

略地図分析に基づくアナロジーを用いたPOI提示システム

成川健太郎[†] 北山 大輔^{††} 角谷 和俊[†]

[†] 関西学院大学大学院総合政策研究科 〒669-1337 兵庫県三田市学園2-1

^{††} 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: [†]{fl183686,sumiya}@kwansei.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 近年、Web やガイドブックなどの様々な情報リソースから観光情報を得ることが容易になったがそのリソースのひとつに略地図がある。略地図は特定の地域のPOIが何らかの基準に従い強調される特徴を持つことから略地図を利用するユーザの関心が読み取れると考えられる。他方で、人々が収集する観光スポットに関する情報は所在地などの客観的な情報が多く、主観的な印象や役割的特徴を収集することは困難であり、土地勘がない人にとってそのスポットを連想することは容易ではない。そこで本研究はユーザの略地図入力による異なるエリアの役割の類似性のあるPOI提示システムを提案する。略地図の意匠的特徴からユーザの興味のあるPOIとその重要度を分析し、京都でいう「清水寺」は岐阜でいう「古い町並み」であるといったアナロジーをPOIとして地図上に提示するシステムを開発した。

キーワード 略地図、地理情報、アナロジー

1. はじめに

実世界における意味のある地点としての Point of Interest (POI) は人々の移動の支援を考えるうえで重要な概念であり、それら POI は地図上で強調されることが多い。

近年、旅行ブログやじゃらん^(注1)、るるぶトラベル^(注2)などの Web サイト、観光案内所やガイドブックなどの観光情報収集のための様々な情報リソースが存在する、観光情報リソースの中で散見されるもののひとつに略地図がある(図1)。略地図とは特定の目的に応じて POI を強調・省略した形態の地図であり、特定の地域の POI が何らかの基準に従い強調されている。略地図はイラストベースで表現されることが多いことから視認性がよく、略地図を利用するユーザは略地図の示す地域の様々な情報を包括的かつ直感的に理解することができる。我々は略地図特有の表現方法のひとつであるデザインに着目し、略地図のデザインからその略地図を利用するユーザの関心を読み取ることが可能であると考えた。

他方で、人々が収集する観光スポットに関する情報はスポットの所在地やカテゴリ、スポットに対する説明などといった客観的な情報が多く、スポットに対する主観的な印象や役割的な特徴を収集することは困難である。それらの情報を収集するためにはスポットに対するレビューの閲覧や SNS においてスポット名をクエリとした文書検索を行う必要がある。つまり、スポットに対して土地勘のない人にとってはそのスポットの連想が容易ではないという問題がある。そこで我々はアナロジー(類比)に着目した。アナロジーとは特定の事物に基づく情報を他の特定の事物へ、それらの間の何らかの類似性に基づいて適用する認知過程であるが、我々は「A という土地でいう X と

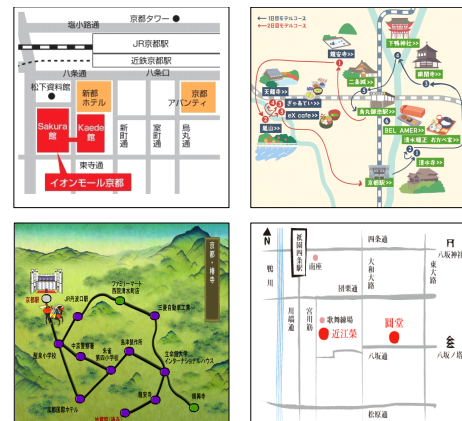


図1 略地図の例

いうスポットは、B という土地でいう Y というスポットである」という役割的な類似性に着目した。アナロジーを利用することで役割的な類似性から他のスポットの連想が容易になると考えた。

