

旅行プランにおける体験の共起関係に基づく 相性の良いスポットペアの抽出

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: tj317168@ns.kogakuin.ac.jp, tjkitayama@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り大変という問題がある。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し、そこと相性の良い観光スポットの推薦を行う。本研究での相性の良さは既存の旅行プランに出現する体験同士の共起率とする。共起する確率は相互情報量により計算を行う。本研究でのスポットの推薦方法は、観光サイトの旅行記に出現する体験同士の共起する確率により作ったベクトルと観光サイトのレビュー文から作ったベクトルのコサイン類似度を使用しスポットの推薦を行う。本研究では既存の旅行プランに旅行記を使う。旅行記には相性の良い体験ができるスポットの組み合わせが選ばれていると考えられるので、旅行記を使う事にする。本研究での体験は旅行サイトのレビュー文から係受解析を行い、「名詞、動詞」のペアを抽出し体験とする。

キーワード 観光スポット, 体験抽出, 相互情報量

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と相性の良い観光スポットを推薦する手法を

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したと考えられる。そこで、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を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」、「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。

本研究の貢献を以下に示す。

- スポットでできる体験に着目し、相性の良い体験を定義した。
- 相性の良い体験に基づく観光スポット推薦の性質を明らかにした。

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。

丸山ら [2] は、旅行サイトのじゃらんから観光スポットの口コミを取得し体験を抽出している。その体験を元に TF-IDF を使いベクトルを作成しコサイン類似度により観光地間の類似度を算出している。この類似度から未体験度算出を行いある観光スポットではできない体験ができる観光スポットの推薦を行っている。また実験では動作動詞を限定して実験を行っている。この限定した動作動詞を本実験でも使用する。本提案手法と丸

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

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

山らの違いはあるスポットで体験できる体験と相性の良い体験ができるスポットの推薦を行っている点が異なる。

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。

倉島ら [4] 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。

本研究では、体験の抽出には丸山らの体験抽出方法を参考に観光サイトのじゃらんから体験を抽出する。詳しくは 3.3 節で述べる。

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、様々なものが考えられる。以下にそれらに関する手法を紹介する。これらの特徴に基づき、相性の良い特徴を用いた推薦などに拡張していくことは今後の課題であると考えている。

渡邊ら [5] 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考える名詞、形容詞、動詞としている。

柿本ら [6] 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 [7] は地域の特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。

篠田ら [8] 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 [9] 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

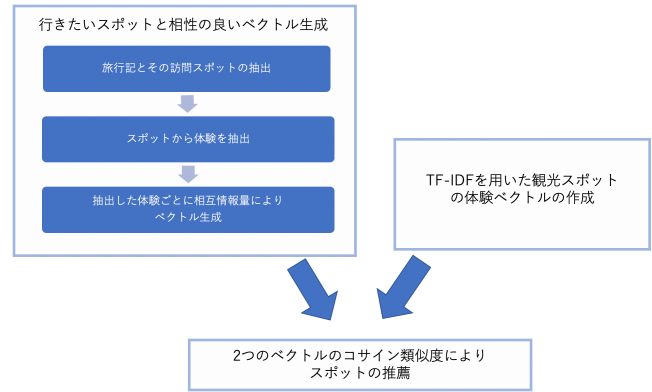


図 1 提案手法の概要

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。

3 体験の共起関係に基づく相性の良いスポットペアの抽出

本研究では 2 つの手法により 2 種類のベクトルを生成する。本研究の概要図を図 1 に示す。2 つのベクトルは図 1 の「行きたいスポットと相性の良いベクトル」と「TF-IDF を用いた観光スポットの体験ベクトル」である。その 2 つのベクトルのコサイン類似度によりスポットの推薦を行う。

3.1 対象とするデータ構造

まず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 は訪問スポットを示す。 s_i は体験集合 $[e_1, e_2, e_3, \dots, e_m]$ を持つものとする。

