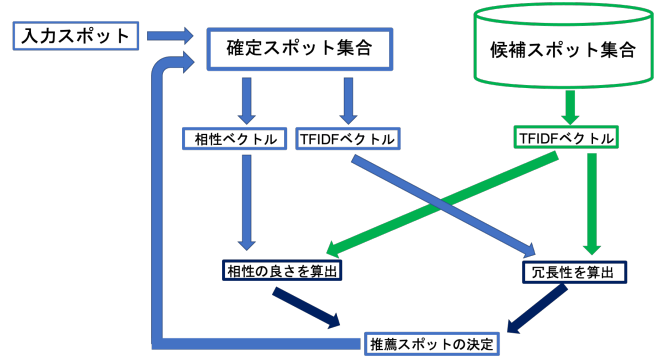


図 1 相性ベクトルを使った手法の概要

薦している。

これらの研究と本研究の違いは本研究ではスポット間の相性の良さに注目してスポット集合の推薦をしているところにある。しかし、現実的にスポットを周れる時間や距離には注目していないため今後の課題である。

3 体験の共起関係に基づく相性の良いスポット集合の推薦

本手法では各スポットは体験を素性とした相性ベクトルと TF-IDF ベクトルを持つ。体験の定義については 3.1 章で述べ。各ベクトルの生成は、3.2 章と 3.3 章で述べる。本手法は以下の手順からなる。概要を図 1 に示す。

- (1) ユーザは入力スポットと推薦スポット数を決める。
 - (2) 入力スポットと同じエリア内のスポットを候補スポットとする。
 - (3) 入力スポットを確定スポット集合に格納する。
 - (4) 確定スポットの相性ベクトルと候補スポットの TF-IDF ベクトルの類似度によりスポットの出力を行い、そのスポットを確定スポット集合に入れる。
 - (5) 確定スポット集合の数がユーザが入力した推薦スポット数になったら確定スポット集合を推薦スポット集合としてユーザに表示する。そうでなければ、(4) に戻る。
- (4) の類似度については 3.4 章で定義する。

3.1 対象とするデータ構造

対象とする旅行記のデータ構造として、旅行記 tr は訪問スポット集合 $[s_1, s_2, s_3, \dots, s_n]$ で構成される。 s_i はスポットを示す。 s_i は体験集合 $[e_1, e_2, e_3, \dots, e_m]$ を持つものとする。

本稿における旅行記の構成方法を説明する。写真投稿サイトの flickr から緯度経度付きの写真を抽出し撮影者 id と日付が同じ写真ごとにまとめる。その後、まとめた写真から訪問スポットの抽出を行う。写真が撮影された場所の緯度経度と観光スポットの緯度経度との誤差が 0.002 内の観光スポットの中で一番撮影された場所と近い観光スポットを訪問スポットとした。すなわち、旅行記は、あるユーザ、ある日付ごとに抽出し、撮影場所に近いスポットを時間順にならべたものである。

スポットに含まれる体験の抽出方法を説明する。体験の抽出には池田ら [3] の体験抽出を参考にした。体験表現を表 1 にま

表 1 経験表現ルール

| 表現タイプの説明 | 表現の例 |
|--|---|
| ① 「～してみる」などの自己の試みを表す表現 | 動詞+接続助詞「て/で」+補助動詞「みた」、動作を表す名詞+動詞「する(し)」+接続助詞「て」+補助動詞「みた」等 |
| ② 「～したことがある」という経験そのものを表す表現 | 動詞+名詞「こと」+格助詞「が」+動詞「ある/あった」、①+名詞「こと」+格助詞「が」動詞「ある/あった」等 |
| ③ 動詞の中でも書き手自身が行動したことを表す表現 | 動詞+動詞接尾辞終止「た」、名詞:動作+判定詞:接続/終止「だった」等 |
| ④ 動詞(名詞の動作を表す単語を含む)の中でも、書き手自身が行為を継続中であることを表す表現 | 動詞+接続助詞「て/で」+補助動詞「いる/いた」等 |
| ⑤ 形容詞(名詞の動作を表す単語を含む)の中でも書き手の経験から得た感想を表す表現 | 形容詞+形容詞接尾辞:終止「かった」、名詞:形容+判定詞:接続/終止「だった」等 |

表 2 抽出された体験の例

| | | |
|--------------|---------|----------|
| 店-初めて | 値段-満足 | ご飯-楽しい |
| 景色-みえる | キレイ-かなり | 夜景-すごい |
| 頂上-登る | 神社-行く | デート-オススメ |
| イルミネーション-すごい | 店-オシャレ | イベント-混雑 |
| コンサート-やる | 店-にぎわう | 歩き-楽しい |