我々は、利用する略地図のデザインから略地図上の POI に対するユーザの関心を抽出し、抽出した情報を基にアナロジーを利用した POI 提示システムを開発することで、土地勘がない人への POI への連想が容易になり新たな観光知識の発見が期待できると考えた。そこで、本研究では略地図を用いた異なる地域間の役割の類似性のある POI 提示システムを提案する。具体的には京都でいう「清水寺」は岐阜でいう「古い町並み」といったアナロジーをユーザに提示することで新たな観光知識の発見を促進し、ユーザが入力した略地図から、異なる地域間における役割的な類似性のある POI の提示システムを提案する。2 章では関連研究から本研究の位置づけを示し、3 章では提案システムの概要について述べる。4 章では提案手法のアルゴリズムである、ユーザが入力した略地図の特徴分析から略地

(注1) : <https://www.jalan.net/>

(注2) : <http://rurubu.travel/>



図 2 システム概要

図上でのスポットに対する重要度を抽出する手法について説明し、5章では Doc2Vec [1] を用いてアナロジー関係にある POI とその重要度を取得する方法について述べる。6章では実際に開発したプロトタイプシステムについて述べ、7章では POI の重要度を決定するための実験について触れ、8章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

地図に関する研究は数多く行われてきた。Egenhofer らは様々な形態の地図における領域の位相的関連性の分析と特徴抽出に基づいて、実空間検索のための手書きで描かれた地図をクエリとして扱った方法を提案した [2], [3]。地図における領域の位相的関連性と特徴抽出という点で参考にしている。さらに Weakliam らは CoMPASS という地図の個人化モジュールを提案した [4]。同様に手塚らは地物名の認知的重要度を算出する手法について述べた [5]。これらの研究は個人化された地理情報を得ることでユーザの地図使用状況に対する付加価値を与える点で利便性の向上を図っており、本研究はユーザが入力する略地図の意味内容の解釈を拡大する点において参考にしている。

略地図に関する研究も多く行われてきた。Kobayashi らは略地図から Street View を自動生成する手法を提案した [6]。Kajita らは道路変形に着目した略地図自動生成手法を提案した [7]。これらは地図のランドマークや道路に主眼を置いており略地図のもつ表現に注目しているものではない点で本研究と異なる。

略地図の意味内容分析に関する研究もされてきた。Kitayama らは略地図のデフォルメに対応した実空間での座標を推定する手法について述べている [8]。Kitayama らの研究は略地図の空間的コンテキストを分析し、空間的コンテキストに適応した略地図の地理的な正確性の評価を行っている。また倉田らは道案内用の略地図を対象に名称の類似性、幾何的類似性、位相的整合性の3つを軸を利用し、略地図上の位相的表現を正確な地図上に同定する手法を提案している [9]。現在の略地図の位相的類似性に関する研究は略地図と実際の地図とを同定させるまで至っている。

このように、略地図を含めた地図に関する従来の研究はどれも地図の持つ位相的な特徴に着目する研究が主たるものであったが、本研究では地図の持つ意匠的な特徴に着目をする。