本稿では旅行記は、観光情報投稿サイトの 4travel³ から、体験は観光レビューサイトのじゃらんからそれぞれ取得する。

3.2 旅行記とその訪問スポットの抽出

旅行記の記事の中には記事を書いた人が訪れたスポットが書かれていると考えられる。さらに訪れたスポットは相性の良い体験ができるスポットと考えられる。そこで観光サイトの 4travel より旅行記を抽出し、共に訪れられるスポットの抽出を行う。しかしながら、本研究では 4travel とじゃらんという 2 つの異なる情報源を用いているため、抽出されるスポットの対応関係を判断する必要がある。また、4travel の旅行記では、単に文中に文字列としてしか出現しないスポットも存在するため、情報源を 4travel のみとした場合でも同様の問題が起こる。そこで、旅行記中のスポットの特定を行う。観光サイトの旅行記からスポットを抽出する際の流れを図 2 に示す。

スポットの抽出方法としてまず、旅行記の文書を mecab より形態素解析し、固有名詞を抽出する。ただし、地域であるものを除く。そして、抽出した名詞とじゃらんの観光スポットの文字列を用いて対応関係を判定する。具体的には、抽出文字列

3: <https://4travel.jp>

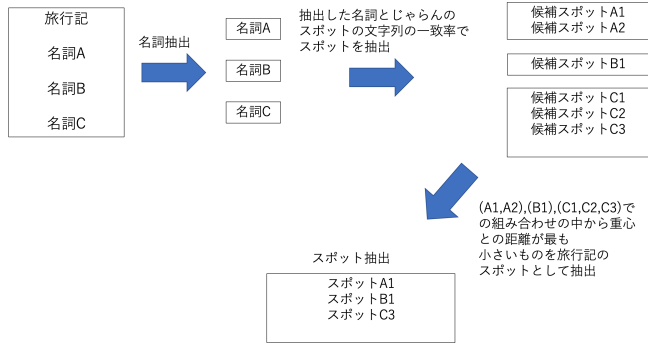


図2 観光サイトの旅行記から旅行記ごとにスポットを抽出

が観光スポット名に部分一致することと、抽出文字列が観光スポット名に占める割合が一定以上であることにより候補と判定する。抽出文字列が観光スポット名に占める割合は式(1)のように定義する。ここで、 $noun$ は、抽出文字列の長さ、 $spot_name$ は、抽出文字列を包含するスポット名の長さである。本研究では文字列の長さの割合を0.6以上とした。文字列の内包関係と文字の長さの割合を調べる理由としては、旅行記中に「延暦寺」のようにかかれているが、じゃらんのスポット名称は「比叡山延暦寺」のように、旅行記では「略称」や「部分的な表現」であることがあるからである。

$$ratio = \frac{noun}{spot_name} \quad (1)$$

文字列の一致率により観光スポットを決めているため、抽出した名詞1つに対して、複数の観光スポットが候補となることがある。そのため一つの旅行記中から抽出されたそれぞれの候補スポットに関して、候補を一つずつ取り出した組み合わせを求める。例えば、旅行記中から抽出した名詞が、A, B, Cとあり、それぞれの候補スポットがA1, A2, B1, C1, C2, C3と存在した場合に、(A1, B1, C1), (A1, B1, C3)のような組み合わせをすべて作成する。組み合わせごとに緯度、経度の値を使い重心をとり、重心とスポットの距離を求める。そして求めた距離の組み合わせの中で一番距離が小さくなるものを旅行記中に書かれたスポットに対応するスポットとする。

3.3 観光スポットの体験抽出

丸山ら[2]の手法を参考にじゃらんの観光スポットレビュー文より体験の抽出を行う。まずレビュー文に係受け解析する。係受け解析には形態素解析器であるmecab[10]と、係り受け解析器であるcabocha[11]を利用する。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。表中に*がついているものが抽出できる体験である。本研究では、スポットの特徴の素性をこの体験単位で扱う。

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	当てる
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			

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。 夜にロープウェイに乗りました。 天気も良くとても綺麗に見えました。
係受け解析	函館-夜景 夜景-見る* 見る-行く 夜-登る* ロープウェイ-乗る* 天気-良い とても-綺麗 良い-見える 綺麗-える。