とめる．体験は大きく5つのタイプに分けられている．観光スポットレビューに対して体験表現ルールに当てはまる先頭の単語 X を取り出している．次に単語 X の前後5単語以内に出現する単語 Y を取り出す．次に単語 Y をスポット別に集計し、50回以上出現するものを単語 Z とする．最後に単語 Z の前後5単語以内に出現する単語 X とのペアを体験として保存する．さらにこの抽出された体験の中から全スポットの中で5回以上出現する体験のみを使用している．これは重要ではない体験を無くすために行っている．抽出された体験の例を表2とする．

3.2 相互情報量を用いた相性ベクトルの生成

本論文では体験同士の共起確率を利用して入力スポットに対して相性の良いスポット集合を推薦する．それをを行うのに相互情報量を用いる．相互情報量を用いるためには体験ごとに旅行記に体験が発生する確率を求める必要がある．ある体験の発生確率を $P(e_i)$ とし式(1)で定義する．ここで、 $trf(e_i)$ は、ある体験 e_i を含むスポットを含む旅行記の数であり、 TR は全旅行記である．

$$P(e_i) = \frac{trf(e_i)}{TR} \quad (1)$$

あるスポットから体験を抽出し、抽出した体験ごとにベクトルを生成する．生成した相性ベクトル全てを平均することでそのスポットの相性ベクトルの生成を行う．ある相性ベクトルの

次元は旅行記から取り出した体験、値は相互情報量から求めた値とする．体験 e_i のベクトルの要素である体験 e_j の値を $f(e_i, e_j)$ とし体験 e_i と体験 e_j の共起する確率を $c(e_i, e_j)$ とする．ここで共起とは、同じ旅行記の異なるスポットで出現することと定義する．同じスポット中で出現する2つのペアは、同種の体験であるために共起しやすいと考えられるためこれを除外し、異なるスポットであるが、同じ旅行記で出現する体験を共起とした．これらを式(2)で定義する．体験の相性ベクトルの定義式を式(3)に示す．

$$f(e_i, e_j) = \log \frac{c(e_i, e_j)}{P(e_i) \times P(e_j)} \quad (2)$$

$$V_{e_i} = [f(e_i, e_1), f(e_i, e_2), \dots, f(e_i, e_m)] \quad (3)$$

あるスポットから抽出した体験全ての中から出現回数上位 n 件の体験の相性ベクトルをそれぞれ生成する． E_{s_i} はスポット s_i の出現回数上位の体験の集合である．あるスポットから生成した全てのベクトルの平均ベクトルをそのスポットの相性ベクトルとする．このベクトルを $V_{s_i}^{(wm)}$ とし式(4)で示す．

$$V_{s_i}^{(wm)} = \frac{1}{n} \sum_{e \in E_{s_i}} V_e \quad (4)$$

3.3 TF-IDF を用いた観光スポットの特徴ベクトルの作成

観光スポットレビューから体験を抽出し、それを素性とした特徴ベクトルの生成を行う．ベクトル生成には TF-IDF を使う．式(5)を TF、式(6)を IDF、式(7)を TF-IDF とする．スポットの TF-IDF 値を出すことによりスポットでできる体験の重要度を表現する．式(5)ではあるスポット s_j のスポットレビューに出現するある体験 e_i の出現頻度を $tf(e_i, s_j)$ とし、そのスポットにおけるその体験が占める割合を重要さとする．式(6)は全スポット数を $|S|$ とし、体験 e_i を含むスポット数を $df(e_i)$ とする．これは、ある体験 e_i が他のスポットに出現しないほど値が高くなる．式(7)で式(5)と式(6)を掛け算する事によりスポットでできる体験の重要さを表現することができる．TFIDF ベクトル $V_{s_j}^{(TFIDF)}$ を式(8)で表す．

$$TF(e_i, s_j) = \frac{tf(e_i, s_j)}{\sum_{e_k \in s_j} tf(e_k, s_j)} \quad (5)$$

$$IDF(e_i) = \log \frac{|S|}{df(e_i) + 1} \quad (6)$$

$$TFIDF(e_i, s_j) = TF(e_i, s_j) \times IDF(e_i) \quad (7)$$

$$V_{s_j}^{(TFIDF)} = [TFIDF(e_i, s_j)]_{1 \leq i \leq m} \quad (8)$$

3.4 確定スポットと候補スポットの類似度

確定スポットと候補スポットの類似度を以下に示す．

(1) 確定スポット集合のスポットごとにそれぞれ相性ベクトルを抽出する．

(2) 次に候補スポットをひとつ取り出し、そのスポットの TF-IDF ベクトルと確定スポットそれぞれの相性ベクトルを用いて式(9)より候補スポットのスコアを算出する．