3. システム概要

本稿では、ユーザにより入力された略地図の内容から、異な

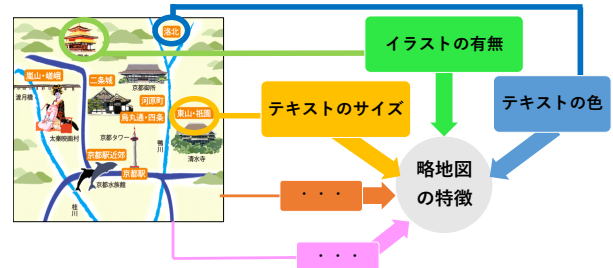


図 3 略地図を構成する意匠の特徴

る地域間における役割的類似性のある POI 提示手法を提案する (図 2)。まずユーザは Web サイトや観光ガイドブックなどから略地図を入手し、入手した略地図をシステムに入力する。その後、システムは入力された略地図の特徴分析を行う。特徴分析は三段階に分けられる。第一段階として入力された略地図から POI を抽出する。本研究では入力に用いられた略地図に含まれる地物を POI と定義する。第二段階として抽出された POI の特徴量を抽出し特徴ベクトルを生成する。第三段階として生成された特徴ベクトルから各 POI のユーザの重要度を算出する。次に、ある地物に対して投稿されたじゃらんのレビュー文書集合を学習させた Doc2Vec を用いてその地物に関する文書の特徴ベクトルと POI の特徴ベクトルとのコサイン類似度を算出することで意味的な関連性のある RPOI (Related POI) を重要度を伴った状態で取得する。その後 RPOI を Google map 上に写像する。このとき RPOI は重要度に応じた大きさでピン立てをすることにより表示され、Google map 上の表示エリアにおける RPOI を出力する。これによりエリア間の動的な出力の変化に対応する。

本研究では任意の略地図画像から略地図に記載されている地物を特定するために地物名 DB を用いる。地物名 DB は Foursquare venue search API^(注3) から構築する。

4. 略地図の特徴分析

略地図中に記載されている POI が強調されているほどユーザの関心が強いという仮説のもと、入力略地図中の POI とその重要度を特徴として抽出する。本研究では、POI の重要度を推定するために略地図の意匠の特徴の一部であるテキストの大小関係、テキストの示すイラストの有無、テキストの色の3点に着目した (図 3)。略地図は、道路の省略などに見られる位相的なデフォルメとは別に、略地図自体を見やすく、あるいは何らかの意図を明確にするための意匠的なデフォルメが大きな特徴のひとつとして認められる。例えば、京都の寺社仏閣が記載されている略地図中において金閣寺だけがイラストを持っている場合、その略地図は金閣寺が最も重要であり視点の中心になる略地図であると考えられる。略地図は経路を支援する目的においては位相的なデフォルメも重要であると考えられるが、同時に意匠的なデフォルメはユーザの関心の発現や発見において重要なデフォルメであると考えられる。

(注3) : <https://ja.foursquare.com/>

表 1 構築した地物名 DB の例

地物名 ID	緯度	経度	地物名	カテゴリ
1000	35.039	135.729	鹿苑寺 (金閣寺)	寺社仏閣
1001	35.034	135.719	龍安寺石庭	庭園
1002	34.995	135.785	清水寺	寺社仏閣
1003	34.988	135.931	八坂神社	神社
1004	35.008	135.790	蹴上駅	地下鉄駅
1005	34.998	135.777	清水道バス停	バス停
1006	34.985	135.759	京都駅	駅
1007	35.014	135.753	京都第二赤十字病院	病院
.	.	.	.	.
.	.	.	.	.
.	.	.	.	.
2000	35.013	135.751	二条城	城

4.1 略地図中の POI 抽出

本節では、ユーザが入力した略地図に記載されている地物を POI として抽出する手法を述べる。略地図画像中には各所の名称を示すテキストが記述されていることが多く、ユーザはそのテキストからエリアや地物の種類の判断をしている。略地図から POI を抽出するためにテキストに着目する。略地図画像から POI のテキストを抽出するために OCR (Optical Character Recognition, 光学的文字認識) を用いる。

OCR によりユーザが入力した略地図中のテキストとそのフォントサイズを取得する。その後取得されたテキストが地物であるかを判定するために地物名 DB との照合を行う。略地図中のテキストが地物名 DB に存在すればそのテキストを POI として認識する。

地物名 DB は Foursquare venue search API を用いて構築し、そのスキーマは {地物名 ID, 緯度, 経度, 地物名, カテゴリ} である。実際に構築した地物名 DB の例を表 1 に示す。

4.2 POI の特徴量抽出

本節では略地図中の POI の特徴量としてテキストのサイズ、イラストの有無、テキストの色を抽出する手法を検討する。POI のテキストの大きさは OCR により取得する。次にテキストが示すイラストの有無の判定には OCR を用いてテキストの位置を特定した後、テキストの半径 r 以内を走査し、その円の内部における RGB 値が閾値以上に分散したエリアがあればテキストの示すイラストが存在すると判定をする。最後にテキストの色の判定手法について述べる。テキストの背景が単一色であるとき、テキストを囲う MBR 中で出現頻度が最も少ない RGB 値をそのテキストの色と判定する。テキストの背景が複合色であるときは出現頻度の最も多い RGB 値をそのテキストの色と判定する。