3.4 相互情報量を用いた観光スポットと相性の良い体験ベクトルの生成

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を推薦する。それ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(2)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 は全旅行記数である。

$$P(e_i) = \frac{trf(e_i)}{TR} \quad (2)$$

入力スポットと相性の良いベクトル生成の概念図を図3とする。入力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。生成したベクトル全てを平均することで入力スポットと相性の良いベクトルの生成を行う。

本論文で相互情報量を使うのはある体験が他のある体験とどれだけ共起するのかを表現するためである。これにより値が高い体験は共起する体験同士と言えるので相性の良い体験と言える。求めた相互情報量を基にベクトルを生成する。ある体験に対しての他の体験の共起する値が決まるので、それを基にある体験に対するベクトルを生成する。ある体験の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。このことを式にしたものを式(3)とする。体験 e_i を入力スポットに出現する体験、体験 e_j は任意の体験である。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、

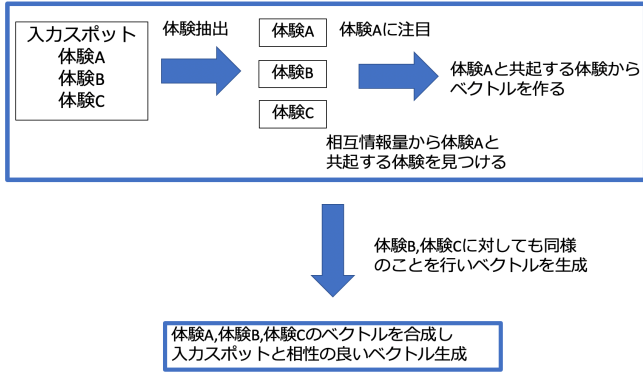


図3 入力スポットと相性の良いベクトル生成

同じ旅行記中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(3)で定義する。

$$f(e_i, e_j) = \log \frac{c(e_i, e_j)}{P(e_i) \times P(e_j)} \quad (3)$$

入力スポットから抽出した体験全ての中から出現回数上位10件の体験ベクトルをそれぞれ生成する。入力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入力スポットと相性の良いベクトルとする。

3.5 TF-IDFを用いた観光スポットの体験ベクトルの作成

じゃらんのスポットレビューから体験を抽出してベクトル生成を行う。ベクトル生成にはTF-IDFを使う。式(4)をTF、式(5)をIDF、式(6)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(4)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度とする。式(5)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(6)で式(4)と式(5)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。

$$TF(e_i, s_j) = \frac{tf(e_i, s_j)}{\sum_{e_k \in s_j} tf(e_k, s_j)} \quad (4)$$

$$IDF(e_i) = \log \frac{|S|}{df(e_i) + 1} \quad (5)$$

$$TFIDF(e_i, s_j) = TF(e_i, s_j) \times IDF(e_i) \quad (6)$$

4 提案手法によるスポット推薦の例

提案手法による出力を行った。入力スポットを「東京ディズニーシー」、「鳩ノ巣渓谷」の2つを入力スポットとした。「東京ディズニーシー」はテーマパークであり、「鳩ノ巣渓谷」は運河である。使用したデータはじゃらんのスポット数:29322, 旅行

