

ユーザの既体験に基づく未体験度による観光地推薦

丸山 菜摘[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学情報学部システム数理学科 〒163-8677 東京都新宿区西新宿1丁目24-2

E-mail: ^{††} †j316268@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††} ††kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 観光地を決定する際、日常では味わえない体験ができるということは1つの基準になると考えられる。そこで本研究では、任意の観光スポットで可能な体験を抽出し、それを用いて未体験度を定義することにより、日常では味わえない体験を推薦する。具体的には、既知の観光スポットから抽出した体験と対象の観光スポットから抽出した体験の差異を未体験度として算出し、観光地検索の結果に付帯情報として提示する。本稿では、上記の考えを実現するために、観光地のレビューから係り受け解析を行い、「名詞、動詞」のペアを体験情報として抽出をする。そして既知の観光スポットから抽出した体験情報集合と、対象の観光スポットから抽出した体験情報集合での出現頻度を元にベクトルを生成し、コサイン類似度を算出し未体験度とする。評価実験では、比較手法と提案手法を比較し考察する。
キーワード 観光スポット、未体験度、体験抽出

1 はじめに

観光産業は世界的に大きな経済部門である。日本政府観光局¹によると、2019年9月の訪日外国人旅行者数は前年同月比5.2%増の227万3千人、2018年の9月の216万人を11万人上回った。さらに2020年に日本でオリンピックが開催されることから、より日本の観光産業が向上し経済発展に大きく影響をもたらすと考えられる。

しかし、訪日外国人の訪問先に偏りがあるという問題もある。訪日外国人は東京～京都～大阪間のいわゆるゴールデンルート上に位置する都道府県への訪問率が非常に高い一方、地方の訪問率は未だに低く、インバウンドを誘致するのに十分な成長の余地がある[1]。これは訪日外国人だけでなく、国内の観光客においても同じく、人気のスポットや有名な観光スポットに集中してしまう傾向がある。この問題は、観光スポットを決める際に、ウェブサイトから検索し旅行先を決定する旅行者が多いことが影響していると考えられる。

近年、旅行先を決めるときはガイドブック、観光検索サイト、口コミなどから情報を収集し、計画を立てる旅行者は多い。しかし、観光スポットを検索する際、通常の検索では、有名な観光スポットや人気のスポットが上位に表示されるため、ユーザそれぞれの嗜好に合った観光スポットを見つけることは難しい。また、旅行先が決まっていない場合自分の知識からの検索になるため、より検索の幅が狭まってしまう。さらに観光検索サイトでは、観光スポットやご当地グルメ、イベントからの検索になってしまうため、自分の体験したいことが定かになっていない場合はより検索が困難になってしまったり、無難な旅行先になってしまう。

しかし、旅行に行くのであれば、普段体験しないこと、今までに体験したことのない経験をしたい人が多いであろう。こう

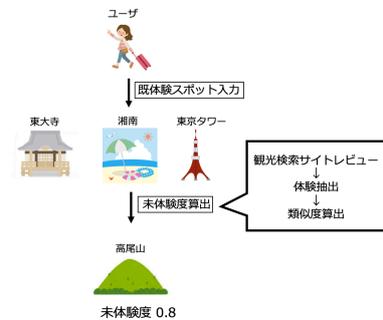


図1 提案手法

した際に、ユーザが普段体験できないことが体験できる観光スポットを推薦することにより、ユーザの旅行先の選択肢を広げることができると考えられる。

そこで本研究では、ある観光スポットに関して、ユーザが今までに体験したことのない度合いを未体験度として定義する。そしてユーザが過去に訪れた観光地のレビューから、そのユーザが既に体験していることを抽出し、対象エリアの観光スポットの未体験度を算出する手法を提案する。さらにユーザに対し、未体験度に基づく観光地の推薦をするシステムを構築する。図1に提案手法の概念図を示す。図1はユーザが既体験スポットとしてを東大寺、湘南、東京タワーを入力すると、その3つのスポットのレビューから体験抽出を行い、未訪問スポットである高尾山における体験との差異から高尾山の未体験度を算出する様子を表している。

本稿の構成は以下の通りである。2節で関連研究、3節で提案手法について述べ、4節では観光スポット推薦システムの構築、5節では実験の結果と考察について、6節ではまとめと今後の課題について述べる。

1 : https://www.jnto.go.jp/jpn/statistics/data_info_listing/pdf/191016_monthly.pdf

