

口コミサイトを利用した訪日外国人のためのレストラン推薦

南谷 悠大[†] 前田 亮[‡]

[†]立命館大学情報理工学研究科 〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1

[‡]立命館大学情報理工学部 〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1

E-mail: [†]is0272kv@ed.ritsumei.ac.jp [‡]amaeda@is.ritsumei.ac.jp

あらまし 本研究では、訪日外国人に対して、レストラン口コミサイトにおけるユーザーエクスペリエンスを向上させるために、ユーザの嗜好に合った日本食レストランを推薦するシステムの実現を目指す。レストラン口コミサイトからレビューを抽出し、レビュー内の感情表現を抽出し嗜好性を分析する。分析した結果を出身地ごとに分類し嗜好の地域性を算出することで、ユーザの嗜好に合ったレストランを推薦する手法を提案する。

キーワード レストラン推薦, yelp, レビュー分析

1. はじめに

近年、訪日外国人観光客が増加している。海外における日本食ブームにより、訪日外国人の日本食に対する期待も高い。しかし、レストラン口コミサイトでは、人気の日本食レストランに対して評価を低く付けている外国人が存在する。それらの外国人は、訪日前に期待していたことと反する結果となり、今後訪日することに対しての評価も必然的に低くなる。そこで、訪日外国人に対して、嗜好性に合った日本食レストランを推薦することで、訪日外国人のニーズを満たすことができる。そして、また日本に來たいと思わせることができる。また、一つのレストランにおいて、多数の人間がレビューを書いている場合、多くのレビューに目を通すことは、ユーザにとって大変時間のかかることである。さらに、候補地となるレストランが複数存在する場合、全てのレビューに目を通し比較することは大変困難であり億劫なことである。そこで、レストラン口コミサイトにおけるユーザーエクスペリエンスを向上させるために、レビュー内容に含まれる構造と感情を考慮し、出身地などのコンテキストデータを含め、外国人の好みに合うレストラン推薦を行う。

本論文では、レストラン口コミサイトからレビューを抽出し、ユーザの嗜好に合うレストランを推薦する手法を提案する。また、レビュー以外に発信ユーザの出身地を考慮することで、出身地による嗜好性を抽出し、各国民間の類似性を算出することで、レビューの少ない地域も含めたいずれの地域でも嗜好に合ったレストランの推薦を目指す。

2. 関連研究

白数らの研究[1]では、ジオタグ付きツイートをを用いて多言語相関性に基づく **Venue** 推薦システムを検討した。「**Venue**」とは飲食店のことである。多くの種類の言語が使用されている多言語性の高いヨーロッパを対象とし、ジオタグツイートの発信位置、発信時刻、母国語および言及言語を抽出し、任意の期間と地域と言語に基づきツイートを分類している。また、ここでの母国語とは、ユーザがツイート利用登録時に設定する言語とし、言及言語はツイートの内容に用いられている言語としている。次に、分類された言語ごとの **Venue** 辞書を作成している。**Venue** 辞書は、言語、緯度経度、地物名、属性情報のタプルであり、位置情報や地域名から近辺の飲食店などを自動的に抽出したツイートの定式文となる “I’m at” とマッチングしたツイートの定式文以降に記載される単語を地物名(**Venue**)として抽出している。属性情報は、抽出した **Venue** 名を用いて **Swarm API** という現在位置や地域名を **Venue** リストとして出力する **API** から取得したカテゴリとジャンルとし、ジャンルはカテゴリの下位層になる。各言語の **Venue** 辞書に基づき、全言語に対して、評価値を出現頻度から算出している。算出した言語のジャンルに対する評価値と他言語の評価値より、他国間の類似度を相関係数より算出している。本研究では、感情表現抽出によって得られた情報をもとに出身地別に辞書を作成し、白数らと同様に各ジャンルに対する嗜好性の評価値を算出する。