各手法で抽出された POI ごとの特徴量として、テキストのサイズを表す値は、略地図中のテキストサイズの偏差をその値としてとる。イラストの有無を表す値は、イラストの有無を 0, 1 でとる。テキストの色を表す値は、各地物テキストの目立ち具合を表す突極値のいずれかをその値としてとる。色の突極値は同一色の地物の総数を逆数にした尺度である。例えば略地図 A に色が黒の地物が 10 個、赤の地物が 1 個あるとき、黒色の

表 2 略地図から抽出する POI の意匠的特徴量

意匠的特徴	特徴量
テキストの大小関係	偏差
イラストの有無	イラストの有無 (0,1)
テキストの色	突極値

	{Size}	{Illustration}	{Color}	Degree of Interest
今宮神社	0.100	1.000	0.250	1.350
大徳寺	0.100	1.000	0.250	1.350
佛教大	0.100	0.000	0.250	0.350
船岡山公園	0.100	1.000	0.250	1.350
今宮通	-0.100	0.000	0.200	0.100
大宮通	-0.100	0.000	0.200	0.100
千本通	-0.100	0.000	0.200	0.100
北大路通	-0.100	0.000	0.200	0.100
堀川通	-0.100	0.000	0.200	0.100

図 4 重要度算出の例

地物の各突極値は 0.1, 赤色の地物は 1 と判定する。突極値は他の地物テキストの色の中で出現頻度が低い色が目立つという仮説に基づいている。

定義した略地図中における POI の意匠的特徴量のまとめるを表 2 に示す。

4.3 POI の重要度算出

POI の重要度は前節で述べた、3 種類の特徴量の重み付き線形和をもって算出する (式 1)。テキストのサイズを表す値を S_i , イラストを表す値を I_i , 色を表す値を C_i とし, w は重みを表す。

$$\text{Degree of Interest} = w_1 S_i + w_2 I_i + w_3 C_i \quad (1)$$

重要度算出の例を図 4 で示す。左の略地図から取得された POI ごとの特徴量が {Size}, {Illustration}, {Color} の列に格納されており、各 POI ごとの特徴量を加算することで POI の重要度を決定する。なお、この例では重み w は均等で計算している。

5. Doc2Vec を用いた RPOI の取得

5.1 Doc2Vec

Doc2Vec は Miklov らによって考案された、単語をベクトル化して表現する定量化手法である Word2Vec [10] を拡張し、Le らによって提案された文書ごとの特徴ベクトルを取得する手法 [1] である。Doc2Vec は同一の文脈に出現する単語は類似した意味を持つという Harris の分布仮説 [11] に基づいて、ある文書中に単語列が与えられたとき、次に出現する単語を予測するタスクを NN に学習させることで文脈や単語の語順を考慮した文書の特徴ベクトルを取得することができる。つまり単語ではなく文書に意味を持たせたベクトル演算が可能な技術である。

Doc2Vec を用いた研究として吉田らはある地物に関するレビュー文書集合を結合したものを、その地物に関する文書として Doc2Vec に学習させることで観光スポットの主観的特徴を表すベクトルを生成した [12]。本研究では吉田らの提案した手法を用いることで RPOI を取得する。具体的には、国内の観光情報サイトのじゃらんに記載されている 43,759 件の観光スポットに投稿された 1,481,838 レビューを Doc2Vec に学習させ、POI

表 3 RPOI 出力例 クエリ：京都タワー

RPOI	類似度
さっぽろテレビ塔	0.608
名古屋テレビ塔	0.522
別府タワー	0.513
雲辺寺山毘沙門天展望館	0.499
東京都庁展望室	0.492
東京タワー大展望台	0.491
・	・
・	・
・	・
通天閣	0.479