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、ブログに記述された人間の経験から時間・空間・動作・対象・感情の 5 要素を抽出し、感情を 8 カテゴリに分類する手法を提案した。これによって、経験が動作主にとって成功か失敗かを導き出すことができる。また、得られた経験情報集合から相関ルール抽出技術を用いて、いくつかの興味深いルールを発見した。この手法では経験情報を抽出するために、メタデータから時間要素を抽出したり、固有表現抽出技術を用いて地名、組織名を抽出したり、日本語語彙大系を利用した動作辞書の取得、移動を示す動詞の削除、深層格における対象格の抽出をすることで行動要素の抽出を行なっている。

奥ら [3] は、語句の地域限定性に着目することで、旅行先などの現地ならではの語句を自動的に抽出する方法を提案した。この手法はグルメ情報サイトやスポット情報サイトから収集される位置情報付きコンテンツに着目する。指定した場所に存在するコンテンツから語句を抽出し、語句の地域限定性を表す地域限定性スコアを IDF および地域関連重みと呼ばれる尺度を組み合わせて算出する手法である。特徴語句抽出によく用いられる IDF をベースラインとして比較したとき、提案の地域限定性スコアでは地域限定語句を効果的に抽出することを確認した。

荒川ら [4] は、位置情報付きのソーシャルデータを分析に基づくソーシャル観光マップの構築に向け、都市の人気スポットをその正確な名前と共に抽出する仕組みを提案した。この手法では、MeanShift 法を用いてクラスタリングを行い、クラスタの特徴であるタグを選出する。これにより、複数のチェックインサービスから情報を得て、より正確な表記の名前を得られることが示された。

本研究では、体験の抽出として倉島らの手法を参考に、より簡素にした手法を用いて抽出している。これにより、体験の抽出の精度が上がれば、未体験度の精度も上がるものとする。また目的に応じて、上述の手法により体験の種類を変えたり、絞ったりすることも可能であるとする。

2.2 オブジェクト間の類似度

また、対象間の類似度を算出する研究も多く発表されている。

樽井ら [5] は、協調フィルタリング法とコンテンツ分析法を用いて、観光地特徴ベクトル、利用者履歴ベクトル、利用者特徴ベクトルを利用し、利用者間の類似度から旅行計画者の嗜好にあった観光地を推薦する手法を提案した。この手法では、観光地特徴ベクトル、利用者履歴ベクトル、利用者特徴ベクトルを協調フィルタリング手法を用いて生成し、各利用者の特徴ベクトルの各要素の構成割合を計算して正規化をする手法を用いている。

吉田ら [6] は、ユーザへの商品推薦に活用することを目的として EC サイトなどに投稿された商品レビューから商品の特徴

を表す語を抽出する手法を提案した。この手法は、商品の肯定評価や否定評価を表す評価表現を含む文をレビューから抽出し、評価の対象となった各属性を商品の特徴語候補とする。その中から、各属性の賛否が分かれた度合いを属性の肯定評価率で表し、肯定評価率を考慮して算出した特徴度によって特徴語を抽出する。特徴語から特徴ベクトルを作成し、他の商品の特徴ベクトルとのコサイン類似度を算出し、類似する商品をユーザに推薦する。

村松ら [7] らは、漫画作品推薦のため、漫画レビューの評価視点と評価表現に基づき作品の類似度を測ることにより、評価される箇所が似た作品を推定する手法を提案した。この手法は、レビューから抽出した評価視点と評価表現を利用してベクトル空間モデルを用いて作品同士の類似度を求める。評価表現の抽出は係り受け解析を行い、名詞 (形容動詞語幹)、名詞 (ナイ形容詞語幹)、形容詞、動詞 (係り先の次の語が形容詞の場合) の係り元である名詞を抽出する。類似度はコサイン類似度を用いて算出する。

一般に類似度の算出方法は、レビューから特徴語を抽出し、その特徴語をもとにベクトルを生成したり、TF-IDF を用いて重みづけを行なっている研究が多い。我々は、レビューから係り受けの関係にある名詞と動詞を抽出することにより、特徴語単位ではなく体験単位で類似度の算出を行う。

2.3 観光情報処理

また、観光情報を手軽に得るために、文や画像の解析することにより要約を自動生成したり、観光情報の推薦を行う研究もある。本研究では体験を軸に手軽に観光情報を得られる点でアプローチが異なる。

