

未訪問地域の類似マイマップ検索システムの提案と実装

金平 卓也^{1,a)} 荒川 豊^{1,b)} 安本 慶一^{1,c)}

概要: 本研究では、ユーザが独自に地理情報 (POI: Point of Interest) を地図にまとめたマイマップから、他のユーザが作成した未訪問地域の類似したマイマップの検索を可能とするシステムを提案する。現在、フリーキーワードでマイマップの検索が可能なサービスが存在する。しかし、マイマップはユーザが自由に作成しており、検索サービスから得られる各マップには適切かつ十分なメタ情報が含まれていないため、目的のマップを見つけることが困難な状況にある。この問題を解決するために、マップに登録されている POI の位置情報や名称を基に、Geo Hash とレーベンシュタイン距離を用いた新たな POI 同定方法を提案し、そのマップのカテゴリベクトルを推定する。これにより、類似したマイマップを検索地域に非依存で検索することが可能となる。本稿では、マップのカテゴリベクトルの推定方法と推定結果を用いた類似マイマップ検索システムについて述べる。

Similarity Search System for My Map in Unvisited Region

TAKUYA KANEHIRA^{1,a)} YUTAKA ARAKAWA^{1,b)} KEIICHI YASUMOTO^{1,c)}

1. はじめに

近年、スマートフォンやパソコンの普及に伴い、パーソナライズサービスが注目を浴びている。パーソナライズサービスとは、ユーザ個人の Web ページの検索履歴や閲覧履歴等の行動履歴から、そのユーザの嗜好を推測し、その嗜好に合わせたコンテンツを提供するサービスである。例としては、Amazon の商品おすすめ機能や Twitter 等の SNS のタイムライン上にユーザの興味がある広告を掲載する機能などである。このサービスは地理情報 (Point of Interest) の検索サービスへと拡大しており、関連する研究が盛んに行われている。例えば、SNS のユーザのチェックイン履歴に基づき、そのユーザの嗜好を考慮した地理情報 (POI: Point of Interest) の推薦 [1] や周辺の飲食店の相場関係の類似性に基づく、別地域での飲食店の推薦 [2] 等である。

一方で、特定のテーマに関する POI が 1 つのマップにまとめられたデジタルコンテンツの一種であるマイマップ

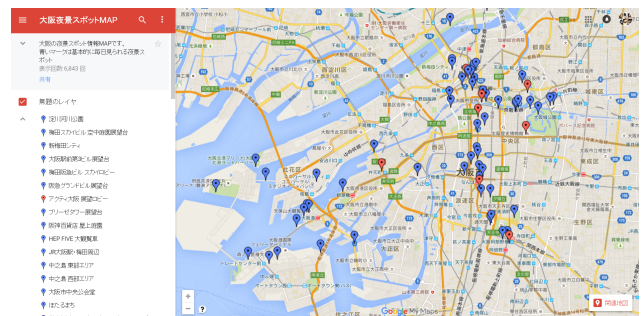


図 1 大阪市の夜景スポットをまとめたマイマップ

の利用が拡大している。マイマップの例を図 1 に示す。これは、Google Maps や Open Street Map などの地図サービスで作成することができる。ユーザが視覚的かつ直感的に空間情報を共有することに有用であり、一般的には Web ページに埋め込む形で利用されている。我々はいち早くこのマイマップに含まれる情報の有用性に着目し、マイマップの作成や共有、横断的検索を可能にするプラットフォームの提案 [1][2] やマイマップに対して評価情報を付加することの有用性の提言 [3] を行ってきた。2014 年には Google がマイマップを検索することができる Web サービスである Maps Gallery¹ を開始している。このサービスにより、様々な Web ページに埋め込まれて点在していたマイマッ