佐藤らの研究[2]では、分散表現を用いた単語の感情極性抽出を行なった。単語の感情極性を獲得するため

の手法を改良することで、より高品質な感情極性リソースを低コストで構築すること、また単語の感情極性を利用する手法を改良することを研究の目的としている。基盤技術として、Skip-gram[3]、Glove[4]を用いて単語の分散表現を計算している。既存の極性辞書に含まれる極性単語を用いて、得られた分散表現を分類器の素性にして単語の感情極性分類器を学習している。学習された分類器を、分散表現が得られた単語に適用し、その極性を決定している。これを用いることで、一般的に、非常に大規模な単語集合に対して効率的に分散表現を計算することができるため、大規模な感情極性辞書を構築することが可能になっている。また、分類器としてサポートベクターマシンや対数線形モデルのようにスコアを算出できるものを用いることで、ポジティブもしくはネガティブの極性だけでなく、極性分類結果がどの程度信頼できるかを表す信頼度スコアを得ることもできる。本研究では、感情を8つの種類に分ける手法を用いるが、それがポジティブな感情であるか、ネガティブな感情であるかという部分の定義は個人の主観でありはっきりしない部分もあるため、分類した感情表現をさらにポジティブ、ネガティブの二つの感情に分類する。

3. 提案手法

図1に、本研究で提案するレストラン推薦システムの概要図を示す。本システムはレストラン口コミサイトにおけるユーザーエクスペリエンスを向上させるために、レビュー内容に含まれる構造と感情を考慮し、出身地などのコンテキストデータを含め、ユーザの嗜好に合ったレストランを推薦する。

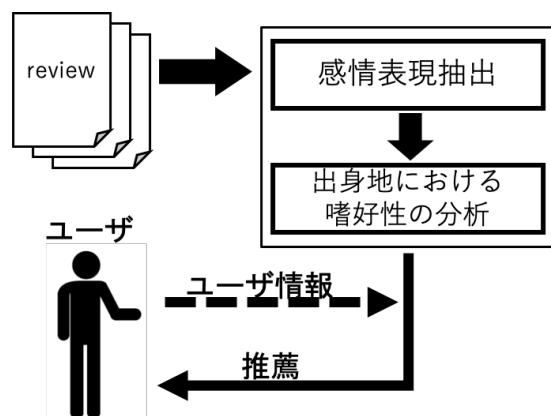


図1 レストラン推薦システムの概要

3.1. 感情表現抽出

感情表現とは、「怒り」や「喜び」のような人々が表出する感情を表す要素である。本研究では、レストラ

ンロコミサイトのレビューにおける感情を抽出する。しかし、レストラン口コミサイトのレビューは自由記述形式で書かれているため、書き手によって表現が複雑化する。よって、予め辞書を作成し感情表現を分類することは困難である。例えば、「I want to shower in this broth.」のような表現があった場合、「スープでシャワーを浴びたいほど美味しい」と評価していることは、人間が読んだ場合は理解することができる。しかし、佐藤らの研究[2]のような感情極性辞書を作成した場合には、このような遠回しな表現を分類することができない。また、日本とレビューに対する書き方や文化の違いからか、英語で書かれているレビューには、このような遠回しでユーモアの溢れる表現が多く見られる。

そこで、Raul Puri[5]らが作成した「PyTorch Unsupervised Sentiment Discovery」を使用する。これは、Multiplicative LSTM[6]と呼ばれるニューラルネットワークの構造とamazonのレビューを基に事前訓練された言語モデルを使用する。

このモデルにテキストを入力することで感情分類することができる。感情分類にはRobert Plutchik[7]が提唱した「Emotion Wheel」(図2)に基づき分類する。

「Emotion Wheel」は、喜びと悲しみ、怒りと恐れ、信頼と嫌悪感、そして驚きと予想の8つの主要な双極性感情にすべての感情を分類するという考え方である。これを用いて、レビューより抽出される感情表現を8つの感情に分類する。これらの感情は双極性感情に基づくので、さらにポジティブな感情とネガティブな感情に分類することができる。