飯沼ら [8] は、グラフベースの文の重要度計算手法である LexRank を拡張して画像の重要度を算出することにより、画像を含む複数旅行ブログエントリの要約を自動生成する手法を提案した。この手法は、旅行ブログエントリ集合をクラスタリングし、クラスタ毎に文と画像の重要度を計算し、重要度が高い順に文と画像を選択することで要約を作成する。また、行動タイプを LexRank により文と画像の重要度を算出することにより、ともに関連性の高いものが選ばれやすくなる。

また、倉島ら [9] はユーザの過去の行動履歴から次の行動を予測し、推薦するためのジオトピックモデルを提案した。この提案モデルは、ユーザの行動範囲から近く、ユーザの興味に合致する場所を推薦することもできれば、ユーザの現在地情報を行動範囲の代わりに用いることで、ユーザ自身の興味に合致した周辺情報を推薦できる。

3 未体験度に基づく観光スポット推薦

本研究では、ユーザの既体験情報からスポットの未体験度を算出することで、観光スポットを推薦する手法を提案する。まず、あらかじめ全ての観光スポットから体験の抽出を行う。この体験は各スポットのレビューから抽出する。詳細は 3.1 節で述べる。次にユーザのお気に入りの訪問済み観光スポットを複

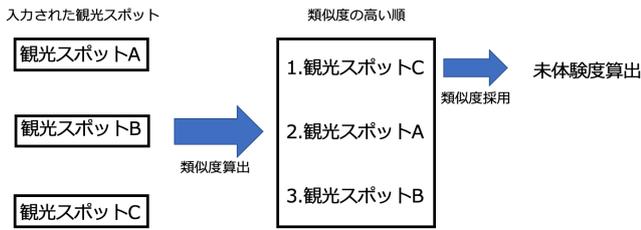


図 2 未体験度の算出過程

表 1 動作動詞

食べる	走る	歌う	叫ぶ	跳ねる	選ぶ
歩く	登る	読む	温まる	取る	飛ぶ
泳ぐ	叩く	休む	味わう	浮く	撮る
投げる	蹴る	払う	育てる	持つ	舐める
待つ	出かける	働く	仰ぐ	遊ぶ	挙げる
訪れる	帰る	握る	動く	言う	触る
乗る	降りる	連れる	描く	嗅ぐ	当たる
立つ	買う	釣る	結ぶ	消す	見る
飼う	売る	勤める	別れる	飲む	砕く
渡す	貰う	滑る	書く	話す	まとめる
座る	寝る	探す			

数件得る。そして、訪問済み観光スポットと対象エリアの観光スポットの体験に基づき類似度を算出する。対象エリアの 1 スポットに対して、訪問済み観光スポットの中から最も類似度が高いスポットを採用し、未体験度を算出する。図 2 に未体験度の算出過程を示す。

3.1 体験抽出方法

体験抽出は観光地検索サイトのレビュー文の係り受け解析に基づいて行う。まず、レビュー文を係り受け解析する。その中で名詞を含むチャンクから、直接もしくは間接的に係り受け関係にある動詞を含むチャンクを抽出する。このチャンクの名詞と動詞をペアで取り出し、体験とする。なお、体験のみを抽出するため、動詞は動作動詞のみに限定する。限定した動作動詞を表 1 に示す。これにより、それぞれの観光スポットでの体験が抽出できる。1 つのレビュー文の体験抽出の例を表 2 に示す。表中の*が付いているものが抽出される体験である。

3.2 未体験度算出

未体験度の算出は、類似度から 1 を引くことにより求める (式 1)。まず、各スポットに対して体験抽出された名詞と動詞のペアの出現頻度により、ベクトルを生成する。次に、既体験スポットのベクトル集合と、対象となるスポットのベクトルから、コサイン類似度 $\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d})$ を算出する (式 2)。式 2 の \mathbf{q} はユーザのある既体験スポットから抽出した体験ベクトル、 \mathbf{d} は対象の観光スポットでの体験ベクトルを表す。その後、ユーザの訪問済みスポット N 箇所の観光スポット Q それぞれと対象の観光スポットの類似度を比較し、最も類似度が高いスポットの類似度を採用し、未体験度 m を算出する (式 1)。