¹ 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

a) kanehira.takuya.kj7@is.naist.jp
b) ara@is.naist.jp
c) yasumoto@is.naist.jp

マップ ギャラリー

東京 浅草 観光 の検索結果

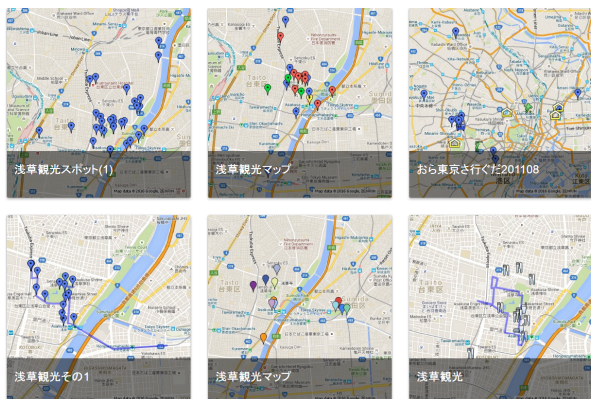


図 2 Maps Gallery で「東京 浅草 観光」と検索した結果

マップ ギャラリー



図 3 マイマップに登録されている POI 詳細情報の例

を一元的に検索することが可能となった。しかし、各マップに対して適切かつ十分なメタ情報が含まれていないため、ユーザが求めるマップを見つけることが困難な状況にある。例として、東京の浅草の観光スポットのみ集めたマップを見つけないとする。図 2 に Maps Gallery で「東京 浅草 観光」と検索した際の結果を示す。また、図 3 に検索結果から任意に選択したマイマップに登録されている POI の詳細情報表示画面を示す。図 2 に示す検索結果は、ユーザが求めるマップを検索できているように見える。しかし、観光スポット情報のみ集めたマップもあれば、飲食店の情報も含むマップも混在している。ユーザはマップを一つずつ選択し、登録されている情報を確認しながら適したマップを見つける必要がある。しかし、図 3 に示すように、登録されている POI に対してメタ情報が含まれていないため、観光スポットであるかどうかすぐに分からない状況にある。

このような背景から、本研究ではオントロジーを用いてマイマップに特徴付けすることにより、ユーザ嗜好を考慮したマイマップの検索を可能にするシステムの提案を行う。マイマップの特徴はそのマップに登録されている POI の位置情報と名称に基づき、Geo Hash と文字列の類似性

¹ <http://maps.google.com/gallery>

² <https://ja.foursquare.com>

を測る指標であるレーベンシュタイン距離を用いて推定する。オントロジーにより特徴付けすることで、ユーザが作成したマイマップに類似した他のユーザのマイマップを発見することが容易となる。また、検索地域に依存することなく検索することが可能となる。

本稿の 2 章では、本研究と関連する POI の推薦や同定に関する研究とその問題点について述べる。3 章では、提案マイマップ検索システムの概要とシステムアーキテクチャおよび各コンポーネントについて述べる。4 章では、日本の任意地域におけるマイマップの存在件数について述べる。5 章では、本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

近年、任意の地域における POI の推薦システムに関する様々な研究が行われている。加藤 [4] らは飲食店の周辺相場関係の類似性を基に、任意の地域でユーザが選択した飲食店に類似した飲食店を推薦するシステムを提案している。また、Bao [5] らはユーザのカテゴリ付き POI のチェックイン履歴からユーザ嗜好をモデル化し、他の地域のユーザの嗜好の類似性を基にその地域の POI を推薦するシステムを提案している。さらに、Yuan [6] らは、ユーザの時間的嗜好変化を考慮した POI 推薦システムの提案をしている。これらの POI の推薦に関しては数を多くの研究がなされている。しかし、本研究のように POI を 1 つにまとめたマイマップの推薦に関する研究は行われていない。

任意地域の類似マイマップを推薦する上で、マイマップの類似性を測る指標が必要となる。本研究では、マイマップにカテゴリベクトルという特徴を付加し、このベクトルの類似性に基づきマイマップを推薦しようと考えている。この際、マイマップに登録されている POI と Foursquare² 等に登録されているカテゴリ付き POI を同定する必要がある。POI 同定に関しては西田 [7] らの、確率的訪問 POI 同定方法がある。これは、移動軌跡から得られる滞在地点に対して自動的にチェックインするためである。しかし、一般ユーザの訪問度合やユーザの嗜好を考慮するなど同定方法のモデルが複雑という問題点がある。これは POI 同定対象である滞在地点は位置情報しかないためである。本研究で扱うマイマップに登録されている POI には位置情報の他に、POI 名称が存在する。そこで、本研究では位置情報と POI 名称だけを用いた単純なモデルの新たな POI 同定方法を提案し、POI のカテゴリを推定する。