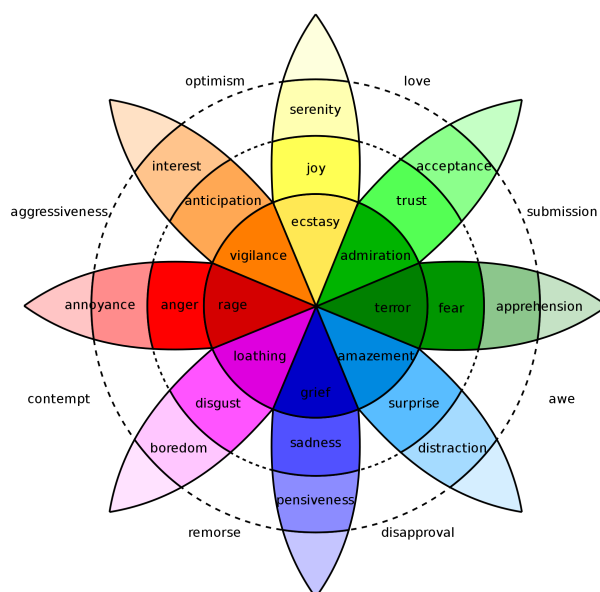


図2 Robert Plutchik's Emoton Wheel

3.2. 出身地における嗜好性の分析

感情表現抽出によって得られた情報をもとに出身地別に嗜好性の辞書を作成し、各飲食店のジャンルに対する嗜好性の評価値を算出する。ここでのジャンルとは、日本料理店であれば、懐石、割烹、精進料理、京料理のようなものであり、寿司屋であれば、通常の寿司屋、回転寿司、立ち食い寿司などのことである。抽出した感情表現に対する重みの設定は、レビューに含まれている 5 段階の評価値を使用し、対象とした日本食レストランに対するレビュー全体の評価値の平均より評価値が上回っている場合はポジティブな感情を、下回っている場合はネガティブな感情の重みを大きく設定する。これを行うことでユーザの好みをより明確に分類することができる。出身地は、使用したデータセットに依存するため、対象によって国名のみ、国名と都市名、州と都市名のようにばらつきが存在する。しかし、今回は出身地ごとの嗜好性をより詳しく知るために入手した出身地データの最小単位を使用する。また、出身地間の類似度を相関係数より算出し、嗜好の類似性を分析する。嗜好が類似している出身地は同じ辞書にまとめる。これによりレビューした人の出身地の地域が少ない場合でも推薦を行うことが可能になる。

4. 使用するデータセット

使用するデータセットは、世界最大規模のレビューサイト「yelp」からクローラーを用いて抽出したものを使用する。さらに、抽出したデータの中から、「出身地」、「評価値」、「レビュー文」の 3 つを使用する。図 4 に例を示す。

今回は、東京エリアにある日本食レストランを対象とする。また、古い情報は信憑性に欠けるため、過去 5 年間のレビューを対象とする。

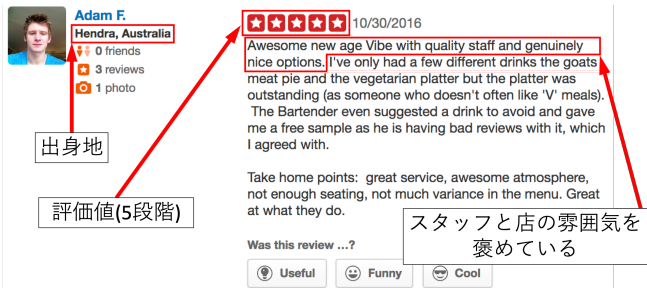


図 3 レストラン口コミサイトのレビューの例

5. 実験

3 章に示した手法より、感情表現抽出を行なった。例として 2 つのレビューを表 1, 2 に示し、その結果を表 3, 4 に示す。

表 1 レビューの例(1)

First breakfast in Tokyo! Located in Tokyo Station this little shop popped up as a good choice with Yelpers. First time having tsukemen ramen. This is the style where the noodles are served along side the soup. Since it was breakfast time this was essentially the only choice which I didn't know until we got there. The soup was pretty thick bordering on gravy and just a little sweet which was different. As you finish the noodles you add hot water to your remaining soup allowing to thin out a little and become more like a broth to drink. You pay by cash at a vending machine. Good introduction to Japan.

表 2 レビューの例(2)

It's not overly hyped. I want to shower in this rich, fishy broth. This location's broth is much thicker and more flavorful than the Shinjuku location.

Come hungry, brave the line, and make sure to bring cash. While you're at it, make friends with the other people in line or sharing the same table with you.

