

地方都市に適したレコメンデーションシステムの開発

小川開^{†1} 稲本克己^{†2}
内藤克浩^{†2} 菱田隆彰^{†2} 水野忠則^{†2}

近年、地方都市観光地の認知度低下が問題となっている。現在の普及している観光地向けアプリケーションの多くは、全国を対象とした観光地の紹介、口コミ情報の収集を行っているものが大半である。観光地の紹介方法としては、ユーザの提供情報を元に行っているものが多く、人口が多い首都圏や著名な観光地には多くのデータが集まり、抱負な情報が掲載され紹介される。しかし、地方の観光名所は情報が集まりにくく、ユーザへの提供情報が少なく魅力的に写りにくい。そこで、地方の観光名所に適したレコメンデーションシステムの開発に至った。具体的に観光地に対しての情報数の格差軽減、また、地方観光地へ情報が集まりにくいことを考え、ユーザ情報が少なくても動作する点に重点を置き開発した。

Development of Recommendation System Architecture for Local City

1. はじめに

近年、地方都市観光地の認知度低下が問題となっている。現在の普及している観光地向けアプリケーションの多くは、全国を対象とした観光地の紹介、口コミ情報の収集を行っているものが大半である。しかし、人口が多い首都圏や著名な観光地の情報が多く、地方都市の観光地の紹介が少ない。そのため、地方都市の観光地は知名度に欠け、多くの人に存在の認識すらされていない観光地も多々ある。著名な観光地は実際に訪れるユーザが体験談を上げており、ますます情報が増えていき魅力を感じるユーザも多いが、認知度の低い観光地は情報が集まらず、観光地は集客が出来ず、廃れ、無くなってしまふ。また情報の集まらない観光地は情報支援サイトには必要性が低く掲載項目とされない場合もある。先行研究では、観光者の観光行動の範囲の増加を目的としたサービス、農産活用型観光誘導アプリケーション COMAT(Citizens cooperation MApping foToyota)[1]を提案した。

COMAT では他の観光支援サイトに記載されにくい認知度の低い観光地も多数掲載した[表 1 参照]。認知度の低

表 1:豊田市における観光地掲載数の差

アプリケーション名	観光地 掲載数	農産直売所 掲載数
トリップアドバイザー http://www.tripadvisor.jp/ (2014.1.17)	40	
COMAT	80	33

い観光地を再度掲載しユーザに提供、認識してもらうことで足通りの回復を目的としている。COMAT を実証し観光地の再認識かを狙った結果、従来まで掲載されていない観光地の情報や個別に閲覧せざるを得なかった観農産直売所の情報を容易に提供、閲覧できる場をユーザに提供することが達成した。次に口コミ投稿意欲の導入が成功し、実際に訪れたユーザや情報を持っているユーザに口コミを行ってもらおう動機付けとして豆知識配布機能を設定し、口コミの投稿意欲の促進促すことが可能としている。しかし問題点として、以前から人気のある観光地や直売所に口コミが集中し、対処が必要な著名度が低い観光地に情報収集できず、狙いとしていた認知度、足通りの回復にはつながらないと考えている。

埋もれてしまう観光地情報を提供するだけでは認知の回復に向かわずユーザに適した観光地を推薦することで実知名度、情報をユーザに提供するだけでなく誘導する仕組み、レコメンデーションシステムが必要だと考え本研究に至っている。ユーザに各観光地を推薦する機能(レコメン

^{†1} 愛知工業大学大学院経営情報科学研究科

Graduate School of Business Administration and Computer Science,

Aichi Institute of Technology

^{†2} 愛知工業大学情報科学部

Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology

ド)をCOMATに実装することにより各観光地を再認識しても

表 2:ロコミ情報に対する XML 例

	タグ	値
	lifelog	一件分のユーザー情報とロコミ情報 (下記タグを内包)
ユーザー情報	person	ユーザーの性別、年齢
	name	ユーザーの名前
ロコミ情報	date	日付
	time	時間
	category	ロコミ情報の種類
	location	ロコミ情報の場所情報
	geometry	ロコミ情報の緯度、経度、精度
	place	ロコミ場所名
	device	端末のデバイス種類
	content	ロコミ内容
	path	画像パス
	evaluation	評価値