3. 提案類似マイマップ検索システム

本章では、初めにマイマップの特徴であるカテゴリベクトルについて述べる。次に、提案するマイマップ検索システムの概要について述べる。そして、システムのアーキテクチャについて述べ、最後に提案システムにおける主要な 3 つのコンポーネントについて述べる。

表 1 カテゴリおよび各カテゴリのサブカテゴリの数

カテゴリ	サブカテゴリ数
Arts & Entertainment	61
College & University	38
Food	238
Nightlife Spot	24
Outdoors & Recreation	88
Professional & Other Places	92
Shop & Service	155
Travel & Transport	50

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<?xml-stylesheet href="http://www.opengis.net/kml/2.2" type="text/css"?>
<Document>
  <name>京都 祇園 観光マップ</name>
  <description>[[CDATA[ ]]]</description>
  <Folder>
    <name>東エリア</name>
    <Placemark>
      <name>八坂神社</name>
      <styleUrl>#icon-503-064436-nodes</styleUrl>
      <Point>
        <coordinates>135.7765530999998,35.006559,0.0</coordinates>
      </Point>
    </Placemark>
    <Placemark>
      <name>円山公園</name>
      <styleUrl>#icon-503-064436-nodes</styleUrl>
      <Point>
        <coordinates>135.79065770000007,35.0039089,0.0</coordinates>
      </Point>
    </Placemark>
    <Placemark>
      <name>高台寺</name>
      <description>[[CDATA[ 【備考】 祇園が日本の名勝に指定されている。<br> 【詳細料】 600円<br> 【拝観時間】 9:00~17:30(受付は17:00まで)]]</description>
      <styleUrl>#icon-503-064436</styleUrl>
      <Point>
        <coordinates>135.78110379999998,35.00079180000001,0.0</coordinates>
      </Point>
    </Placemark>
    <Placemark>
      <name>渡御前社</name>
      <description>[[CDATA[ 【備考】 美言并願で有名]]</description>
      <styleUrl>#icon-503-064436</styleUrl>
      <Point>
        <coordinates>135.77949800000002,35.0037375,0.0</coordinates>
      </Point>
    </Placemark>
  </Folder>
</Document>
  
```

図 4 京都 祇園 観光マップの KML 形式のデータの一部

3.1 カテゴリベクトル

