

旅行者の感情に基づいた観光スポット推薦

篠田 広人¹, 柴田 有基¹, 難波 英嗣², 石野 亜耶³, 竹澤 寿幸¹

¹広島市立大学大学院 情報科学研究科

²中央大学 理工学部

³広島経済大学 メディアビジネス学部

¹ {shinoda, shibata, takezawa}@ls.info.hiroshima-cu.ac.jp

² nanba@kc.chuo-u.ac.jp

³ ay-ishino@hue.ac.jp

概要：本研究では、旅行者の感情という観点から観光スポットを推薦するシステムの構築を目指している。従来は、例えば「ショッピング」、「宿泊」といった旅行者の目的別に観光スポットの推薦を行う手法に対して、感情に基づく観光スポット推薦とは、例えば「驚き」の観光名所やレストランなど、感情を軸として旅行者に観光スポットを提示するものである。今回は、感情を基にした観光スポット推薦において必要なモジュールである感情推定を旅行ブログに対して行い、もう一つのモジュールとして旅行ブログを「見る」、「食べる」などの5種類の観光タイプに自動分類した。実際に、感情分類実験の結果、精度0.974が得られた。また、観光タイプ分類実験の結果、精度0.787が得られ、その結果を基に観光タイプの可視化を行う。

Keyword：旅行ブログ，感情，観光タイプ，可視化

1. はじめに

近年、訪日外国人旅行者は増加の一途をたどっており、来たる2020年の東京オリンピックに向けて、少なくとも今後数年はこの傾向が続くものと考えられる。訪日外国人旅行者は、旅先の経験を、ツイッターやブログなどのソーシャルメディア上で写真と共に紹介することも少なくない。こうした情報はリアルタイム性が高く、他の旅行者が旅行計画を立てる上で有用なことが多い。そこで本研究では、ソーシャルメディア、特に旅行ブログを情報源とした観光推薦システムの構築を目指す。

従来は、例えば「ショッピング」、「宿泊」といった旅行者の目的別に観光スポットの推薦を行う手法があった。そうした手法に対して、本研究では、感情に基づく観光スポット推薦を行うことを目指している。感情に基づく観光スポット推薦とは、例えば「驚き」の観光名所やレストランなど、感情をひとつの軸として旅行者に観光スポットを提示するものである。

感情という観点から実際の旅行ブログを眺めると、旅行ブログ中の画像から、旅行者本人の「驚き」や「喜び」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

れることもあることが分かる。今回は、感情を基にした観光スポット推薦において必要なモジュールの一つとして Ghazi ら[1]が提供している感情の生起原因を含んだ感情データセットを使って感情推定を行い、また、旅行ブログを「買う」、「食べる」、「体験する」、「見る」、「泊まる」の5種類の観光タイプに自動分類し、実際に可視化を行った。

2. 関連研究

本研究で目指している感情に基づく観光スポット推薦において必要となるモジュールとして感情分類があるが、感情を利用した研究はいくつか行われている。Mohammad ら[2]は、303人の被験者によりツイートに11感情(anger, anticipation, disgust, fear, joy, love, optimism, pessimism, sadness, surprise, trust)をそれぞれラベル付けし、合計10983件の感情データセットを構築し、感情分類を行っている。本研究では、Mohammad ら[2]が提供している感情データセットとは違う Ghazi ら[1]が提供した感情データセットを用いて感情分類を行った。

また、観光スポット推薦に関する研究もある。酒井ら[3]は、個人化推薦により観光スポットを推薦するモードと他のユーザの過去の撮影回遊行動を利用した経路推薦モードを相互に活用するイン