Modified map	Locations	重要度	Size	Illustration	Color
55	上七軒	7.800	0.148	0.000	0.200
	先斗町	7.800	0.148	0.000	0.200
	宮川町	7.600	0.148	0.000	0.200
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
63	清水寺	8.600	0.000	1.000	0.083
	高台寺	5.000	0.000	0.000	0.083
	八坂神社	5.000	0.000	0.000	0.083
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・

図 6 重回帰分析

6. プロトタイプシステム

実際に開発したプロトタイプシステムの画面遷移を図 5 に示す。流れとしては、まず初めにユーザは入力したい略地図画像をシステムにアップロードする。次にそのアップロードされた略地図画像の表示と共にエリアを指定するボタンが表示される。類似地図が出力したいエリアのボタンを押すと、Google map 上に RPOI が入力略地図の重要度を反映して提示される。本プロトタイプシステムでは、入力略地図を京都市の略地図、対象地域を東京 23 区、大阪、札幌、福岡、名古屋に設定した。プロトタイプシステム上において、例えば入力略地図上に記載されている「下鴨神社」に対しては「熱田神宮」が略地図上での重要度を保存した状態におけるピンの大きさで表現されている。図 5 の出力は名古屋であるが他の略地図を入力すると同じ名古屋の領域でも異なる RPOI が異なる重要度をもって出力された。



図 5 プロトタイプシステムの画面遷移

をクエリとしたとき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他のスポット上位 n 件を取得する。学習モデルは DBOW, 学習パラメータは Window 幅が 15, 特徴ベクトルの次元数は 300, エポック数は 20 で学習を行った。実際の RPOI 取得例を表 3 に示す。クエリとして「京都タワー」を用いたところ、RPOI として類似度の高い上位 3 件は「さっぽろテレビ塔」「名古屋テレビ塔」「別府タワー」であり、特徴が類似する地物が出力できていることが分かる。なお、表 3 中の出力された各 RPOI の後に続く類似度はコサイン類似度の値を表している。

5.2 RPOI の重要度定義

本研究において RPOI は、POI との主観的特徴が類似する地物として定義する。新たな観光情報を発見する際に、特定の地物に対する印象が類似した他の地物の提示を求めるユーザもいると考えられることから、類比が最も適していると考えた。

本研究は新たな観光知識の発見を目的としており、本システムではユーザが入力として用いた略地図中の POI の重要度とそれらに対応する RPOI の重要度を同一にすることでユーザの興味の度合いを保存する。

重要度に対応するピンの大きさについて、RPOI の重要度列の三分位数をとり、第一三分位数からピンをの大きさを小、中、大の 3 つのレベルとして扱う。

7. 重要度決定に関する実験

地図の意匠と重要度との関係性を明らかにすること、重要度算出のための重みを決定することを目的としてクラウドソーシングによる被験者実験を行った。略地図中の POI が目立っているかどうかの判断はほとんど誰でも同じ感じ方をするという仮説のもと重要度を被説明変数とし、各意匠的特徴量を説明変数としたときの重回帰分析を行った (図 6)。

7.1 データセット

データセットとして Web 上から人手で収集した京都市の略地図 320 枚を用意し、各略地図に記載されている特徴量を得るために、CrowdWorks を用いた^(注 4)。略地図 1 枚につき 3 人の回答者を対象に略地図に記載されている地物・テキストの大きさ・テキストが示すイラストの有無・テキストの色の 4 種類のデータを収集し、3 人分のデータを集約することで 1 つのデータに統合した。

320 枚の略地図の中のひとつである略地図 M (図 7) を例にあげる。同時に略地図 M から 3 人が回答した各特徴量のデータを統合したものをまとめたものを表 4 に示す。各特徴量の値は略地図 M の特徴を上手く反映していると考えられる。

