

ユーザレビューの分散表現を用いた役割的に類似する 観光スポット検索手法

吉田 朋史[†] 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 1-24-2

^{††} 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 1-24-2

E-mail: [†]tem15020@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

概要 本研究では、観光スポットに付与された地域タグやカテゴリタグだけでは知ることが困難な「夜景が美しい」「待ち合わせ場所に向いている」などのスポットの役割的特徴を考慮した観光スポット検索手法を提案する。提案手法では、観光スポットに対して投稿されたユーザレビューを学習データとし、文書の分散表現を得る手法により各スポット/地域タグ/カテゴリタグの特徴ベクトルを生成し、地域タグやカテゴリタグを用いた意味演算を行うことで対象の地域/カテゴリにおいてある観光スポットと役割的特徴が類似するスポットを検索する手法を提案する。地域/カテゴリタグの特徴ベクトル生成手法について実験を行い、提案手法である平均ベクトルを用いた地域/カテゴリタグによる意味演算が役割的特徴が類似するスポットの検索に有効であることを確認した。

Keywords 観光スポット, ユーザレビュー, 役割的特徴, 文書の分散表現

1. はじめに

近年, じゃらん^(注1) や TripAdvisor^(注2) などの観光情報サイトの普及により, ウェブ上には観光スポット (以下スポットと表す) についての情報やユーザレビューが数多く投稿されている。一般的な観光情報サイトでは, スポットの特徴を表現するメタデータとしてスポットの所在地を表す地域タグ (都道府県など) や種類を表すカテゴリタグ (「寺社仏閣」など) が付与されており, ユーザが目的に合うスポットを検索する際は, キーワードによる検索とこれらのタグによる絞り込みを組み合わせで使うことが多いと考えられる。

しかし, ユーザがスポットを選定する際に考慮する情報には所在地やカテゴリについての情報だけでは知ることが出来ないスポットの特徴も含まれていると考えられる。例えば, 東京都港区に所在する電波塔である「東京タワー」と北海道函館市に所在する山である「函館山」は, 所在地やカテゴリは異なるがどちらも美しい夜景が楽しめるスポットとして有名であり, 夜景を鑑賞できるスポットを探したいユーザにとってどちらのスポットも目的に合うスポットであると考えられる。

本研究では, このような特徴をスポットの役割的特徴と定義する。同種のスポットであっても地域やカテゴリによってスポットの役割的特徴は大きく変化するため, 単純な地域/カテゴリタグによる絞り込みでは役割的特徴を考慮してスポットを検索することは困難であると考えられる。例として, 多くの地方都市では寺社仏閣は人通りが少なく緑豊かな環境に立地しており静かに時間を過ごすことが出来る環境であるが, 東京 23 区内の寺社仏閣は市街地や繁華街などの人通りの多い地域に立地しているものも多く, 人通りの多い場所を好まないユーザに

っては必ずしも適したスポットでは無いと考えられる。

このように, 地域/カテゴリタグだけでは判別することが難しいスポットが持つ役割的特徴に着目し, 本研究ではあるスポットと役割的特徴が類似する他のスポットを推薦する手法を提案する。このような推薦が可能になることで, ユーザは自身が知っているスポットを元に役割的特徴が類似するスポットを検索することができ, 土地勘に乏しい旅行先などでも自身が求める役割的特徴を持つスポットを探すことが容易になると考えられる。本研究では文書データを表現する特徴ベクトル獲得手法として近年注目される文書の分散表現を得る手法 (以後, doc2vec と記す) を用いて各スポット/地域/カテゴリの特徴ベクトルを生成し, あるスポットの特徴ベクトルから, スポットに元々付与されていた地域/カテゴリタグの特徴ベクトルを減算し, 他の地域/カテゴリタグの特徴ベクトルを加算することで, あるスポットと役割的特徴が似た他の地域/カテゴリのスポットを抽出する手法を提案する。

本論文の構成は下記のとおりである。2 節では doc2vec の観光スポットへの適応方法とその問題を明らかにするために行った予備実験について述べる。3 節では, 提案手法による役割的特徴を考慮した類似スポットの獲得精度を評価するための実験について述べる。