らい、知名度の向上につながることを目的とし、地方都市に適したレコメンデーションシステムの提案を行う。

以下、第2章に本研究との関連研究について、第3章に採用したレコメンドシステムの手法について、第4章に観光地への評価のベクトル合わせるために用いた仕掛け、観光地の類似度について、第5章に本研究のまとめとを記述する。

2. 関連研究

ロコミを用いた研究として大平ら[2]の研究がある。観光地該当する施設があるかどうかを事前にパソコンで調べ、実際に観光地を訪れ、後にロコミをパソコンで投稿するものである。該当施設の検索、ロコミの投稿はパソコンでのみ投稿が可能である。そのため、現地で投稿や、情報を提供することができず、事前に調べ、帰宅してからの操作が前提となっている。本研究ではロコミ投稿を元にレコメンドを行うことを前提としており、著名な観光地に訪れた観光客の誘導を考えているため、スマートフォンでの操作を可能とした。

レコメンドシステムを用いた研究として神蔵ら[3]の研究がある。この研究では、協調フィルタリングの線形代数の解析法に着目して、内積や距離に基づいた評価の推定法である。評価者の類似性の指標として、単純な手法を採択し検討を行っているが、類似性の指標を用いた評価値の推定方法は多数のパターンが提案されている。その多数の手法と比較したりや併用することによってより評価値の推定制度を高めることを課題としている。

3. レコメンドシステム

本研究ではレコメンドシステムを構築するにあたり、二つの課題を設けた。

- ・単一の都市のみを対象とせず他の地方都市でも使用可

能な点。

- ・農産活用型観光誘導アプリケーション COMAT に搭載可能な点。

以上の二点の条件を満たす事が可能なレコメンド方式を検討した。

方針として、各地域、各観光地の特色をレコメンドに反映させる。地方都市にも、交通、人口の過疎過密など特色を持っており一定の式では対応できず、各地域に適した情報を提供する仕組みが必要だと考えた。また、採用アプリケーションから年齢、性別、コメント投稿データを取得可能であるため、取得データから個別に出力に変化させる方針で開発を行った。DBでの保管例を表2に記載する。

3.1 レコメンドシステム

ベースアイテムとして観光地を対象とする物ベース、ユーザー情報を対象とする人ベース、第三者の知識を使用するナレッジベースが候補が上がった。物ベースの場合地方に存在する観光地で差が発生し、ナレッジベースでは各地方に適した知識や人材を確保するのが困難だと判断した。結果、他の地域でも変化しない人ベースかつロコミを主に採用した。

次に、ベースアイテムの処理を行うアルゴリズムを検討した。アルゴリズムでは、ランキング型、アクションアソシエーション型、アソシエーション型協調フィルタリングの主な3種類を検討した。

ランキング型は人気度に依存してしまう為、本研究の知名度向上と離れてしまう。アクションアソシエーション型はアイテム間の関連性を利用しレコメンドを行う。実行に至るまでにアイテム間の関係性を元にDBを作成する必要がある。地方都市毎に関係性の計測、DB作成の手間が掛かることを考慮し採用を諦めた。最後にアソシエーション型協調フィルタリングでは、ユーザの行動履歴から他のユーザとどの程度似ているのか、すなわち類似度を計測しレコメンドを行う。ユーザデータを比較する為、事前準備などが必要なくどの地方都市でも利用可能であることから本システムに採用した。