表3 東京ディズニーシー

1	東京ディズニーランド
2	イクスピアリ
3	運動公園
4	東京ベイ
5	ヘリ・ナイトクルージング

表4 鳩ノ巣渓谷

1	御前山
2	奥多摩湖
3	雲取山
4	日原鍾乳洞
5	小河内ダム

記数:5375, 体験数:13266である。入力スポット「東京ディズニーシー」、「鳩ノ巣渓谷」に対しての推薦結果を表3, 表4に示し、推薦結果はコサイン類似度の上位5件を表にした。推薦スポットのエリアとしては入力スポットと同じ市にあるスポットを推薦スポットのエリアとした。表3はイクスピアリや東京ベイが上位に来ている。イクスピアリはじゃらんのジャンルではショッピングとなっていて映画, 食事, ショッピングなどができる施設となっている。じゃらんでイクスピアリの口コミを確認したところ、東京ディズニーシーと一緒に訪れている口コミが多く見られた。東京ベイはホテルである。じゃらんで東京ベイの口コミを確認したところ、東京ディズニーシーと一緒に訪れている口コミが多く見られた。表4は御前山, 奥多摩湖, 日原鍾乳洞が上位が上位に来ている。御前山は山岳, 奥多摩湖は湖, 日原鍾乳洞は鍾乳洞となっている。運河と一緒に訪れられるスポットとして山, 湖, 鍾乳洞などは十分考えられる。これらのことから、入力スポットに対しての推薦スポットは一緒に訪れられるスポットとして十分考えられる組み合わせである。

5 評価実験

実験により以下を評価することで、提案手法により生成されるベクトルの妥当性を評価する。

- 実験1:スポットのある体験に対して、自己相互情報量の高くなる体験が、相性の良い体験として適切かどうかを評価する。

- 実験2:スポットに対して、TF-IDF値の高くなる体験が、そのスポットの体験として適切かどうかを評価する。

- 実験3:スポットに対して、自己相互情報量の高くなる体験が、相性の良い体験として適切かどうかを評価する。

スポットは「東京ディズニーシー」、「鳩ノ巣渓谷」とし、ある体験にはスポットに出現する回数上位5件の体験を使用した。使用した体験とそれに対して自己相互情報量の高い体験を表5に示す。これらの評価を行うためアンケートを行った。被験者は大学生/大学院生は14名であり、アンケート方法を以下に示す。

表 5 スポット体験出現回数上位 5 件とそれに対して自己相互情報量の高い体験

スポット	体験	自己相互情報量の高い体験
東京ディズニーシー	お酒-飲む	向け-乗る, お刺身-売る, 倉敷駅-歩く, 吟味-買う, 雷門-見る
	アトラクション-待つ	ねぶた祭り-見る, FUJIYAMA-乗る, ええじゃないか-乗る, 家族-滑る, 絶叫マシン-乗る
	アトラクション-乗る	向け-乗る, 入園-遊ぶ, 1つ-乗る, ミッキー-見る, ディズニーランド-訪れる
	キャラクター撮る	金のしゃちほこ-見る, 青森駅-歩く, ミッキー-探す, シンデレラ-城見る, キャスト-言う
	パレード-見る	ライン-乗る, ミッキー-見る, 夢の国-言う, ディズニーランド-訪れる, 海遊館-乗る
鳩ノ巣溪谷	川-歩く	金鱗湖-見る, 倉敷駅-歩く, 大橋-見る, 土手-歩く, 河原-遊ぶ
	岩-座る	ナイアガラ-言う, 距離-滑る, カタクリ-見る, もみじ-食べる, もみじ-売る
	鈴-持つ	ヒグマ-見る, ミズバショウ-見る, 一緒-言う, 自然-乗る, 元気-走る
	岩場-歩く	星の砂-探す, しめ縄-結ぶ, 岩-結ぶ, 潮干狩り-訪れる, 天岩戸神社-歩く
	夕方-歩く	内側-見る, 倉敷駅-歩く, 星の砂-探す, 日本三景-言う, 十和田湖-乗る

表 6 スポットごとの TF-IDF 値上位 5 件

東京ディズニーシー	鳩ノ巣溪谷
アトラクション-乗る	岩場-歩く
タワー・オブ・テラー-乗る	岩-座る
ダッフィー-買う	線-歩く
お酒-飲む	川-歩く
パレード-見る	お茶-飲む

表 7 スポットごとの自己相互情報量の値上位 5 件

東京ディズニーシー	鳩ノ巣溪谷
主人-遊ぶ	滝つぼ-見る
じゃらん-選ぶ	先日-出かける
達-乗る	中心-訪れる
スリル-乗る	おにぎり-買う
ネモフィラ-見る	滝-降りる

● 実験 1:ある体験の自己相互情報量が高い上位 5 個の体験, ランダム抽出による 5 個の体験を混ぜた 10 個の体験をそれぞれ 1~5 段階で評価.