表 2 体験抽出の例

レビュー文	函館の夜景を見に行きました。 夜にロープウェイで登りました。 天気も良くてとても綺麗に見えました。
係り受け解析	函館-夜景 夜景-見る* 見る-行く 夜-登る* ロープウェイ-登る* 天気-良い とても-綺麗 良い-見える 綺麗-見える*

表 3 未体験度算出結果

訪問スポット	観光スポット	未体験度
沖縄美ら海水族館	海遊館	0.158
	通天閣	0.925
	旭川市旭山水族館	0.867
横浜中華街	南京町	0.239
	浅草寺	0.795
東京タワー大展望台	お台場海浜公園	0.966
	函館山	0.565
	東京駅	0.782
	札幌ドーム	0.905

$$m = 1 - \arg \max_{q \in Q} \cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}) \quad (1)$$

$$\cos(\mathbf{q}, \mathbf{d}) = \frac{\mathbf{q} \cdot \mathbf{d}}{|\mathbf{q}| |\mathbf{d}|} \quad (2)$$

訪問スポット、観光スポット 1 箇所ごとに比較した未体験度の結果を表 3 に示す。表 3 より、沖縄美ら海水族館と海遊館、横浜中華街と南京町のように、体験が似ているスポットは未体験度が低くなり、沖縄美ら海水族館と通天閣や東京タワー大展望台、札幌ドームなど、体験が似ていないスポットは未体験度が高くなるのがわかる。

4 観光スポット推薦システムの構築

ユーザそれぞれの未体験度から観光地を推薦するための推薦システムを構築する。推薦システムのフローチャートを図 3 に示す。

まず、推薦システムではユーザが既体験スポットを入力し、その他の未体験スポットと比較して未体験度を算出する。そして未体験度別に表示をすることで、ユーザに合わせた観光地推薦ができると考える。推薦システムの出力を図 4 に示す。未体験度は、0.1 から 1.0 まで振り分け、ユーザがどの程度未体験な経験をしたかによって選択できるようにする。これにより、ユーザに合わせた観光地推薦を行う。

5 実 験

本手法の効果を検証するために、本手法と比較手法で比較実験を行う。

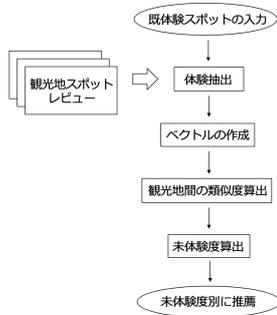


図3 推薦システムのフローチャート

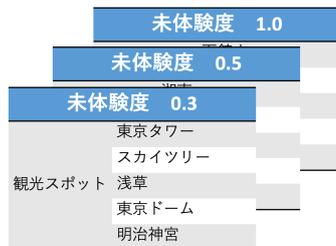


図4 推薦システムの出力例

5.1 実験方法

観光スポット検索サイトじゃらん²のレビューからデータを収集した。類似度の算出方法として、本手法、動詞の絞込みを行わずに体験抽出した場合の類似度(以後、比較手法1と記す)、および体験ではなく単語による類似度(以後、比較手法2と記す)を用意した。これらを体験および単語の出現頻度と、体験および単語の重要度の2つで算出し、6つの手法を比較し、本手法の効果を検証する。

具体的には、既体験の観光スポット3箇所(東京タワー大展望台、横浜中華街、沖縄美ら海水族館)、未訪問の観光スポット5箇所(旭川市旭山動物園、函館山、築地場外市場、通天閣、南京町)をそれぞれ設定し、未体験度順に未訪問スポットを順位付けする。そして、既体験の観光スポットでの体験を踏まえ、6つの手法の順位を比較し考察する。

比較手法1は、動詞の絞込みを行わずに体験抽出し、未体験度を算出する手法である。まず、本手法と同じように係り受け解析を行い、名詞と動詞のペアで体験を抽出する。そしてそれらの体験を出現頻度と重要度によりベクトルを生成し、コサイン類似度を用いて未体験度を算出する。比較手法2は、名詞と動詞と形容詞を抽出し、それらを出現頻度と重要度によりベクトル生成し、コサイン類似度を用いて未体験度を算出する手法である。これらを比較し、どの手法が未体験度を正確に算出できているか考察する。

体験および単語の重要度としては、文書特徴量として一般に用いられるTF-IDF法を用いる。TFはそのスポットでの出現頻度、IDFはその体験を含むスポット数の逆数を用いて算出する。TF-IDF法により、より特徴的な体験や単語に重みがつく