結果本研究ではユーザデータロコミを対象とするアソシエーション型協調フィルタリングを採用した。

3.2 ユーグリット距離を用いた類似地の算出

協調フィルタリングでは自分と他のユーザを比較し類似したユーザの意見を元にレコメンドを行う。その他のユーザとの類似度を測定する必要がある、観光地への評価を元にユーグリット距離での測定を考えた。ユーグリット距離 (Euclidean distance) とは定規で計測するような二点間の距離のことである。ピタゴラスの公式を持って与えられる。点 p および点 q の間のユーグリット距離とは、線分 \overline{pq} の長さのことを示す。二次元のベクトル $p(x_1, x_2)$ および

$q(x_1, y_1)$ を与えた時その距離の S は

$$S = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad \dots(1)$$

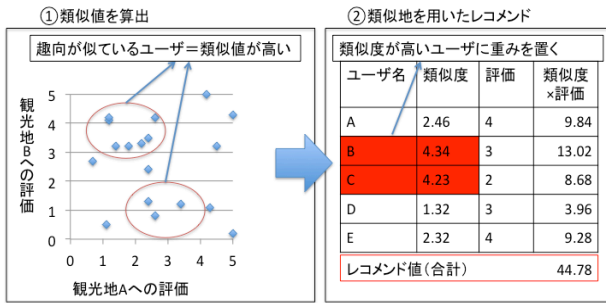


図 1: 類似度を用いたレコメンド

つまり式(1)より

$$d(f, g) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - g_i)^2} \quad \dots(2)$$

と表すことが可能である。

また、直交座標系において、 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ および $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ が n 次元ユークリッド空間内の二点とすれば、 \mathbf{p} から \mathbf{q} への、あるいは \mathbf{q} から \mathbf{p} への距離 (距離関数 d) は

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = d(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} = \sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2 \quad \dots(3)$$

で与えられる。本研究では観光地毎に各観光地への評価を元にユークリッド距離を測定した。同じ観光地に対して同様な評価を行ってれば趣向が似ていると考える事ができ、ユークリッド距離が近ければ近い程趣向が似ていると言え、類似度が高いと判断することが可能である。

3.3 ユーザの類似度を用いたレコメンド

3.2 節で測定した類似度を用いることにより、類似度が高いユーザ程自分と似た趣向を持つと判定が可能である。その為、類似度の高いユーザの意見ほどレコメンドした際に適した情報になりうるのではないかと考えた。そこで、類似度に重みを付け、結果を算出する方式を検討、採用した。図 1 参照。

3.4 レコメンド処理手順

レコメンドを行う上での処理手順についての説明を記載する。観光支援アプリケーション COMAT から、レコメンドページに入ると、レコメンドが行われる。図 2 参照。以下 4 項目の順に流れていく。