(3) (2)を対象エリアの候補スポットごとに繰り返し、スコアが最も高いスポットを次の確定スポット集合に格納する．

表 3 各手法の条件

| | 式 (9) の λ | $wm(s_i)$ |
|------|-------------------|-----------|
| 手法 1 | 1.0 | 式 10 |
| 手法 2 | 0.6 | 式 10 |
| 手法 3 | 1.0 | 式 13 |
| 手法 4 | 0.6 | 式 13 |

式 (10) の $wm(s_i)$ では候補スポット s_i の TF-IDF ベクトルと確定スポット集合 D の相性ベクトルのコサイン類似度を計算し平均をとっている。これは候補スポットの確定スポットに対する相性の良さを示す。式 (11) の $penal(s_i)$ では候補スポット s_i の TFIDF ベクトルと確定スポット集合 D のそれぞれの TFIDF ベクトルのコサイン類似度が一番高い値を求める。これは候補スポットの確定スポットに対する、冗長性を示す。式 (9) により相性がよく冗長でない候補スポットを求める。このとき、 λ が 1.0 の時は $wm(s_i)$ の式と同じになり、確定スポット集合のスポットとの相性の良さのみを評価する。 λ が 0 に近づくとつれ $penal(s_i)$ により、確定スポット集合のスポットと同じような体験ができる冗長なスポットを除外することができる。

$$score(s_i) = \lambda \times wm(s_i) - (1 - \lambda)penal(s_i) \quad (9)$$

$$wm(s_i) = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} sim(V_{s_i}^{(TFIDF)}, V_{s_d}^{(wm)}) \quad (10)$$

$$penal(s_i) = sim(max(V_{s_i}^{(TFIDF)}, V_d^{(TFIDF)}, d \in D)) \quad (11)$$

4 評価実験

提案手法の有効性を示すため比較実験を行う。この実験により以下の 2 点を明らかにする。

- 式 (9) の λ の特性
- 相性ベクトルの有効性

これらを確認するため、 λ の条件として 1.0 と 0.6、用いるベクトルの条件として相性ベクトルを並用と TFIDF ベクトルのみを用意する。これらを組み合わせた 4 つの手法を比較する。

用いるベクトルの条件について説明する。TFIDF ベクトルのみは提案手法の相性ベクトルを TFIDF ベクトルに置き換え生成する。そのため提案手法での式 (10) が比較手法では式 (12) に置き換わる。

$$wm(s_i) = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} sim(V_{s_i}^{(TFIDF)}, V_{s_d}^{(TFIDF)}) \quad (12)$$

比較手法を表 3 に整理する。

5 実験結果と考察

5.1 評価項目

被験者は延べ 148 名である。被験者は自分の行きたいスポッ

表 4 実験結果

| | 項目 1 | 項目 2 | 項目 3 | 合計 |
|------|------|------|------|------|
| 手法 1 | 3.9 | 3.2 | 3.6 | 10.7 |
| 手法 2 | 3.6 | 3.6 | 3.4 | 10.6 |
| 手法 3 | 3.7 | 3.0 | 3.6 | 10.3 |
| 手法 4 | 3.4 | 3.7 | 3.3 | 10.4 |

トを入力し、入力スポットに対する推薦スポットとなる追加スポット数を 2 から 4 個の範囲で選択した。4 つの手法によるそれぞれの結果が表示され以下の 3 項目について評価した。

- 旅行の計画を立てるのに役に立つ組み合わせである
- 自分で思いつく組み合わせである
- 旅行体験のバランスがよい組み合わせである

それぞれを項目 1、項目 2、項目 3 とする。これらの項目は 5 段階のリッカート尺度であり、それぞれの手法ごとに評価する。なお、項目 2 は思いつかない方が推薦結果としては良いため、集計時に反転させている。そのため、全ての項目は 5 に近いほど良い評価となる。

5.2 実験

各手法と各項目ごとの評価値の平均を表 4 に示す。表 4 から λ の値が 0.6 の手法と 1.0 の手法を比べると項目 1 では λ の値が 1.0 の方が値が良く、項目 2 では λ の値が 0.6 の方が値が良く、項目 3 では λ の値が 1.0 の方が値が良くなっている。 λ の値を 1.0 から低くすることにより $penal$ の効果を大きくすることで確定スポットでできる体験と同じ体験ができる候補スポットを確定スポットに格納し難くする効果がある。このことから以下のことが分かる。

- 項目 1 では体験を偏らせたスポット集合推薦の方が旅行の計画を立てるのに役立つ。
- 項目 2 では体験を偏らせないスポット集合推薦の方が自分では思いつかない組み合わせのスポットを推薦できる。
- 項目 3 では体験を偏らせたスポット集合推薦の方が旅行体験のバランスが良い組み合わせとなる。