表4 本手法(出現頻度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.239
函館山	東京タワー大展望台	0.565
通天閣	東京タワー大展望台	0.740
築地場外市場	横浜中華街	0.744
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.867

表5 比較手法1(出現頻度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.147
築地場外市場	横浜中華街	0.269
函館山	東京タワー大展望台	0.605
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.609
通天閣	横浜中華街	0.679

表6 比較手法2(出現頻度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.137
築地場外市場	横浜中華街	0.420
函館山	東京タワー大展望台	0.594
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.658
通天閣	東京タワー大展望台	0.701

表7 本手法(重要度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.280
函館山	東京タワー大展望台	0.669
築地場外市場	横浜中華街	0.796
通天閣	東京タワー大展望台	0.827
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.881

表8 比較手法1(重要度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.281
築地場外市場	横浜中華街	0.514
函館山	東京タワー大展望台	0.744
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.770
通天閣	東京タワー大展望台	0.817

表9 比較手法2(重要度)の未体験度順位

未体験スポット	最も類似度が高い既訪問スポット	未体験度
南京町	横浜中華街	0.227
築地場外市場	横浜中華街	0.684
函館山	東京タワー大展望台	0.739
旭川市旭山動物園	沖縄美ら海水族館	0.805
通天閣	東京タワー大展望台	0.823

ことが期待される。一方、未体験度としては一般的な体験も算出に影響を与えるべきだと考えられるため、これらを比較する。

5.2 実験結果

表4に本手法の出現頻度をもとに算出した未体験度順位を、表5に比較手法1の出現頻度をもとに算出した未体験度順位、表6に比較手法2の出現頻度をもとに算出した未体験度順位、

2 : <https://www.jalan.net/kankou/>

表 10 最も影響を与えている要素 (通天閣)

本手法	比較手法 1	比較手法 2
写真-撮る	こと-できる	展望台
展望台-見る	たくさん-ある	こと
展望台-登る	こと-ある	ある
景色-見る	写真-撮る	景色
夜景-見る	お土産-ある	いる

表 7 に本手法の重要度をもとに算出した未体験度順位, 表 8 に比較手法 1 の重要度をもとに算出した未体験度順位, 表 9 に比較手法 2 の重要度をもとに算出した未体験度順位を示す。6 つの表は未体験度の低い順に並べてあり, 左から 1 列目は事前に設定した未体験スポット, 2 列目は既訪問スポット 3 箇所のうち, その未体験スポットと最も類似度が高く, 未体験度算出に用いた既訪問スポット 1 箇所を表している。

また, 表 10 に出現頻度による本手法と比較手法での通天閣の未体験度に最も影響を与えている要素 5 件をそれぞれ示す。これは通天閣と既体験スポットの未体験度算出時に, 体験の値の乗算結果が大きくなったものを抜き出したものである。そのため, この要素は代表的な既体験の要素を表していると考えられる。

5.3 考察

まず表 4 と表 5 の出現頻度をもとに算出した順位だけを見た場合, どちらも南京町が最も未体験度の低いスポットであるが, それ以外のスポットの順位が大幅に変わっていることがわかる。また, 既体験の観光スポット 3 箇所から体験できることは, 東京タワー大展望台は「見える」や「登る」, 横浜中華街は「食べる」や「買う」, 沖縄美ら海水族館は「泳ぐ」や「触れる」などが考えられる。このことから, 表 4 では東京タワー大展望台との体験がかなり似ている函館山と通天閣が上位にあり, 横浜中華街と「食べる」などの体験が少し似ている築地場外市場が 4 位にあるため, 本手法には体験を適切に扱う効果があると考えられる。また表 5 と表 6 では, 順位は変わらず, 築地場外市場と横浜中華街がかなり類似度の高い結果であることがわかる。3 つの表の最も類似度が高い既訪問スポットの列を比較すると, 通天閣以外は未体験スポットと既訪問スポットの組み合わせは同じである。通天閣は表 4 では東京タワー大展望台, 表 5 では横浜中華街, 表 6 では東京タワー大展望台と類似度が高くなる結果になった。このことから, 比較手法 1 では体験を限定していないため, 通天閣以外やその周辺での体験により横浜中華街との類似度が大きくなったと考えられる。そして本手法では動詞を限定したことで, より体験に近い東京タワーとの類似度が高くなったと考えられる。