手順 1: データベース (DB) から COMAT に投稿されている口コミを PHP ファイルとして読み込む。

手順 2: 手順 1 で取得したデータからユーザとの類似度を算出する。類似度は 10 満点とする。

手順 3: レコメンドを行うユーザが 1 度も行っていない (口コミをしていない) 観光地を抜粋し、その観光地に行った

ことのあるユーザとの類似値とその観光地への評価を掛け合わせ、ユーザごとの合計を出す。その合計を足し合わせて、観光地ごとの合計を出す。評価は対応アプリケーション

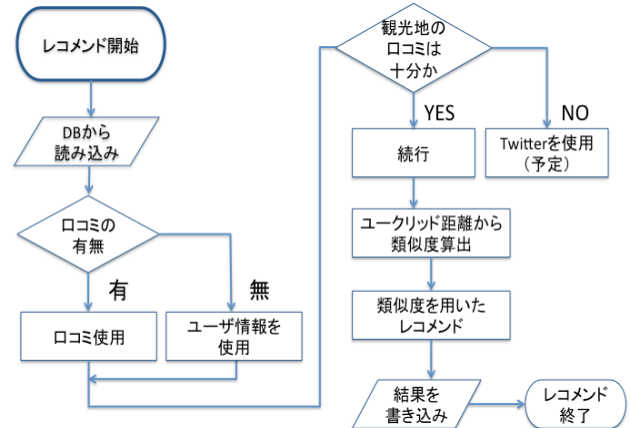


図 2: レコメンド処理手順

ンの条件により、5 満点とした。

手順 4: 手順 3 より合計を集計したものを、スマートフォンに順位をつけユーザにおすすめの観光地を紹介する。

3.5 結果

採用手法を用いた結果の達成点と問題点を記載する。達成点として、ユーザ評価を元にユーザベースでアイテムを回しており、地方都市の問題である、人気度や著名度、口コミ数に依存せずレコメンドが可能なシステムとなった。また、情報量に制限優越が無い為、全ての観光地を対象とし、対等ユーザ評価を用いたレコメンドが可能となった。また、訪れたことがない観光地を優先的に出力する仕組みとなっており、著名な観光地に訪れたユーザを認知度の低い観光地へ誘導、口コミ投稿によって情報量の増加認知の回復の流れを狙うことが可能となっておる。次に問題点として

アイテムの評価が直行空間上に存在しない確立が高いといった点である。ユーザ評価のみからすべてのアイテムをレコメンド可能としているため、観光地に対しての評価とレコメンド結果に対して適切かどうか判断することが不可能であり、基準も存在しない。例を挙げると娯楽施設に対しての評価を用いて、休養施設をレコメンドするといった使用者の意図を用いない結果を出力してしまう場合も存在する。

4 観光地の類似値

類似性を用いたレコメンドを行った結果、ユーザの意図と違ったレコメンド結果の出力、評価値ベクトルの不一致が生じた。この問題点について観光地の類似度を用いた解決法を本章で記載していく。

表 2: レコメンド手法の比較

システム名	レコメンドの可否		問題点
	評価済み カテゴリ	未評価 カテゴリ	
すべてのアイテムを 対象としたレコメンド	○	○	趣向が合わない 場合がある
カテゴリ別レコメンド	○	×	該当するカテゴリ の評価が必要
提案手法	補正を 掛け実行	補正を 掛け実行	観光地毎の傾向 調査が必要

4.1 観光地の傾向

この問題は、ユーザが観光地に対して評価で未確定な観光地をレコメンドする際に生じる。「ユーザ A と B の類似度は高く評価も同様なものが比較的多いが、観光地 X に対しては正反対の印象を持った」という場合である。問題の解決方法としては、観光地のベクトルを一致させる仕組み必要がある。

既存手法のクラスタリング[4]では類似ユーザをクラスタという集合に分類し、クラスタ内で有効なアイテムをレコメンド対象とする。ユーザ毎に属するクラスタを作成することでアイテムに対しての評価の軸を一致させている。クラスタの数は設定可能であるが、クラスタ数を小さくすると個人化のレコメンド結果を出力することが難しくなる。一方、クラスタ数を多くすると推薦の個人化の度合いは高まる。また、クラスタ数が多すぎると安定したクラスタを求めるのが難しくなる問題もある。問題点としては十分なクラスタ分けできるユーザ数の確保が必要不可欠となる。

また灰色の羊問題[5]という問題が存在し、クラスタ数が少ない場合に発生しやすく、どのクラスタにも属せないユーザはレコメンドが実行できないという問題である。

またカテゴリモデルでは、アイテムをカテゴリごとに分けて処理を行う。ユーザの履歴に存在するカテゴリを用いてレコメンド行っていくので履歴に存在しないカテゴリに属するアイテムはレコメンド対象から除外される。ユーザが他のカテゴリに評価を行うことで、レコメンドされるカテゴリが増えていくので、複数回の利用を望めるシステムには有効である。しかし、地方都市を対象とした場合、認知度が高い観光地は少なく、単一カテゴリ内に観光地が集中しているわけでもない。地方都市に反映させる場合、著名な観光地と同カテゴリの観光地が頻繁にレコメンドされてしまい、偏ったレコメンド結果が出力される。