略地図上における POI の重要度を算出するための (1) の式に含まれる重み w_n の決定について述べる。略地図の意匠的特徴と重要度との関係性を明らかにするためと各意匠的特徴量の

(注 4) : <https://crowdworks.jp/>



図 7 略地図 M

表 4 略地図 M の被験者による回答を統合した特徴量の例

POI	Size_偏差	Illustration_有無	Color_RGB 値
今宮神社	0.204	1.000	255,0,0
大徳寺	0.204	1.000	255,0,0
佛教大	0.204	1.000	255,0,0
船岡山公園	0.204	1.000	255,0,0
千本通	-0.163	0.000	0,0,0
今宮通	-0.163	0.000	0,0,0
北大路通	-0.163	0.000	0,0,0
大宮通	-0.163	0.000	0,0,0
堀川通	-0.163	0.000	0,0,0

表 5 意匠的特徴の相関関係

組み合わせ		相関係数
サイズ (偏差)	イラストの有無 (0, 1)	0.197
サイズ (偏差)	色 (突極値)	0.073
イラストの有無 (0, 1)	色 (突極値)	-0.122

適切な重みを決定するために、重要度を被説明変数に、各意匠的特徴量を説明変数とし重回帰分析を行った。説明変数としての略地図の意匠的特徴はテキストのサイズ、イラストの有無、色の突極値を重みを決定するために用いた。

各意匠的特徴が顕著に出ていると考えられる 15 枚の略地図を実験データとして用いた。データ取得方法として、CrowdWorks を用いて各意匠的特徴が出ている 15 枚の略地図中の各 POI に対する重要度を、5 を基準に 1~10 の値で回答するタスクを各略地図 5 人ずつ計 75 人の被験者からデータを得た。その後 5 人分の各略地図の各 POI に対する重要度を 0~1 の値に正規化し平均した値から重要度の偏差を算出した。

7.2 各意匠的特徴量の相関関係

重回帰分析を行う際は、説明変数どうしが相関していると多重共線性に直面し正しい推計ができないため、説明変数として用いた各意匠的特徴の相関関係を算出する。

略地図中の地物の表現として、「地物テキストのサイズが大きいとテキストに色がついており、イラストも有るのではない」といったように、被験者から得た略地図のデータから各特徴量の独立性を相関係数を用いて調べた。略地図の意匠的特徴量の組み合わせごとの相関係数を表 5 に示す。この結果から、各意匠的特徴量はある程度独立していることを示唆しているため重回帰分析は正しい推計ができると考えられる。

7.3 実験結果と考察

重回帰分析の結果を表 6 に示す。この結果から (式 1) に関

表 6 重回帰分析結果

	係数	標準誤差	t 値	P-値	下限 95%	上限 95%
切片	-0.063	0.011	-5.930	0.000	-0.084	-0.042
サイズ	0.541	0.075	7.255	0.000	0.394	0.688
イラスト	0.133	0.015	8.856	0.000	0.103	0.162
色	0.044	0.031	1.421	0.156	-0.017	0.106

して Degree of Interest (以下 DoI) は、

$$DoI = 0.541 \times S_i + 0.133 \times I_i + 0.044 \times C_i - 0.063 \quad (2)$$

でモデル化することができた (式 2)。なお、このモデルにおける回帰統計表の重相関 R は 0.594 であったことから当モデルにおける重要度と意匠的特徴量の関係性は 6 割程度であることが示唆された。

説明変数としての各意匠的特徴量について、サイズが最も被説明変数としての重要度に与える影響が大きく、次点でイラストの有無が影響することがわかる。サイズとイラストに関しては $p < 0.05$ であるため信頼することができるが、色の P 値が 0.156 と高く 0.05 以上の値を示しているため、色の属性値の係数は信頼できないことが示された。略地図に記載されている地物のテキストで頻度の少ない文字色は重要とみなすことができるとは限らないため色の突極値の P 値が高くなったと考えられる。