2. doc2vec の観光スポットへの適応とその問題

2.1 観光スポットへの適応

doc2vec は, Mikolov らによって考案された単語の特徴ベクトル獲得手法である word2vec [1] を拡張し, Le ら [2] によって提案された文書の特徴ベクトル獲得手法である。doc2vec では, 「同じ文脈で出現する単語は類似した意味を持つ」というハリスの分布仮説 [3] に基づき, 「ある文書中である単語列が与えられた時, 次に出現する単語を予測する」というタスクをニューラルネットワークに学習させることで, 文脈や単語の語順を考

(注1) : <http://www.jalan.net>

(注2) : <https://www.tripadvisor.jp/>

表 1 「ハチ公の銅像」と類似度が高いスポット

スポット名	類似度	地域 1	地域 2	地域 3	地域 4	カテゴリ 1	カテゴリ 2
ハチ公の銅像	-	東京	渋谷・目黒・世田谷	渋谷区	道玄坂	観光施設・名所巡り	史跡・名所巡り
モヤイ像	0.7825	東京	渋谷・目黒・世田谷	渋谷区	道玄坂	観光施設・名所巡り	その他観光施設
ハチ公ファミリーレリーフ	0.6197	東京	渋谷・目黒・世田谷	渋谷区	道玄坂	その他	その他名所
西郷隆盛像	0.5719	東京	上野・浅草・両国	台東区	上野公園	観光施設・名所巡り	史跡・名所巡り
梅田 BIGMAN	0.4992	大阪	大阪駅・梅田駅・福島・淀屋橋・本町	大阪市	北区芝田	観光施設・名所巡り	その他観光施設
大館駅前ハチ公像	0.4675	秋田	十和田湖・大館・鹿角	大館市	御成町	観光施設・名所巡り	史跡・名所巡り

慮した文書の特徴ベクトルを獲得することが出来る。

我々は、doc2vecを用いることで「ハチ公の銅像」-「東京 23 区」+「大阪市」=「梅田 BIGMAN」のようにあるスポットと役割的特徴が類似するスポットを検索する手法を提案する。我々は各スポットに加えて各地域/カテゴリの特徴ベクトルを doc2vec により生成し、あるスポットの特徴ベクトルからスポットに元々付与されていた地域/カテゴリタグの特徴ベクトルを減算し、他の地域/カテゴリタグの特徴ベクトルを加算するという意味演算を行うことで、あるスポットと役割的特徴が似た他の地域/カテゴリのスポットをより精度良く抽出できると考えた。元々付与されたタグの特徴ベクトルの減算と新たに付与するタグの特徴ベクトルの加算を同時に行う理由は、2 つのベクトルの特徴の差異を表現するベクトルをスポットに加算することができると考えられるためである。

この時、まず doc2vec によるスポットベクトルが表現している特徴を明らかにする必要がある。我々は、doc2vec によるスポットの特徴ベクトルは地域的特徴・カテゴリ的特徴・役割的特徴を内包したものであり、役割的特徴が類似するスポットの検索に有効であるが、スポットの地域的/カテゴリ的特徴の類似によってもスポット間の類似度が上昇すると考えている。これを確認する予備実験を 2.2 節に示す。次に、このような演算を可能にする適切な地域/カテゴリベクトルの生成手法が必要となる。地域/カテゴリベクトルの生成に doc2vec を単純に適用すると、特定のスポットからの影響を強く受けた特徴ベクトルが生成されてしまい、意味演算が適切に行えない例が多く発生すると考えられる。この問題を確認する予備実験を 2.3 節に示す。

そこで、我々はより意味演算に適した地域/カテゴリタグの特徴ベクトルを作成するため、平均ベクトルを用いた地域/カテゴリの特徴ベクトル作成手法を提案する。提案する平均ベクトルは対象のタグが付与されたスポットの特徴ベクトルの総和を対象のタグが付与されたスポット数で割ったものであり、個々のスポットがベクトル全体に与える影響を緩和出来ると考えられる。