いずれの手法も十分なユーザ数の確保、複数のカテゴリへ訪れる見込みが必要となる。地方都市を対象とする場合どちらも難しい。地方都市の観光地を対象とするなら、少数データでもベクトルの補正を行え、全てのアイテムの出力が可能である方法が必要である。そこで観光地毎の傾向

を分析し、類似度を算出しベクトルの補正に用いる方式を提案した。手法の比較を表 2 に記載する。

4.2 観光地の類似値測定

ユーグリット距離で用いたスコアのベクトルを合わせる手法として、観光地に傾向を把握、差分を類似度と設定することで補正を掛けベクトルを合わせる方式を用いた。

観光地の傾向測定方法として観光地への目的と観光客の年齢層の二点を基準とした。

観光地への目的の計測方法は、観光地への口コミから関連のある単語を抽出し単語の出現回数の割合を傾向として把握した。抽出基準としては、中嶋ら[6]の手法を基準にして拡張編集し使用した。観光地の目的を「食事」、「景観」、「行動」の三種類の割合で測定する。測定方法として観光地に対しての口コミを形態素解析し、各ジャンルに属する単語の頻出度合いを測定する。判定に用いた単語は中嶋らの「手がかり語」を元に改良を行い使用した。用いた手がかり語を以下に記載する。

食事に関する手がかり語

- ・ Wikipedia から収集した料理名(3,195 語)
- ・ Wikipedia から収集した料理の種類(144 語)
- ・ レストランやカフェなど食事を摂る施設を示す単語(30 単語)
- ・ おやつやランチ、などの食の形態に関する単語(43 語)
- ・ おいしい、まずいなど食事に対する評価を示す単語(34 語)
- ・ 食べる、いただくなど食に関する行動を表す単語(16 語)
- ・ エビフリヤーなど方言特有の食を表す単語(2 語)

景観に関する手がかり語

- ・ 紅葉、夜景など景観の対象を示す単語(37 単語)
- ・ 晴れ、雨などの天候に関する単語(26 語)
- ・ 撮影、撮るなど撮影を表す動詞(5 語)
- ・ アップ、上げるなど撮影した写真を指す単語(5 語)

行動に関する手がかり語

行動に関する言葉はよく見られる瀕死パターンを含む言葉を定義した。

- ・ 動詞 (連用形) + 「～た/～しました」
- ・ サ変名詞+動詞+「する(連用形)」

単語の抽出例を図 3a,b に記載する。

次にユーザの年齢層は入力元となるアプリケーション COMAT から取得した。COMAT では初回起動の際に年齢を入力し端末に保存を行っている。また、コメント投稿の際にユーザデータも投稿されるため、コメント投稿の際にユーザデータも取得することが可能である。

二つのデータを観光地毎に収集し観光地ごとの傾向の違いを測定し、レコメンドでの補正を行う際に使用する。

以下にレコメンド実行時の手順を記載する。

口コミ

愛知の紅葉と言えば香嵐渓。県内でもっとも紅葉が綺麗な地として有名な香嵐渓に来ました。毎年、テレビで紹介されたり、紅葉の規模のせいか観光客が溢れていました。朝6時頃に香嵐渓に着き渋滞回避をしたのでストレスも感じず、スムーズに到着出来ました。香嵐渓に着くと一面紅葉だらけで感動物ですね。一度は行きたい紅葉スポットです。また、オススメなのは紅葉だけでなく、香嵐渓に出ている出店屋台やお土産屋。特にジャンボフランクや山西省名物「刀削麺」、五平餅は絶対食べておきたいグルメです。観光客が多いので作り置きがなくいつでも出来たてを味わえるので絶対オススメ。また、夜の紅葉をライトアップもオススメです。