8. まとめと今後の課題

本稿では、ユーザにより入力された略地図の内容から、異なる地域間における役割的な類似性のある POI 提示システムを提案した。略地図中の POI に対するユーザの興味を示す表現方法の違いとして地物テキストの大きさ、イラストの有無、テキストの色の 3 種類の意匠的特徴に着目し、それらの重み付き線形和で POI の重要度を定義した。そして Doc2Vec を用いて役割的な類似性がある RPOI を重要度が保存された状態で抽出、Google map 上に写像し、重要度の大きさに応じた大きさでピンが立った RPOI を Google map の表示エリアにおいて動的に出力するシステムを開発した。また略地図内における POI の重要度 (DoI) を決定するために、POI の重要度と各意匠的特徴量から重回帰分析をすることで重みを決定する実験を行った。実験結果としてテキストのサイズが最も POI の重要度を与える影響が大きく、テキストの色の違いは POI の重要度を与える影響が小さいことが示唆された。

今後の課題として、略地図の持つ他の意匠的特徴と重要度との関係性を調査することがあげられる。また、現段階におけるシステムでは POI と RPOI の役割的な類似性は何なのかという部分を考慮できていないため類似する役割の推定とその表示をシステムに組み込む必要がある。加えて、本システムを使用するユーザが新たな観光情報を得ることができたかどうかを定性的に評価する実験を類似地図を用いて行う予定であり、略地図の複数入力に対する処理のアプローチも検討する必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、平成 29 年度科研費基盤研究 (B)(課題番号 : 26280042), 挑戦的萌芽研究 (課題番号 : 16K12536), 基盤研究 (A)(課題番号 : 16H01722) によるものです。

文 献

- [1] Quoc Le and Tomas Mikolov. Distributed representations of sentences and documents. In *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning (ICML-14)*, pp. 1188–1196, 2014.
- [2] J.M. Egenhofer. A model for detailed binary topological relationships. Vol. 47, pp. 261–273, 1993.
- [3] J.M. Egenhofer. Spatial-query-by-sketch. In *Visual Languages. In Proceedings of IEEE Symposium*, pp. 60–67. IEEE, 1996.
- [4] W. Joe, B. Michela, and W. David. Implicit interaction profiling for recommending spatial content. In *Proceedings of the 13th annual ACM international workshop on Geographic information systems*, pp. 285–294. ACM, 2005.
- [5] T. Tezuka, Y. Yokota, M. Iwaihara, and K. Tanaka. Extraction of cognitively-significant place names and regions from web-based physical proximity co-occurrences. *Web Information Systems-WISE 2004*, pp. 113–124, 2004.
- [6] K. Kobayashi, D. Kitayama, and K. Sumiya. Cinematic street: Automatic street view walk-through system using characteristics of modified maps. *Web and Wireless Geographical Information Systems*, pp. 142–158, 2011.
- [7] K. Kajita, K. Yamamori, and J. Hasegawa. Development of deformation map automatic generation system. *Information Processing Society of Japan Journal*, Vol. 37, No. 9, pp. 1736–1744, 1996.
- [8] D. Kitayama and K. Sumiya. A deformation analysis method for artificial maps based on geographical accuracy and its applications. In *Proceedings of the 2nd Joint WICOW/AIRWeb Workshop on Web Quality*, pp. 19–26. ACM, 2012.
- [9] 倉田陽平, 岡部篤行. 道案内用略地図の精確な地図への同定アルゴリズム. *GIS-理論と応用*, Vol. 10, No. 1, pp. 9–17, 2002.
- [10] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, pp. 3111–3119. Curran Associates, Inc., 2013.
- [11] Zellig S Harris. Distributional structure. *Word*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 146–162, 1954.
- [12] 吉田朋史, 北山大輔, 中島伸介, 角谷和俊. ユーザレビューの分散表現を用いた主観的特徴の意味演算による観光スポット検索システム. 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2017), No. P6-5, 2017.