2.2 予備実験 1 : doc2vec によるスポットの特徴ベクトル

観光スポットへの doc2vec の適用における予備実験として、我々はある観光スポットに対して投稿された全レビュー文を 1 文書とみなし、各文書を doc2vec の学習データとして各スポットの特徴ベクトルを生成した。予備実験では、国内の代表的な観光情報サイトであるじゃらんに掲載されている 43,759 件の観光スポットのスポット名、地域タグ、カテゴリタグを収集し、各スポットに対して投稿された全 1,481,831 レビューを

doc2vec の学習データとして用いた。特徴ベクトルの学習には、オープンソースの自然言語処理ライブラリである gensim [4] による doc2vec の実装を使用した。学習に用いた gensim のバージョンは 0.12.4、Python のバージョンは 3.5.2、学習モデルは DBOW、学習パラメータは Window 幅は 8、特徴ベクトルの次元数は 300 次元で学習を行った。

表 1 は、doc2vec が学習したスポット「ハチ公の銅像」の特徴ベクトルとコサイン類似度が高い特徴ベクトルを持つ観光スポット上位 5 件である。各スポットには「都道府県・広域エリア・市町村・町名」の 4 つの地域タグ、「親カテゴリ・子カテゴリ」の 2 つのカテゴリタグが付与されている。「ハチ公の銅像」は待ち合わせ場所として全国的に著名な観光スポットであり、これは「ハチ公の銅像」に付与された「渋谷区」などの地域タグや「観光施設・名所巡り」などのカテゴリタグだけでは予測することが難しい「ハチ公の銅像」の役割的特徴であると考えられる。表 1 より、「ハチ公の銅像」の類似スポットとして「モヤイ像」「西郷隆盛像」「梅田 BIGMAN」などの待ち合わせ場所として同様に著名な観光スポットが抽出されている。これらのスポットはレビュー中に待ち合わせについての記述を多く含んでおり、doc2vec がこのようなレビュー中の文脈を考慮してスポットの役割的特徴を含んだ特徴ベクトルを生成できていると考えられる。

しかし、レビュー中にはこのような役割的特徴の他にスポットの地域的/カテゴリ的特徴に関する記述も多く含まれているため、ベクトル間の類似度はこれらの役割的特徴以外の特徴の類似によっても上昇すると考えられる。例として、表 1 には含まれていないが類似度 6 位の「NANAKO 像」や 10 位の「QFRONT」は「ハチ公の銅像」と同じく渋谷駅前に立地するスポットである。また、類似度が高いスポットの多くは付与されたカテゴリタグが「観光施設・名所巡り」や「史跡・名所巡り」など「ハチ公の銅像」と共通しており、このようなカテゴリ的特徴の類似度によってもコサイン類似度が上昇したと考えられる。このように、doc2vec によるスポットの特徴ベクトルは地域的特徴・カテゴリ的特徴・役割的特徴を内包しており、スポット間の類似度の高さは必ずしも役割的特徴の類似度の高さを意味しないことが確かめられた。

2.3 予備実験 2 : doc2vec による地域/カテゴリの特徴ベクトル

地域ベクトルやカテゴリベクトルを用いた意味演算の予備実験として、我々は各スポット/地域/カテゴリに対して投稿された全レビュー文を 1 文書とみなし各特徴ベクトルを学習し意味演算を行った。予備実験ではスポットの地域タグとして「市町

表 2 「ハチ公の銅像」－「東京 23 区」＋「大阪市」と類似度が高いスポット

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
モヤイ像	0.5192	東京 23 区	観光施設・名所巡り
ユニバーサルスタジオジャパン	0.5047	大阪市	アミューズメント
ハチ公ファミリーレリーフ	0.3680	東京 23 区	その他
梅田 BIGMAN	0.3530	大阪市	観光施設・名所巡り
西郷隆盛像	0.3487	東京 23 区	観光施設・名所巡り

村」を、カテゴリタグとして「親カテゴリ」をそれぞれ使用した。なお、東京特別区については「東京 23 区」という 1 つの市として使用した。例えば、スポット「ハチ公の銅像」に対して投稿された全レビュー文を「ハチ公の銅像」の特徴ベクトルの学習データ、地域タグ「東京 23 区」が付与された全スポットに対して投稿された全レビュー文を「東京 23 区」の特徴ベクトルの学習データ、カテゴリタグ「観光施設・名所巡り」が付与された全スポットに対して投稿された全レビュー文を「観光施設・名所巡り」の特徴ベクトルの学習データとし、doc2vec によりそれぞれの特徴ベクトルを算出した。