Get in single file line. Once you get toward the front of the line, a staff member will ask how many people are in your party, direct you to go in to buy your ramen tickets from the machine and get back in line. When you get seated, the staff will take one side of the ticket and leave you with one.

表 3 レビューの例(1)の感情表現抽出結果

Anger	Anticipation	Disgust	Fear
.530	.419	.218	.450
Joy	Sadness	Surprise	Trust
.387	.078	.369	.260
Positive		Negative	
.359		.319	

表 4 レビューの例(2)の感情表現抽出結果

Anger	Anticipation	Disgust	Fear
.628	.256	.325	.519
Joy	Sadness	Surprise	Trust
.472	.160	.466	.401
Positive		Negative	
.399		.408	

6. 考察

5 章の実験結果を元に考察する。表 3 のレビューの例(1)の感情表現抽出結果では、「Anger」の数値が一番高くなってしまった。文面では「Anticipation」、「Joy」の数値が最も大きく出ると思われたが、良い結果を得ら

れなかった。その理由としては、事前学習に使用したデータセットがレストランレビューのものではなく、amazon のレビューを基に学習を行なったモデルを使用したためではないかと考える。レストランレビュー特有の語に上手く対応することができず、このような結果になってしまったのではないかと考える。しかし、全体の「Positive」、「Negative」の評価では、「Positive」の値が大きく出力されたので、大枠の評価としては、良い結果が得られた。表 4 のレビューの例(2)の感情表現抽出結果では、こちらも「Anger」の数値が最も高くなってしまった。理由は表 3 と同様であると考えられる。しかし、表 4 では、全体の「Positive」、「Negative」の評価が、「Negative」の値が大きく出力されてしまった。理由としては、「I want to shower in this rich, fishy broth.」のようなレストランの評価に対し、直接的では無い表現が使用されているからではないかと考えられる。本来であれば、スープでシャワーを浴びたいほど美味しいという意味になるので、「Joy」のような感情の数値が高くなることを期待したが上手くいっていない。このような表現に対し、感情表現抽出が上手くできていないため、「Positive」の数値が低くなったのではないかと考えられる。この問題に対し、学習に使用したデータにこのような隠喩表現が少なかったことが問題になる。よってこのような隠喩表現を含むデータを追加する必要がある。

本実験では、提案手法のうち、感情表現抽出を行なった。今後は、感情表現抽出の精度の向上と、出身地における嗜好性の分析を行う。

7. 考察

本稿では、レストラン口コミサイトからレビューを抽出し、ユーザの嗜好に合うレストランを推薦する手法を提案した。また提案手法のうち、感情表現抽出までを行なった。感情表現抽出において、あまり精度が良くないので、感情表現抽出方法の見直しが必要であると考えられる。また、出身地による嗜好性の分析においても、日本人と外国人の価値観の違いをより強く反映させる必要があると考えられるため、手法の見直しが必要になってくると考えられる。日本人にとっての常識と外国人にとっての常識、食文化の違いやレビューの書き方など、様々な要因を比較し、最適な手法を今後検討する。

参 考 文 献

- [1] 白数紘之, 先原進之介, 中岡佑輔, Panote S iriaraya, 河合由起子, Adam Jatowt, “ジオタグ付ツイートの多言語相関性に基づく Venue 推薦システムの検討”, 情報処理学会第 80 回全国大会, 2018
- [2] 佐藤貴俊, 高村大也, 奥村学, “分散表現を用いた単語の感情極性抽出”, 情報処理学会研究報告, 2016
- [3] Tomas Mikolov and Jeffery Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in neural information processing systems*, 2013
- [4] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. Glove: Global Vectors for Word Representation. In *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp.1532-1543, 2014
- [5] 「GitHub – NVIDIA/sentiment-discovery: Unsupervised Language Modeling at scale for robust sentiment classification」,
<https://github.com/NVIDIA/sentiment-discovery>
(参照 2019/01/08)
- [6] Multiplicative LSTM for sequence modelling, Ben Krause, Liang Lu, Iain Murray, Steve Renals, Previous version appeared in workshop track - ICLR 2017
- [7] Robert Plutchik, The Nature of Emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice, Vol. 89, No. 4 (JULY-AUGUST 2001), pp. 344-350