タラクティブ観光推薦システムの構築を目指している。本研究では、旅行ブログ中のテキストと画像を情報源とした観光推薦システムの構築を目指している。

3. 感情に基づいた観光スポット推薦

本研究で目標にしているシステムについて、図1を用いて説明する。入力された旅行ブログは、藤井ら[4]が定義した表1の5つの観光タイプに分類する。その後、旅行ブログに含まれる1文ごとに感情推定を行う。もし、感情推定された文の中に観光スポットなどがあれば、感情に基づいた観光スポットと考えることができる。図1は、入力された旅行ブログが、観光タイプ分類器によって「体験する」に分類され、文ごとの感情推定をした結果、「Fujikyū is fun.」という文が「happy」と推定され、「USJ ... surprise!」という文が「surprise」と推定されたため、「happy」を表す観光スポットとして「Fujikyū」、「surprise」を表す観光スポットとして「USJ」と出力された例である。

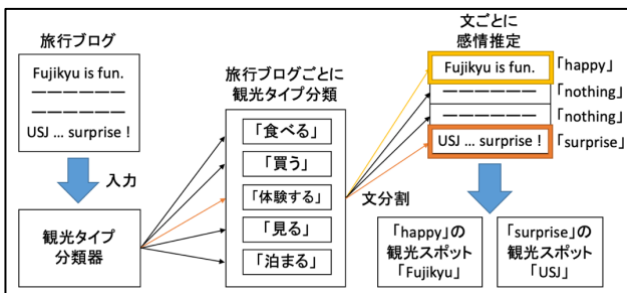


図1 システムの構成

表1 観光タイプの定義

観光タイプ	定義
買う	観光地で購入したお土産などの物品に関する情報。また、その物品に対する旅行者(ブログ著者)の評価。
食べる	飲食に関する情報。レストランに関する評判情報。
体験する	ものづくり体験やスキー、スキューバダイビングなど、自分の体を使って楽しめる物についての情報。
見る	観光名所やパレードなど、見て楽しめる物やイベントについての情報。
泊まる	旅行者(ブログ著者)が宿泊した施設に関する情報。

図1のシステムを実現するために、本研究では、旅行ブログに対し、観光タイプ分類と感情推定を行う手法を提案する。感情推定は、Ghaziら[1]が提供している感情データセットを用いて感情推定のためのモデルを構築し、そのモデルを旅行プロ

グに適用することで行う。

4. 実験

4.1. 観光タイプ分類

最大の旅行ブログサイトの1つであるTravelBlogのデータを実験に用いる。実験には、表1の定義を基に観光タイプを手で判定した結果を使用する。また、観光タイプの分類には画像の情報を利用するため、ブログ内の画像に対しGoogle Cloud Vision APIで画像解析を行う。なお、人手でラベル付けした観光タイプの件数は表2のようになった。1073件の旅行ブログは訓練用とテスト用にデータを分け、5分割交差検定を用いて実験を行った。分類手法はテキスト(text)ベースでSVM, Random Forest, fastText, DAN, SCDV, CNN, LSTM, CNN_LSTM, Bi-directional LSTM(以下Bi-LSTM)を用いた。DANは, Iyerら[5]が提唱した手法で最初に文章の単語分散表現を平均化し、それを中間層に通し、最終的にSoftmax層に通して分類を行う手法である。SCDVは, Mekalaら[6]が提唱した手法で単語ベクトルをGMMとIDF値を考慮した新たなベクトルを生成し、生成した単語ベクトルの平均を文書ベクトルとする手法である。また、テキストと画像(text + img)を考慮した分類をDAN, SCDVを用いて実験を行った。評価尺度には精度、再現率、F値を用いた。

実験結果は表3のようになった。表3から精度に関してはfastTextが一番高く、再現率に関してはCNN_LSTMが一番高く、F値に関してはテキストと画像を考慮したDANが一番高いという結果となった。DANとSCDVに関してはテキストと画像を考慮することでテキストのみの場合と比べて若干再現率が下がったものの、精度が上がったため、テキストと画像を組み合わせることの有効性が示された。