図 3-a: 口コミ

抽出した単語例

紅葉	名詞,サ変接続,***,紅葉,コウヨウ,コーヨー
来	動詞,自立,**,カ変・来ル,連用形,来る,キ,キ
まし	助動詞,***,特殊・マス,連用形,ます,マシ,マシ
た	助動詞,連用+た,行動,*,特殊・タ,基本形,た,タ,タ
紅葉	名詞,サ変接続,***,紅葉,コウヨウ,コーヨー
溢れ	動詞,自立,**,一段,連用形,溢れる,アフレ,アフレ
て	助詞,接続助詞,***,て,テ,テ
い	動詞,非自立,**,一段,連用形,いる,イ,イ
まし	助動詞,***,特殊・マス,連用形,ます,マシ,マシ
た	助動詞,連用+た,行動,*,特殊・タ,基本形,た,タ,タ
回避	名詞,サ変接続,***,回避,カイヒ,カイヒ
を	助詞,格助詞,一般,**,を,ヲ,ヲ
し	動詞,自立,**,サ変・スル,連用形,する,シ,シ
た	助動詞,連用+た,行動,*,特殊・タ,基本形,た,タ,タ
紅葉	名詞,サ変接続,景色,景観,**,紅葉,コウヨウ,コーヨー
行き	動詞,自立,**,五段・カ行促音便,連用形,行く,イキ,イキ (行く 動詞,自立,行く,行動,五段・カ行促音便,連用形,行く,イク,イク)
紅葉	名詞,サ変接続,***,紅葉,コウヨウ,コーヨー
紅葉	名詞,サ変接続,***,紅葉,コウヨウ,コーヨー
屋台	名詞,一般,食べ物,食事,**,屋台,ヤタイ,ヤタイ
土産	名詞,一般,観光,行動,*,土産,ミヤゲ,ミヤゲ
フランク	名詞,固有名詞,食べ物,食事,**,フランク,フランク,フランク
五平餅	名詞,固有名詞,食べ物,食事,**,五平餅,ゴヘイモチ,ゴヘイモチ
食べ	動詞,自立,行動,食事,一段,連用形,食べる,タベ,タベ
グルメ	名詞,一般,食名詞,食事,**,グルメ,グルメ,グルメ
味わえる	動詞,自立,**,一段,基本形,味わえる,アジワエル,アジワエル
(味	名詞,一般,食名詞,食事,**,味,アジ,アジ)
ライトアップ	名詞,一般,景色,景観,**,ライトアップ,ライトアップ,ライトアップ

図 3-b: 手がかり語

図 3: 傾向単語抽出例

ユーザーデータ

placename	evaluation
岡崎公園	4.5

レコメンド出力

placename	degree	score	fscore	category
豊田スタジアム	78%	4.6	3.588	公園
香嵐渓	66%	5.5	3.63	景観
山村センター	50%	3.2	1.6	農産
おいでの湯	33%	3.1	1.023	温泉
豊田美術館	20%	4.2	0.84	美術館

図 4: レコメンド出力例

手順 1: 観光地毎の傾向を調査

観光目的を「食事」、「景観」、「行動」の三種類に分類し割合を把握する。また、口コミ投稿時にユーザ情報を取得し観光地毎に設定する。

手順 2: 観光地ごとに類似度を計測

手順 1 で用いた情報を元に観光地毎の類似度を計測する。観光の目的とユーザー層、各データ毎に類似度をまとめ平均値を類似度として計測する。

手順 3: 類似度に応じて観光地に負荷を与えてレコメンド

手順 2 の値を使用し、ユークリット距離で算出したスコアを掛けあわせて最終地スコアを出してレコメンド結果としてユーザに出力する。

ユーザ履歴: 観光地 X → レコメンド対象: 観光地 A

観光地 X → 観光地 A の score * 類似度 = 最終 score

4.3 実行結果

実行結果として観光地のカテゴリを考慮したレコメンドを出力する事が確認できた。出力結果例を図 4 に記載する。degree はユーザデータの観光地との類似度、score はユークリット距離を用いたレコメンド score、fscore は類似度を考慮した最終 score である。本研究では