意味演算の実行例として、地域タグ「東京 23 区」とカテゴリタグ「観光施設・名所巡り」を持つスポット「ハチ公の銅像」に対して「ハチ公の銅像」－「東京 23 区」＋「大阪市」の意味演算を行った。表 2 に演算結果のベクトルと類似度の高いスポット上位 5 件を示す。表 2 より、演算結果のベクトルと類似度が高いスポットとして表 1 と比較して新たに「ユニバーサルスタジオジャパン」が抽出されている。「ユニバーサルスタジオジャパン」は全国的に著名なテーマパークであるが、待ち合わせ場所として有名なスポットとは一般的にあまり考えられていない。このような結果になった原因は「大阪市」と「ユニバーサルスタジオジャパン」のコサイン類似度が 0.7893 と大阪市内のスポットとして最も高いため、演算結果のベクトルも「ユニバーサルスタジオジャパン」とのコサイン類似度が高くなってしまったと考えられる。このように、タグが付与された全スポットに対して投稿された全レビュー文を学習データとすると特定のスポットの影響を強く受けたタグの特徴ベクトルが生成され、意味演算が適切に行えないことが確かめられた。

3. 実験と考察

提案手法に関して、入力スポットと役割的特徴に近い他の地域/カテゴリのスポットを抽出するための意味演算を行い、演算結果を基にその特性を考察する。実験では、2.2 節の予備実験と同一のデータ・学習パラメータで各スポットの特徴ベクトルを doc2vec により学習したうえで、地域/カテゴリの意味演算手法として以下の 3 手法を比較した。

手法 1 新たに付与する地域/カテゴリタグが付与されているスポットのみを類似スポットの候補とし、入力スポットとのコサイン類似度を算出（タグによる絞り込み）

手法 2 タグが付与された全スポットに対して投稿された全レビュー文を学習データとして使用した地域/カテゴリタグの特徴ベクトルによる意味演算（平均ベクトル不使用）

手法 3 平均ベクトルを用いた地域/カテゴリタグの特徴ベクトルによる意味演算（平均ベクトル使用）

表 3 「新宿御苑」とコサイン類似度が高いスポット

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
新宿御苑の桜	0.7022	東京 23 区	動・植物
皇居東御苑	0.4939	東京 23 区	観光施設・名所巡り
京都府立植物園	0.4774	京都市	観光施設・名所巡り
代々木公園	0.4339	東京 23 区	観光施設・名所巡り
大谷山自然公園	0.4306	大和高田市（奈良）	観光施設・名所巡り

表 4 Q_1 の結果（手法 1：タグによる絞り込み）

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
大阪城西の丸庭園	0.4003	大阪市	観光施設・名所巡り
長居植物園	0.3500	大阪市	観光施設・名所巡り
中之島バラ園	0.3284	大阪市	観光施設・名所巡り
藤田邸跡公園	0.3224	大阪市	観光施設・名所巡り
花博記念公園鶴見緑地	0.3214	大阪市	観光施設・名所巡り

表 5 Q_1 の結果（手法 2：平均ベクトル不使用）

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
ユニバーサルスタジオジャパン	0.5409	大阪市	アミューズメント
新宿御苑の桜	0.3448	東京 23 区	動・植物
ユニバーサルシティウォーク大阪	0.2958	大阪市	その他
旬花咲く黒姫高原のダリア	0.2642	信濃町（長野）	動・植物
明石公園の桜	0.2621	明石市（兵庫）	動・植物

表 6 Q_1 の結果（手法 3：平均ベクトル使用）

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
新宿御苑の桜	0.6754	東京 23 区	動・植物
京都府立植物園	0.4791	京都市	観光施設・名所巡り
皇居東御苑	0.4564	東京 23 区	観光施設・名所巡り
大阪城西の丸庭園	0.4370	大阪市	観光施設・名所巡り
大谷山自然公園	0.4123	大和高田市（奈良）	観光施設・名所巡り