表2 人手でラベル付けした観光タイプの件数

観光タイプ	件数
買う	48
食べる	81
体験する	240
見る	810
泊まる	116

表 3 観光タイプ分類結果

手法	精度	再現率	F 値
SVM(text)	0.695	0.602	0.645
Random Forest(text)	0.783	0.612	0.687
fastText(text)	0.787	0.624	0.696
DAN(text)	0.560	0.691	0.619
SCDV(text)	0.696	0.696	0.696
CNN(text)	0.329	0.714	0.450
LSTM(text)	0.309	0.705	0.430
CNN_LSTM(text)	0.377	0.751	0.502
Bi-LSTM(text)	0.293	0.718	0.417
DAN(text+img)	0.767	0.641	0.698
SCDV(text+img)	0.743	0.653	0.695

4.2. 感情分類

Ghazi ら[1]が提供している感情の生起原因を含んだ感情データセットで感情分類を行った。このデータセットはフレーム意味論に基づくオンライン英単語情報プロジェクト FrameNet の要素のうち感情の生起原因に着目したデータセットである。データセットの構成は、あらかじめ、生起原因を含んだデータ 820 件と生起原因を含まないデータ 1593 件に分かれており、それぞれ共通して、7 感情(happy, sadness, surprise, disgust, anger, fear, shame)のうちのいずれかの感情が付与されている。実験においてはこれらの合計 2413 件のうち訓練用とテスト用に分け、5 分割交差検定で実験を行った。なお、感情別のデータ件数は表 4 に示している。分類手法は、SVM, Random Forest, fastText, DAN, SCDV, CNN, LSTM, CNN_LSTM, Bi-LSTM を用いて実験を行った。

表 4 感情別のデータ件数

感情	原因あり	原因なし	合計
happy	211	268	479
sadness	107	468	575
surprise	53	160	213
disgust	38	57	95
anger	199	284	483
fear	144	279	423
shame	68	77	145
合計	820	1593	2413

実験結果は表 5 のようになった。表 5 から精度に関しては、fastText が一番高く、再現率と F 値に関しては、CNN が一番高いという結果となった。

表 5 感情分類結果

手法	精度	再現率	F 値
SVM	0.685	0.821	0.747
random forest	0.579	0.836	0.684
fastText	0.974	0.376	0.542
DAN	0.511	0.870	0.644
SCDV	0.563	0.887	0.689
CNN	0.923	0.974	0.948
LSTM	0.487	0.874	0.626
CNN_LSTM	0.571	0.912	0.702
Bi-LSTM	0.480	0.880	0.621

4.3. 旅行ブログからの感情推定

4.2 節で示している 2413 件の感情データセットを用いて、感情推定モデルを構築し、4.1 節で示している 1073 件の旅行ブログに含まれる 41257 文に対し、感情推定を行った。推定手法として 4.1 節の実験結果から F 値が一番良い CNN を採用し、対象にした 1073 件の旅行ブログの感情の割合を調べてみた。その結果を図 2 に示す。図 2 から、「happy」や「sad」、「anger」、「fear」が 15% から 20%程度と他の感情と比べて多く推定されていることが分かった。一方で、「surprise」、「disgust」、「fear」といった感情は、10%以下と推定される割合が低かった。

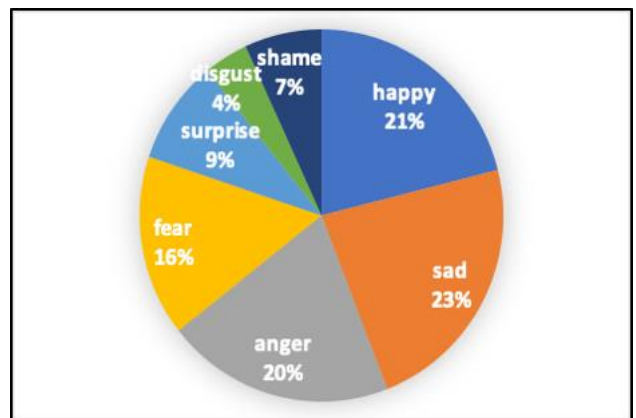


図 2 旅行ブログ中の感情の割合

ここからは、実際に正しく感情が推定された例と推定されなかった例を見てみる。図 3 はブログ著者が京都旅行について書いており、そのブログ中の 1 文である。図 3 を見てみると、「happy」に近い単語である「smile」や「excellent」があるため、正しく推定できていると考えられる。一