提案システムにおいて、マイマップの特徴はオントロジーの一種である階層カテゴリを用いる。この階層カテゴリは位置情報ソーシャルネットワークサービスの Foursquare が定めた 4 階層からなる階層カテゴリの内、3 階層を用いる。表 1 に提案システムで用いるカテゴリ及び各カテゴリのサブカテゴリの数を示す。本システムではこの階層カテゴリを以下に示すベクトルで表現し、これをカテゴリベクトルと称す。

$$[C_1, C_2, C_3, \dots, C_n] (0 \leq C) \quad (1)$$

なお、カテゴリベクトルの次元数は表 1 のサブカテゴリの総数と同値であり、 $n=746$ である。各カテゴリの値はマイマップに登録されている全ての POI のカテゴリをカテゴリごとにカウントしたものである。カテゴリベクトルの推定方法については 3.4 節で述べる。マイマップにカテゴリベクトルを付加することにより、マップ同士の類似性を測る指標にすることが可能となる。

3.2 システム概要

提案システムは、ユーザが訪れたことがない場所や地域の情報に詳しくない場所における、ユーザの嗜好に合うマイマップを発見することに有用な検索システムである。提案システムではマイマップに自動的にカテゴリベクトルを付加することにより、地域に非依存でユーザが作成したマイマップに類似したマイマップの検索を実現する。つま

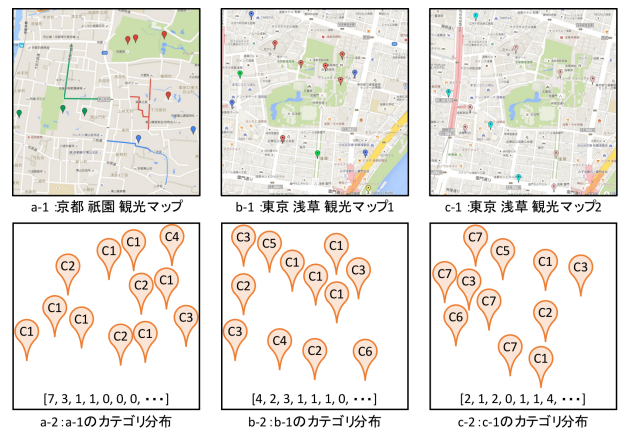


図 5 a: ユーザが作成したマップと別地域の b: 類似したマイマップおよび c: 類似していないマイマップと各マップのカテゴリ分布

り、提案システムに対してユーザが作成したマイマップと地域を入力すると、ユーザはそのマイマップのカテゴリベクトルに類似した指定地域の類似マイマップを得ることが可能となる。また、カテゴリと地域を指定することで、同様の結果を得ることも可能である。なお、提案システムにおいて、マイマップのデータ入力は KML 形式のファイルで扱う。KML 形式のマイマップのデータ例を図 4 に示す。図 4 が示すように KML 形式は XML 形式と同等と考えてよい。

ここで、図 5 に 3 つのマイマップおよび各マップのカテゴリ分布およびカテゴリベクトルを示す。図 5 の a-1 はあるユーザが作成した京都の祇園の観光マップを示し、b-1 と c-1 は他のユーザが作成した東京の浅草の観光マップを示す。a-1 と b-1 は寺院と商店が立ち並ぶ道に関する POI を多くまとめたマップであり、c-1 は飲食店に関する POI を多くまとめたマップである。a-2~c-2 は各マイマップに登録されている POI のカテゴリを表しており、図中の C_i ($i = 1, 2, \dots, 7$) はカテゴリを示す。同じ数字であれば、その POI は同じカテゴリであることを意味する。また、下方には各マイマップのカテゴリベクトルを示す。この図から分かるように、カテゴリベクトルの値はマイマップに登録されている全ての POI のカテゴリをカテゴリごとにカウントしたものである。図 5 のマイマップとカテゴリベクトルを用いて提案システムの動作例について述べる。あるユーザが一度も訪れたことがない東京の浅草の観光マップを探したいときを考える。このユーザが提案システムに対して、自身が作成したマイマップ (a-1) と検索地域 (東京 浅草) を入力すると、提案システムは入力されたマイマップのカテゴリベクトルを推定する。その後、指定地域に該当するマイマップのカテゴリベクトルとの類似度を算出し、この類似度が 0.8 以上のマイマップを複数、ユーザへ提供する。なお、カテゴリベクトルの類似度の算出に関しては 3.6 節で述べる。今回の例の場合、a-1 と b-1 のカテ

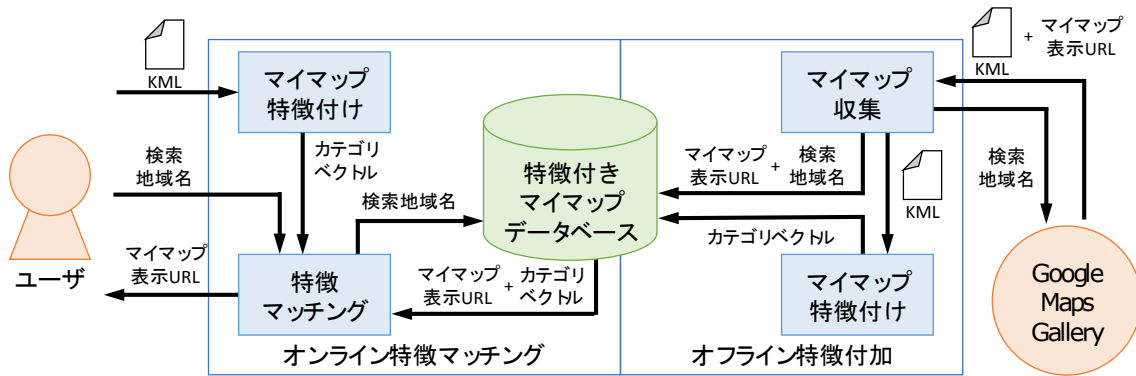


図 6 提案類似マイマップ検索システムのアーキテクチャ