レコメンド対象としては 1 回のデータを用いてすべてのアイテムを対象としたレコメンドが可能である。また、各観光地の類似度を計測し使用しているため、ユークリット距離を用いた際に生じたベクトルの不一致の問題も解決している。

4.4 考察

はじめに単語の抽出結果について記述する。観光地の傾向を従来のものと比較するため、観光支援アプリケーション COMAT で定められていたカテゴリと比較した。比較した結果以下の 3 点に分類することが可能となった。

- ・既存のカテゴリと同様の傾向を示す観光地
- ・既存のカテゴリと別のカテゴリを持ち、拡張させる観光地
- ・既存のカテゴリと異なる傾向を示す観光地

既存のカテゴリと同様の傾向を示す観光地では、農産地では食事、渓谷では景観といった従来のカテゴリ同様の傾向が大半を占めているもの。

次に既存のカテゴリと別のカテゴリを持ち、拡張させる観光地では、既存のカテゴリも大半を占めているが新しい傾向も伸びているものもある。例として、香嵐渓は既存カテゴリを景観と定めていた。しかし、口コミから傾向を調査した結果食事の傾向も多数含んでいる。観光地情報を調べたが、山村に位置し紅葉といった景観やアウトドアを売りにしている。しかしユーザのコメントを調査してみると、山の麓に出店している屋台を対象としたコメントが多数確認することができた。

観光地の傾向を使用しレコメンドを行った結果、他のジャンルの観光地もレコメンド出力されることが確認できた。しかし、口コミの格差も確認された。今回の計測では一つの口コミから出力される単語の数を制限しておらず、長文を投稿したユーザの趣向が大きく反映される観光地も存在した。問題の対処法として単語数の取得制限を考慮している。

5 おわりに

本研究では、地方都市に適したレコメンデーションシステム構築法について述べた。提案したレコメンドシステムは、地方都市の利用回数の少なさを、また一章で述べた課題を満たす事が可能な手法である。既存のレコメンドシステムでは出力が難しいすべてのアイテムを対象としたレコメンド結果を出力されることが確認された。また、観光地の傾向把握のために単語抽出を行ったが、結果として新たな特徴の把握や類似度の計測に繋がった。

しかし、問題点も存在する。各観光地の傾向を測定するために観光地の口コミが必要な点である。実際に動作する場所は地方都市を想定している。そのため著名度の低い観光地も幾つも存在し、口コミが十分に収集できない場合も想定できる。今回は研究メンバーでアンケートを行い口コミの補充を行った。口コミ補充の手間を考慮しTwitterなどのSNSから補充を考えた。しかし、位置情報付きの物が少なく、短文での投稿も多い為、どの観光地に向けての発信か判別できない物が多かった。口コミを補充する仕組みも考慮する必要がある。

参考文献

- [1] 水上貴晶,早矢仕拓也,五十里秀人,菱田隆彰,水野忠則,農産活用型観光誘導アプリケーション COMAT の開発,情報処理学会研究報告,モバイルコンピューティングとユビキタス通信(MBL),Vol.2014-MBL-70,No.48,pp.1-8(2014.3).
- [2] 大平恵理,市川尚,阿部昭博:UDに配慮した観光地口コミ情報システムの提案,情報処理学会第70回全国会,Vol.4,pp611-612,(2008.3).
- [3] 神蔵惟,評価者の類似性を考慮した協調フィルタリングに関する研究,中央大学大学院研究年報編集委員会,大学院研究年報理工学研究科篇,Vol.42,2012-07-01
- [4] 宮本定明. クラスタ分析入門 — ファジィクラスタリングの理論と応用. 森北出版,(1999).
- [5] R. Burke, Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User Adapted Interactions, Vol. 12, No. 4, pp. 331–370(2002).
- [6] 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情報処理学会研究報告.データベース・システム研究会告,Vol2013-DBS-158,No.70,pp.1-6(2013.11).