方で、同じブログ中に含まれている文で誤って、「happy」に推定された例を図4に示す。図4は「happy」に近い単語である「good」があるため、「happy」と推測されたと考えられるが、訳すと、「彼女は速く動きすぎるがゆえ、いい写真を撮るのが難しかった。」となるため、「happy」と推定されるのは間違いであると考えられる。

He also gave us an excellent tip about the Geisha girls - from his smile, he was a man in the know - and said we should be in the Gion District around 6pm to have any chance of seeing them, and it would be a slim chance if at all.

図3 「happy」と正しく推定された例

She moved so quickly that it was really difficult to get a really good photo.

図4 「happy」と間違えて推定された例

5. 観光タイプ分類結果の可視化

観光タイプ分類における可視化を行う上で、まずは、4.2節の実験から、各観光タイプ別に精度、再現率、F値を求め、その中で一番精度が高い分類手法を採用した。その結果を表6にまとめた。次に、旅行ブログ15000件を対象に、地図可視化ツールGoogle Earthを使って、観光タイプ分類結果の可視化を行った。なお、Google Earth上で表す地図上のマークと観光タイプの関係は表6のようになる。

可視化結果の一例として図5は広島県の宮島周辺を示している。図5は特に木マークが多いことから、宮島周辺は特に「見る」ことに関する旅行ブログが多いことが分かる。

表2 観光タイプ別分類手法と

観光タイプと地図上マークの関係性

観光タイプ	分類手法	地図上マーク
買う	SCDV	カップ
食べる	SCDV	ナイフ
体験する	fastText	自転車
見る	DAN	木
泊まる	Random Forest	温泉



図5 可視化結果（宮島周辺）

6. おわりに

本研究では、感情に基づく観光スポット推薦に必要なモジュールとして感情の生起原因を含んだデータセットで感情分類を行い、実際に旅行ブログから感情推定を行った。また、旅行ブログを「見る」、「食べる」などの5種類の観光タイプに自動分類し、分類結果の可視化を行った。今後は観光タイプ分類と感情推定をうまく組み合わせ、適切な観光スポット推薦手法を検討する。

参考文献

- [1] Diman Ghazi, Diana Inkpen, and Stan Szpakowicz, "Detecting Emotion Stimuli in Emotion-Bearing Sentences", Proceedings of the International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics 2015, pp. 152-165, 2015.
- [2] Saif M. Mohammad, Felipe Bravo-Marquez, Mohammad Salameh, and Svetlana Kiritchenko, "SemEval-2018 Task 1: Affect in Tweets", Proceedings of International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2018), 2018.
- [3] 酒井 勇人, 熊野 雅仁, 木村 昌弘, "Flickr データに基づいたインタラクティブ観光スポット推薦システム", インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, pp. 24-29, 2016.
- [4] 藤井 一輝, 難波 英嗣, 竹澤 寿幸, 石野 亜耶, 奥村 学, 倉田 洋平, "旅行者の行動分析のための旅行ブログの属性推定", 観光と情報, Vol.13, No.1, pp. 83-96, 2017.
- [5] Mohit Iyer, Varun Manjunatha, Jordan Boyd-Grader, and Hal Daume III, "Deep Unordered Composition Rivals Syntactic Methods for Text Classification", Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing, pp. 1681-1691, 2015.
- [6] Dheeraj Mekala, Vivek Gupta, Bhargavi Paranjape and Harish Karnick, "SCDV: Sparse Composite Document Vectors using soft clustering over distributional representations", Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 659-669, 2017.