ゴリベクトルの類似度は 0.87 であり、b-1 のマイマップはユーザへ提供する。a-1 と c-1 のカテゴリベクトルの類似度は 0.47 であり、c-1 マイマップはユーザへ提供しない。

3.3 システムアーキテクチャ

提案類似マイマップ検索システムのアーキテクチャを図 6 に示す。図 6 に示すように提案システムは 2 つの大きなコンポーネントで構成されている。1 つはオンライン特徴マッチングコンポーネントであり、もう 1 つはオフライン特徴付加コンポーネントである。オフライン特徴付加コンポーネントが Maps Gallery にあるマイマップに特徴付けを行い、特徴付きマイマップデータを蓄積する。オンライン特徴マッチングコンポーネントにより、ユーザは自身が作成したマイマップと特徴が類似したマイマップを検索結果として得ることができる。この 2 つの大コンポーネントと特徴付きマイマップデータベースについて以下に述べる。

オンライン特徴マッチングコンポーネント

このコンポーネントの目的は、ユーザが入力したマイマップに類似したユーザ任意指定検索地域のマイマップを提供することである。この目的を達成するために、このコンポーネントはマップ特徴付けコンポーネント、特徴マッチングコンポーネントの 2 つのサブコンポーネントから構成されている。各サブコンポーネントの詳細については次節以降で述べる。このコンポーネントではまず初めに、マップ特徴付けコンポーネントにユーザからマイマップのデータが入力される。マップ特徴付けコンポーネントにマイマップのデータが入力されると、そのマップの特徴であるカテゴリベクトルを出力する。出力されたカテゴリベクトルはユーザからの検索地域情報と共に特徴マッチングコンポーネントに入力される。特徴マッチングコンポーネントは特徴付きマップデータの中から入力された特徴に類似するマイマップを検索し、複数の類似マイマップをユーザへ提供する。この検索の際、検索地域情報を元に地域でフィルタリングする。なお、このコンポーネントはユーザから類似マイマップの検索が開始された際、即時的に実行される。

オフライン特徴付加コンポーネント

このコンポーネントの目的は、Maps Gallery から取得したマイマップに対して特徴付けを行い、その特徴付きマイマップデータを蓄積することである。この目的を達成するために、このコンポーネントはマイマップ特徴付けコンポーネント、マイマップ収集コンポーネントの 2 つのサブコンポーネントで構成されている。ここで、マイマップ特徴付けコンポーネントは 2 つの大きなコンポーネントで共通利用されており、提案システムにおいて重要なコンポーネントであることが分かる。各サブコンポーネントの詳細については次節以降で述べる。このコンポーネントはまず初めに、マイマップ収集コンポーネントが、定期的かつ自動的に Maps Gallery から任意地域のマイマップを収集する。収集したマップはマイマップ特徴付けコンポーネントへ入力され、出力されるそのマップの特徴であるカテゴリベクトルと共に特徴付きマイマップデータとして蓄積する。

特徴付きマイマップデータベース

このデータベースは、オフライン特徴付加コンポーネントにより得られる特徴付きマイマップに関連するデータを蓄積する。データの構成としては、マイマップを Web ブラウザで表示するための URL、マイマップのサムネイル画像の URL、都道府県名、市区町村名、カテゴリベクトルの 5 つである。

3.4 マイマップ特徴付けコンポーネント

このコンポーネントの目的は、与えられたマイマップに対して、そのマップの特徴であるカテゴリベクトルを推定することである。マイマップのカテゴリベクトルはそのマイマップに登録されている全ての POI のカテゴリを推定することで得ることができる。しかしながら、Maps Gallery から得られるデータの大半にはカテゴリ情報が含まれていない。そこで、POI のカテゴリを推定する新たな手法を提案する。この提案手法を用いて、与えられたマイマップに登録されている全ての POI のカテゴリを推定し、各カテゴリの数をカウントすることでマイマップのカテゴリベクトルを推定する。