さらに相性ベクトルを使う手法の方が TFIDF ベクトルだけの手法より良いことが分かった。手法 1 と手法 3 の合計値を見ると相性ベクトルを使った手法 1 の方が値が良い。手法 2 と手法 4 の合計値を見ると相性ベクトルを使った手法 2 の方が値が良い。このことから相性ベクトルの有効性を示した。

これらの結果から手法 1 が一番優れていた。しかし、推薦システムと考えた時に項目 2 の値が高い事は重要である。推薦システムにおいて誰でも考えられるスポットをユーザに推薦するのは観光サイトの旅行プランをそのまま使うのと大差はない。合計値では手法 1 の方が手法 2 より優れた結果となっていたが、項目 2 を重視する推薦システムの場合は手法 2 の方が良いと言える。項目 1, 2, 3 に対して、式 (9) の λ の高低は、それぞれ、正の相関、負の相関、正の相関となることが予想できる。推薦システムの目的に応じて、 λ を調整することで対応できると考えられる。今後の研究では項目 1、項目 3 の向上を考

えるための手法を考えていきたい。

今回の実験では λ の値を小さくして体験が偏らないスポット集合推薦した方が項目 3 の結果は良くなると考えていた。しかし結果を見ると λ の値が 1.0 の方が良い結果となっている。このことからユーザはある程度同じ体験ができるスポット集合を推薦された方がバランスが良いと感じるのかもしれない。今後の研究で考えていきたい。

6 おわりに

本研究では、行きたいメインの観光スポットを入力しそのスポットと相性の良い観光スポット集合の推薦を行なった。提案手法としてはスポットごとに相性ベクトルと TF-IDF ベクトルを生成し、コサイン類似度により入力スポットと相性の良いスポット集合の推薦を行うシステムを構築した。相性ベクトルはあるスポットがどの体験と相性が良いかを表したベクトルで、TF-IDF ベクトルはあるスポットでできる体験を表したベクトルである。比較実験の結果から手法 1 が総合的に良い結果だったが、推薦システムとしては手法 2 が良いと考える。今後はユーザにとっての旅行体験のバランスの良さを考え、推薦手法を考えていきたい。また、ユーザごとに相性の良いと感じるスポットは違うので相性ベクトル生成の個人化に取り組む必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、2021 年度科研費基盤研究 (B) (課題番号：19H04118) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 津谷篤. 人が旅をする動機の感性評価結果を用いた多様性のあるドライブ旅行プラン作成. 日本感性工学会論文誌, Vol. 10, No. 3, pp. 433-443, 2011.
- [2] 倉島健, 藤村考, 奥田英範. 大規模テキストからの経験マイニング. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J92-D, No. 2, pp. 301-310, mar 2008.
- [3] 池田佳代, 田邊勝義, 奥田英範, 奥雅博. Blog からの体験情報抽出. 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 2, pp. 838-847, feb 2008.
- [4] 渡邊小百合, 吉野孝. 観光地名なしツイートからの観光地に関する感想の抽出手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 1, pp. 43-51, jan 2018.
- [5] 柿本航太郎, 井嶋蒼, 横山昌平. クチコミのジオリファレンスを用いた地域における特徴語の抽出タイトル. 研究報告情報基礎とアクセス技術 (IFAT), Vol. 9, No. 6, pp. 1-6, aug 2020.
- [6] 芳瑛瑩, 魏逸倫, 韓東力. 地域の特性性を考慮した旅行ブログの検出・推薦手法. 研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2019-NL-243, No. 6, pp. 1-6, nov 2019.
- [7] 篠田広人, 柴田有基, 難波英嗣, 石野亜耶, 竹澤寿幸. 感情に基づいた観光情報の推薦. 研究報告情報基礎とアクセス技術 (IFAT), Vol. 2020-IFAT-137, No. 2, pp. 1-6, feb 2020.
- [8] 藤田俊, 鷹野孝典. コンテンツのユーザに与える感情を考慮したコンテンツ推薦手法の検討. 情報処理学会論文誌, Vol. 61, No. 6, pp. 1200-1209, jun 2020.
- [9] 磯田祥吾, 日高真人, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一. 観光ナビにおいて必見スポットをよりよい時間帯に訪問可能にするオンサイトプランニング手法. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2020 論文集, 第 2020 巻, pp. 1487-1498, jun 2020.

- [10] 新妻弘崇, 新井晃平, 太田学. 観光ルート推薦のための効率的な制約条件. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 9, No. 2, pp. 34-45, jun 2016.
- [11] 中嶋勇人, 新妻弘崇, 太田学. 位置情報付きツイートを利用した観光ルート推薦. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol. 2013-DBS-158, No. 28, pp. 1-6, nov 2013.