次に表 7 と表 8 と表 9 より, 本手法, 比較手法 1, および比較手法 2 の重要度をもとに算出した順位を比較する。2 つの表とも南京町が最も未体験度の低いスポットであるが, それ以外のスポットの順位は異なっていることがわかる。また, 本手法と比較手法 1 と比較手法 2 ともに出現頻度をもとに算出した結果と同様となった。そのため, 前述と同様の理由により, 本手法の方が体験を適切に扱う効果があると考えられる。

また, 表 10 より本手法, 比較手法 1, および比較手法 2 の類似度に最も影響を与えている要素を比較する。本手法の要素には「写真-撮る」, 「展望台-見る」などの観光地特有の体験が抽出されていることがわかる。それに対し比較手法 1 では, 「こと-できる」, 「たくさん-ある」などの観光地での体験に関係のない要素が抽出され, 比較手法 2 では「展望台」, 「こと」, 「ある」, 「景色」, 「いる」などの観光スポットに関係のある要素と関係のない要素が抽出されている。これにより, 本手法の方が観光スポット特有の体験を適切に扱うことができると考えられる。

なお, 出現頻度と重要度を比較した所, 明確な差異は見られなかったが全体的に重要度を用いると未体験度が上がる傾向が見られた。どちらの方が未体験度として適切な値であるか, 今後スポットの量を増やし, 影響を与える要素の変化を見ることで明らかにしていく。

6 おわりに

我々は, 観光検索サイトを利用して旅行先を決定する際に, 体験したいことが定まっていなくて, 旅行先の決定が困難であったり, 無難な旅行になってしまうという問題に着目した。そこで本研究では, ユーザの旅行先の選択の幅を広げることを目的として, ユーザが既に体験していることと未訪問の観光スポットとの体験を比較し, 未体験度として算出する手法を提案した。この手法では, 観光地のレビューから係り受け解析を行い, 名詞と動詞のペアを体験として抽出し, その体験の出現頻度を元にベクトルを生成し, コサイン類似度を算出し未体験度とする。そして, 本手法, 体験の動詞に限定しない手法, および体験ではなく単語による類似度での比較実験を行った。その結果, 本手法により適切に体験の度合いを表現できる可能性があることを確認した。今後の課題として, 未体験度から推薦することによる効果を検証すること, 未体験度の算出に関して出現頻度と重要度のどちらが適切か明確にすること, 未体験度からの推薦をするアプリケーションの構築を行うことが挙げられる。

謝辞

本研究の一部は, 2019 年度科研費基盤研究 (C)(課題番号: 18K11551) 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] 小川真澄, 加賀妻美沙, 川合悠加, 山元康平, 和田蒼一. 日本の観光立国化に向けた地方観光推進プラン. 学生観光論文コンテスト, No. 6, pp. 1-15, 2016.
- [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. 3, pp. 301-310, 2009.
- [3] 奥健太, 西崎剛司, 服部文夫. 地域限定性スコアに基づく位置情報付きコンテンツからの地域限定語句の抽出. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 5, No. 3, pp. 97-116, sep 2012.
- [4] 荒川豊, Tatjana Scheffler, StephanBaumann, Andreas Dengel. ソーシャルマップ-ソーシャルデータからの観光スポット抽出-. マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, Vol. 2013, pp. 1123-1132, jul 2013.

- [5] 樽井勇之. 協調フィルタリングとコンテンツ分析を利用した観光地推薦手法の検討. 上武大学経営情報学部紀要, No. 36, pp. 1-14, 2011.
- [6] 吉田朋史, 北山大輔. 商品推薦のための商品レビューの極性分析に基づく特徴抽出手法. 第7回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, pp. 1-5, 2015.
- [7] 村松拓実, 町田翔, 河野一志, 延澤志保. 読者レビューでの評価情報に基づく漫画の推薦. 第79回全国大会講演論文集, Vol. 2017, No. 1, pp. 537-538, mar 2017.
- [8] 飯沼俊平, 難波英嗣, 竹澤寿幸. 行動タイプを利用した複数旅行ログエントリ自動要約. 第8回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, pp. 1-8, 2016.
- [9] 倉島健, 岩田具治, 星出高秀, 高屋典子, 藤村考. 行動範囲と興味の同時推定モデルによる地域情報推薦. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 6, No. 2, pp. 30-41, mar 2013.