表 2 ある 3 地点の経緯度および GeoHash

地点名	A	B	C
緯度, 経度	35.658563, 139.745433	35.66614, 139.75843	35.66431, 139.76114
Geo Hash	<u>xn76</u> ggrw0tgm	<u>xn76uk</u> bfr6q	<u>xn76uk</u> 6zwt5

提案 POI カテゴリ推定方法

図 7 に提案 POI カテゴリ推定方法の概念図を示す。提案手法はカテゴリを推定したい POI の位置情報（経度緯度）と名称（店名など）を用いてカテゴリを推定する方法である。提案手法ではまず、Foursquare の POI 検索 API を用いてカテゴリ推定対象 POI と同一の POI の候補群を取得する。Foursquare から取得する候補 POI にはカテゴリ情報があるため、この POI の候補群をカテゴリ付き候補 POI 群とする。なお、検索中心位置はカテゴリ推定対象 POI の位置とし、検索半径 R は 100[m] とする。この検索半径の値は、Foursquare の検索誤差が約 70[m] あるためである [8]。次に、カテゴリ推定対象 POI と各カテゴリ付き候補 POI の間の POI 名称および Geo Hash のレーベンシュタイン距離の総和を算出する。この 2 つのレーベンシュタイン距離の総和を POI 類似距離と称す。ここで、レーベンシュタイン距離と Geo Hash について説明する。レーベンシュタイン距離は 2 つの文字列の類似性を測る 0~1 の指標であり、類似しているほど高い数値となる。Geo Hash は経緯度を文字列で表現した位置情報である。文字列の長さにより任意の精度で位置を表現できるため、近隣の 2 地点を表す文字列は類似する特徴がある。表 2 にある 3 地点の経緯度および Geo Hash を示す。また、図 8 に表 2 の各地点の位置関係を示す。図 8 の地点 B と地点 C の位置関係が示すように物理的距離が近ければ Geo Hash は類似した文字列で表現される。この特徴を利用することで、物理的距離の近さをレーベンシュタイン距離で表現することが可能である。つまり、POI 類似距離は POI 名称の類似性と物理的距離の近さを 1 つの指標で表現したものであり、数値が大きいほど 2 つの POI が同一である可能性が高いことを示すと考えられる。このことから、カテゴリ推定対象 POI との POI 類似距離が最も大きいカテゴリ付き候補 POI を推定対象 POI と同一の POI であるとする。最後に、同一と推定された POI のカテゴリを推定対象 POI のカテゴリと推定する。

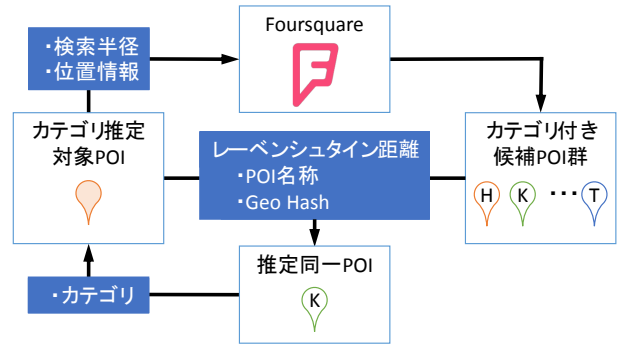


図 7 提案 POI カテゴリ推定方法の概念図



図 8 表 2 の各地点の位置関係

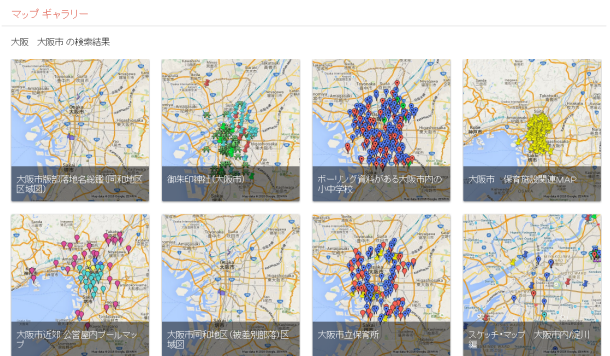


図 9 Maps Gallery において検索キーワード「大阪 大阪市」で検索した際の結果

3.5 マイマップ収集コンポーネント

このコンポーネントの目的は、地域別にマイマップに関するデータを収集することである。収集方法としては、Maps Gallery で地域名でキーワード検索を行い、検索結果ページを Web クローリングする。なお、検索地域は日本に限定し、検索キーワードは「“都道府県名”」と「“都道府県名” “市区町村名”」である。例として図 9 に検索キーワードが「大阪 大阪市」のときの検索結果ページを示す。