まず、地域的特徴の意味演算の実行例として、地域タグ「東京 23 区」とカテゴリタグ「観光施設・名所巡り」を持つスポット「新宿御苑」に対して、「新宿御苑」－「東京 23 区」＋「大阪市」の演算 (Q_1) を上記の 3 手法で行った結果を表 3, 4, 5, 6 に示す。表 5, 6 より、平均ベクトルを用いない手法 2 と比較して、平均ベクトルを用いる手法 3 による意味演算結果では「京都府立植物園」「大阪城西の丸庭園」など大阪市内郊のスポットの類似度が上昇し「新宿御苑の桜」「皇居東御苑」など東京 23 区内のスポットの類似度が低下するなど、より適切な意味演算が行えていると考えられる。また、表 4 の結果より、タグによる絞り込みによって「長居植物園」「中之島バラ園」など他の手法では抽出できなかった大阪市内において「新宿御苑」と役割的特徴に近いと考えられるスポットが抽出できている。doc2vec によるスポットの特徴ベクトル間のコサイン類似度はある程度役割的特徴を踏まえたものとなっているため、地域タグによる絞り込みによって精度良く役割的特徴が類似するスポットを抽出できていると考えられる。

また、カテゴリ的特徴の意味演算の実行例として、地域タグ「東京 23 区」とカテゴリタグ「神社・神宮・寺院」を持つスポット「明治神宮」に対して、「明治神宮」－「神社・神宮・寺院」＋「観光施設・名所巡り」の演算 (Q_2) を上記の 3 手法で行った結果を表 7, 8, 9, 10 に示す。表 8 の結果より、タグによる絞り込みによって抽出されたスポットは「石上神宮摂社」「神武天皇陵」など、カテゴリタグは「神社・神宮・寺院」と異なるが神社の施設内にあるスポットなど「神社・神宮・寺院」タグと関連性が高いスポットが多く抽出されており、加算した「観光施設・名所巡り」というタグの特徴を加味した演算結果として

表 7 「明治神宮」とコサイン類似度が高いスポット

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
明治神宮内苑	0.5512	東京 23 区	観光施設・名所巡り
熱田神宮	0.5034	名古屋	神社・神宮・寺院
宮崎神宮	0.4855	宮崎市	神社・神宮・寺院
北海道神宮	0.4761	札幌市	神社・神宮・寺院
野島神社	0.4377	宮崎市	神社・神宮・寺院

表 8 Q_2 の結果 (手法 1: タグによる絞り込み)

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
明治神宮内苑	0.5512	東京 23 区	観光施設・名所巡り
石上神宮振社	0.3704	天理市	観光施設・名所巡り
代々木公園	0.3589	東京 23 区	観光施設・名所巡り
神武天皇陵	0.3535	橿原市 (奈良)	観光施設・名所巡り
橿原森林遊苑	0.4377	橿原市 (奈良)	観光施設・名所巡り

表 9 Q_2 の結果 (手法 2: 平均ベクトル不使用)

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
明治神宮内苑	0.4704	東京 23 区	観光施設・名所巡り
乃木神社	0.3256	東京 23 区	神社・神宮・寺院
平和の礎	0.3227	糸満市	その他
代々木公園	0.3210	東京 23 区	観光施設・名所巡り
ヘボン博士邸記念碑	0.3057	横浜市	観光施設・名所巡り

表 10 Q_2 の結果 (手法 3: 平均ベクトル使用)

スポット名	類似度	地域	カテゴリ
明治神宮内苑	0.5389	東京 23 区	観光施設・名所巡り
熱田神宮	0.4291	名古屋	神社・神宮・寺院
北海道神宮	0.4193	札幌市	神社・神宮・寺院
代々木公園	0.4168	東京 23 区	観光施設・名所巡り
宮崎神宮	0.4103	宮崎市	神社・神宮・寺院

は適切ではないと考えられる。一般にスポットの所属カテゴリは一意に決定できるものではなく、複数のカテゴリタグに所属するスポットが多く存在するため、カテゴリタグによる絞り込みではカテゴリタグの意味演算を効果的に行いづらいつと考えられる。