● 実験 2, 実験 3:スポットに対して TF-IDF, 自己相互情報量の値が高い上位 5 個の体験, ランダム抽出による 5 個の体験を混ぜた 10 個の体験を 1~5 段階で評価.

スポットに対して TF-IDF 値, 自己相互情報量の値が高い上位 5 個の体験の表をそれぞれ表 6, 表 7 とする.

6 評価実験アンケート結果

実験 1, 実験 2, 実験 3 のそれぞれの指標上位 5 個の体験, ランダム抽出による 5 個の体験の評価値の平均を表 8 と表 9 に示す. 表 8 と表 9 の実験 1, 実験 2 の結果からそれぞれの指標上位 5 個の体験の値がランダム抽出による 5 個の体験に比べて高くなっている事がわかる. このことから提案手法で用いた「ある体験に対しての自己相互情報量の高くなる体験」と「スポットに対しての TF-IDF 値の高くなる体験」が妥当である事が確認できる. しかし, 表 9 の実験 1 の値は他の評価に比べてどちらも低いものになっている. これは鳩ノ巣溪谷での体験が「鈴-

表 8 東京ディズニーシーアンケート結果

実験種類	それぞれの指標上位 5 個	ランダム抽出による 5 個の体験
実験 1	3.49	2.77
実験 2	4.51	2.81
実験 3	3.02	3.15

表 9 鳩ノ巣溪谷アンケート結果

実験種類	それぞれの指標上位 5 個	ランダム抽出による 5 個の体験
実験 1	2.88	2.37
実験 2	3.94	2.98
実験 3	3.42	2.48

持つ」, 「岩-座る」のようにあまりする事がない体験が多かったため低い値をつけたと考えられる.

表 8 と表 9 の実験 3 の結果から表 8 ではそれぞれの指標上位 5 個の体験の値がランダム抽出による 5 個の体験に比べて低くなっており, 表 9 はそれぞれの指標上位 5 個の体験の値がランダム抽出による 5 個の体験に比べて高くなっている事が読み取れる. このように表 8 と表 9 で違いが出てしまっているのは東京ディズニーシーでのスポットに対して, 自己相互情報量の高くなる体験が体験として理解しにくいものであった事が原因であると考えられる. 例としては「主人-遊ぶ」, 「じゃらん-選ぶ」のような理解が困難な体験があった.

7 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の推薦を行なった. 提案手法としては旅行記から体験を抽出し, 体験から相互情報量と TF-IDF をそれぞれ用いて 2 種類のベクトルを生成し, 生成したベクトルの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の推薦を行なった. 結果としては行きたいメインの場所と推薦されたスポットはスポットのペアとして考えられるものだった. 今後の課題としては以下があげられる. 文字の長さの割合を今回の実験では 0.6 以上とした. しかし, 旅行記には金閣寺とだけ書かれているが, じゃらんのスポット表記は鹿苑寺(金閣寺)となっているため 0.6 以上だと抽出する事ができない. これを解決するため文字の長さの割合の値を検討する.

今回の体験の抽出方法では感覚的にわからない体験が多いため、新たな抽出方法の検討をする。じゃらのレビューを書いた人による相関ルールマイニングによるスポット推薦システムを作り、提案手法との比較実験をする。

謝 辞

本研究の一部は、2020 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] 津谷篤. 人が旅をする動機の感性評定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] 丸山菜摘, 北山大輔. ユーザの既体験に基づく未体験度による観光地推薦. *DEIM2020*, pp. 1–16, 2020.
- [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] 健倉島, 考藤村, 英範奥田. 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 勞瑛瑩, 魏逸倫, 韓東力. 地域の特有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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治. Conditional random fields を用いた日本語形態素解析. 情報処理学会研究報告. NL, 自然言語処理研究会報告, Vol. 161, pp. 89–96, may 2004.
- [11] Taku Kudo and Yuji Matsumoto. Fast methods for kernel-based text analysis. In *Proceedings of the 41st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 24–31, Sapporo, Japan, July 2003. Association for Computational Linguistics.