す。収集するデータとしては、マイマップのデータ本体である KML ファイル、マイマップを Web ページで表示するための URL、マイマップのサムネイル画像の URL の 3 つである。KML ファイルはマイマップ特徴付けコンポーネントへ出力する。各 URL と検索地域名はマイマップ特徴付けコンポーネントから出力されるカテゴリベクトルと共に特徴付きマイマップデータベースに蓄積する。

3.6 特徴マッチングコンポーネント

このコンポーネントの目的は、与えられた検索地域とカテゴリベクトルを基に、特徴付きマイマップデータベースから類似したカテゴリベクトルを持つ検索地域に該当するマイマップをユーザへ提供することである。このコンポーネントではまず、特徴付きマイマップデータベースから、ユーザによって与えられた検索地域に該当するマイマップのカテゴリベクトルを取得する。得られた各カテゴリベクトルと与えられたカテゴリベクトルのコサイン類似度を算出し、類似性を測る。提案システムではコサイン類似度が0.8以上のとき、類似していると判定する。そして、カテゴリベクトルが類似していると判定されたマイマップの情報をユーザへ提供する。提供するマイマップの情報としては、Webブラウザで表示するためのマイマップのURL、マイマップのサムネイル画像URLである。

4. マイマップデータに関する考察

提案システムは任意の地域の類似マイマップを推薦するシステムである。そこで、地域別にどの程度マイマップが存在するか、マイマップの数を調査した。調査対象地域の単位として、都道府県単位および市区単位の2つの単位で行った。都道府県数は47個、市区数は968個存在する。調査方法としては、Maps Gallery に対して検索キーワードを「都道府県名」および「都道府県名」「市区名」で検索し、結果として得られるマイマップの数をそれぞれカウントした。

結果として、都道府県単位で得られるマイマップは、北海道で108件、その他の都府県で検索上限の300件あることが分かった。次に、市区単位で検索した結果を図10に示す。横軸にマイマップの件数を示し、縦軸にその件数のマイマップが見つかった市区の割合を示す。この図より、全国の市区の約60%には200件以上のマイマップが存在し、約95%には100件以上のマイマップが存在することが分かった。また、主要5大都市を含む、東京、愛媛、大阪、兵庫、福岡の市区におけるマイマップの件数を図11に示す。この図より、約75%の市区は200件以上のマイマップが存在し、約95%の市区は100件以上のマイマップが存在することが分かった。これらの結果から、任意の地域で類似したマイマップを検索できる可能性があることが分かった。

なお、今回調査で用いたMaps Galleryの検索上限値が300件であり、これ以上のマップ数をカウントすることができなかった。

しかし、調査をしている中で検索結果で得られるマップの種類および数は長期的周期で変化することが分かった。つまり、より多くのマイマップを収集するには定期的収集が必要である。

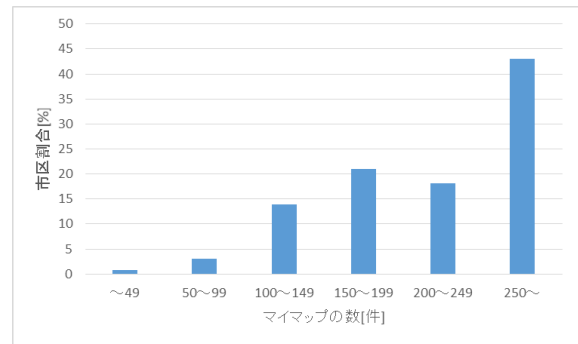


図10 全国の市区におけるマイマップの存在件数

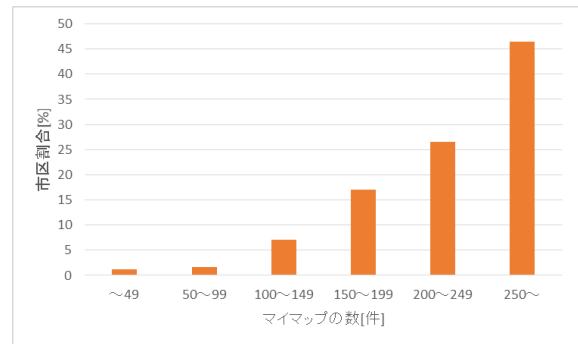


図11 主要都府県の市区におけるマイマップの存在件数

5. おわりに

本論文では、任意地域におけるユーザ嗜好を考慮した類似マイマップ検索システムを提案した。本システムでは、オフライン特徴付加コンポーネントにより日本中のマイマップにカテゴリベクトルによる特徴付けを行い、オンライン特徴マッチングコンポーネントによりユーザが指定した地域およびユーザが作成したマイマップに類似したマイマップをユーザに提供可能となる。また、両コンポーネントで利用されているマイマップ特徴付けコンポーネントでは、新たに単純なPOI同定方法を提案し、この方法を用いたPOIのカテゴリ推定を示した。今後はこの提案システムを構築し、ユーザに対して正確かつ効率的に類似マイマップを提供できるか、評価を行っていく。