一方、表 9, 10 より、doc2vec により学習したカテゴリタグによる意味演算では「代々木公園」など「明治神宮」近郊の観光名所の他に、同じく「明治神宮」近郊の乃木坂に立地し「原宿から赤坂まで歩いて偶然通りかかったのぞいてみました」など、近郊の観光名所と共に訪れた事を示唆するレビューを多く含む「乃木神社」などを含んでおり、カテゴリ的特徴の意味演算が適切に行われていると考えられる。また、表 10 が示す平均ベクトルを用いた手法 3 による演算結果は表 7 の「明治神宮」単体との類似度が高いスポットと大きく変化していないが、「熱田神宮」「北海道神宮」などの類似度が低下し「代々木公園」や「代々木第一体育館」「乃木神社」(共に表 7 には含まれないが類似度が上昇) など「明治神宮」近郊の「観光施設・名所巡り」タグと関連性が高いと考えられるスポットの類似度が上昇するなど、加減算したタグに関連するスポットの類似度のみを変動させており、手法 2 と比較してより厳密な意味演算が行われていると考えられる。

実験結果から、doc2vec により学習した地域・カテゴリタグの特徴ベクトルによる意味演算は、カテゴリタグのような一意に分類することが難しいタグを含む意味演算において特に有効であること、平均ベクトルによる地域・カテゴリタグの特徴ベクトルは演算結果に与える影響力が小さいという欠点はあるが、加減算の対象タグと関連性が高いスポットのみに効果的に意味演算が行えていることを確認した。

4. 関連研究

[5] は word2vec による地域を表す単語の加算による他の地域における類似スポットの発見手法を、[6] はガイドブックなどでは知ることが難しい観光スポットの詳細な情報を効率良くユーザに提示するための情報拡張システムを、[7] はブログ記事から観光スポットの印象を表す単語を抽出し印象に基づく観光スポット推薦手法を提案している。本研究はこれらの先行研究で議論されていなかったスポットの役割的特徴に着目し、先行研究例の少なかった doc2vec による地域的/カテゴリ的特徴の意味演算を用いた類似スポットの検索手法を提案した。

5. まとめと今後の課題

本研究では、観光スポットに対するユーザーレビューを doc2vec の学習に用いて各観光スポットやスポットに付与された地域/カテゴリタグの特徴ベクトルによる意味演算を行うことで、ある観光スポットと役割的特徴が類似するスポットを検索する手法を提案した。実験結果から、提案手法による意味演算は役割的特徴が類似するスポットの抽出に有効であることを確認した。

今後の課題として、より適切な地域/カテゴリタグの粒度の選定やコサイン類似度以外の距離関数の適応、平均ベクトルに変わるより適切な意味演算を行うことが可能な地域/カテゴリタグの特徴ベクトル生成手法などを検討し、被験者を用いた評価実験を行うことで提案手法を定量的に評価する予定である。

謝 辞

本研究の一部は、平成 28 年度科研費基盤研究 (B)(課題番号: 26280042) によるものです。ここに記して謝意を表すものとし

文 献

- [1] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, pp. 3111–3119. 2013.
- [2] Quoc V. Le and Tomas Mikolov. Distributed representations of sentences and documents. In *Proceedings of the 31th International Conference on Machine Learning, ICML 2014*, pp. 1188–1196, 2014.
- [3] Zellig S Harris. Distributional structure. *Word*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 146–162, 1954.
- [4] Radim Řehůřek and Petr Sojka. Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora. In *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*, pp. 45–50, 2010.
- [5] 土田崇仁, 遠藤雅樹, 加藤大受, 江原遥, 廣田雅春, 横山昌平, 石川博. Word2vec を用いた地域やランドマークの意味演算. DEIM Forum 2016 最終論文集, pp. H5–1, 2016.
- [6] 石野亜耶, 藤井一輝, 藤原泰士, 前田剛, 難波英嗣, 竹澤寿幸. 旅行ブログエントリーと質問応答コンテンツを利用した旅行ガイドブックの情報拡張. 人工知能学会論文誌, Vol. 29, No. 3, pp. 328–342, 2014.
- [7] 伊達賢志, 北須賀輝明, 糸川剛, 有次正義. 旅先での観光地選び支援のためのブログを用いた観光地の印象抽出手法. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集, 第 2011 巻, pp. 1566–1579, 2011.