参考文献

- [1] 荒川豊, 金平卓也, 安本慶一, 和田健. User generated maps : 地理情報データ作成・共有システム. 信学技報, 神奈川, 7月2014. 2014年7月4日(金) - 7月5日(土) 箱根湯本ホテル (HPB).
- [2] Takuya Kanehira, Yutaka Arakawa, Keiichi Yasumoto, and Takeshi Wada. Curap : Curating geo-related information on a map. In *Proceedings on 2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics, ICCE '16*, pp. 325 - 326, Las Vegas, NV, USA, 2016. IEEE.
- [3] 金平卓也, 荒川豊, 安本慶一, 和田健. 評価機能付きパーソナル地理情報表示システムの提案と実装. 研究報告モバイルコンピューティングとコビキタス通信 (MBL), Vol. 2013, No. 1, pp. 1-6, dec 2013.

- [4] 加藤誠, 大島裕明, 小山聡, 田中克己. アナロジーに基づく地理情報検索. 全国大会講演論文集, Vol. 72, pp. 125–126, mar 2010.
- [5] Jie Bao, Yu Zheng, and Mohamed F. Mokbel. Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data. In *Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, SIGSPATIAL '12*, pp. 199–208, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [6] Quan Yuan, Gao Cong, Zongyang Ma, Aixin Sun, and Nadia Magnenat Thalmann. Time-aware point-of-interest recommendation. In *Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '13*, pp. 363–372, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [7] Kyosuke Nishida, Hiroyuki Toda, Takeshi Kurashima, and Yoshihiko Suhara. Probabilistic identification of visited point-of-interest for personalized automatic check-in. In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp '14*, pp. 631–642, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [8] Blake Shaw, Jon Shea, Siddhartha Sinha, and Andrew Hogue. Learning to rank for spatiotemporal search. In *Proceedings of the Sixth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM '13*, pp. 717–726, New York, NY, USA, 2013. ACM.