

平成 29 年度
学士学位論文

画像認識と画像メタ情報を利用した ピクトリアルマップ生成

Pictorial map generation
using image recognition and meta data

1180385 山口 智大

指導教員 吉田 真一

2018 年 2 月 28 日

高知工科大学 情報学群

要 旨

画像認識と画像メタ情報を利用した ピクトリアルマップ生成

山口 智大

Social Networking Service(SNS) の普及により, SNS 投稿写真が持つジオタグ情報を利用して, 指定された地域特徴を可視化するピクトリアルマップ生成システムの研究 [1] があり, 観光開発等で注目されている. しかし, すべての画像データを利用してしまうと一部のユーザが大量投稿した写真による影響が出る. また, 地点の特徴を表現するためには代表画像として, 人物が主体となっている画像は避けたい. そこで本研究では, 前処理による同撮影者が 30 分以内に投稿した画像の省略と, 画像認識による人が主体となっている画像の削除を行う. 加えて, 時間やユーザ属性のメタ情報を活用し, 季節, 時間, 撮影者の所在地等の情報でクラスタリング前に分類することでクラスタリングをより有効に行うことを目指す. また, POI(Point of Interest) ごとの地点名称推定, 人気度表示, 画像認識によるタグ分類による代表画像に対する意味付けを行うことによって, システムの有用性の向上をはかる.

評価は, 被験者 6 名に対し, 代表画像から観光検討における適合画像と不適合画像をそれぞれ選択してもらい, 適合率, 不適合率を求める. 提案手法と既存手法の適合率と不適合率を比べ, より適した代表画像の選出が行えていることを示す. そして, 被験者が不適合と判断した画像における人が主体となっている画像枚数を調べた結果から, 人が主体となっている画像を省くことによる有効性を示す. また, 実装した地点名称推定, 人気度表示, 画像認識によるタグ分類による代表画像に対する意味付けの有用性を示し, 時間やユーザ属性のメタ情報を用いたクラスタリング前の分類による結果検証も行っている.

キーワード 画像認識, ジオタグ, DBSCAN クラスタリング, メタ情報

Abstract

Pictorial map generation using image recognition and meta data

Chihiro YAMAGUCHI

With the widespread use of Social Networking Service, research on a pictorial map generation system that visualizes specified regional features using geotag information of image files on SNS has been attracted in the area of tourism development. If all the image data is mapped to the pictorial map, the map will be filled by pictures and will not be useful. Also several users post a large number of images and then it affects the pictorial map. In order to express the features of a location on a map, images in which persons are main contents should be avoided as a representative image of the location.

In this research, images posted by the same photographer within 30 minutes are omitted and images mainly composed of people are also omitted by image recognition. In order to perform clustering more effectively, meta data of time and user attribute are used and images are classified by them before clustering. In this process, information such as season, time, nationality of photographer and so on are used. In addition, by improving the usefulness of the system by performing point name estimation for each POI (Point of Interest), popularity display, and meaning for representative images by tag classification by image recognition.

In order to evaluate the proposed system, six subjects are asked to select a matching image and a unmatching image in the tourism examination from the representative image. Precision of the matching images and unmatching images are calculated.

The result shows that more suitable representative images can be selected by the proposed method compared with the conventional pictorial map generation method. The effectiveness by omitting the image which contains persons mainly are shown. We also demonstrate the usefulness of meaning to representative images and also validate the results by classification using meta information before clustering.

key words image recognition, geotag, DBSCAN clustering, meta data

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	先行研究	3
2.1	ピクトリアルマップ	3
2.2	データ収集	4
2.3	POI と位置情報クラスタリング	4
2.4	類似画像クラスタリングと代表画像抽出	5
2.5	既存手法の問題点	5
第 3 章	提案手法	6
3.1	投稿画像に対する前処理	6
3.2	類似画像クラスタリング前の画像処理	6
3.2.1	CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalize)	7
3.3	画像認識による人が主体となっている画像削除	7
3.4	代表画像の意味付け	8
3.5	画像メタ情報を利用したピクトリアルマップ有効性向上	8
第 4 章	提案システム概要	9
4.1	データ収集と前処理	10
4.2	位置情報クラスタリングによる POI の抽出	11
4.3	画像の特徴量抽出	12
4.4	類似画像クラスタリングと代表画像の抽出	13
4.5	地点名称推定と画像認識によるタグ分類	14
4.6	ユーザインターフェースの実装	14

目次

第 5 章	構築システムの評価	17
5.1	実験環境	17
5.1.1	代表画像の有効性検証	18
5.1.2	季節別の代表画像の有効性検証	24
5.1.3	機能の有用性検証	29
5.1.4	時間帯別の代表画像の有効性検証	29
5.2	実験結果	32
第 6 章	考察	37
6.1	地点名称推定に関する課題	37
6.2	人気度に関する課題	37
6.3	画像認識によるタグ分類に関する課題	38
6.4	前処理と画像認識による代表画像抽出の考察と課題	38
6.5	画像特徴量抽出に関する課題	40
6.6	季節別と時間別による代表画像の考察	40
6.7	データ分析実験に関する考察	41
第 7 章	まとめ	43
	謝辞	44
	参考文献	48

目次

2.1	既存手法ピクトリアルマップを構成する代表画像生成	3
3.1	ヒストグラム平坦化のイメージ [12]	7
4.1	ピクトリアルマップシステム構成	10
4.2	京都データでのクラスタリング結果の例	11
4.3	平坦化処理前の画像と平坦化処理後の画像	12
4.4	HSV 値の減色による次元削減イメージ	13
4.5	Microsoft Computer Vision API の例	14
4.6	ピクトリアルマップ表示画面	15
4.7	データ分類表示項目一覧	15
4.8	Hash Tag List 一項目表示例と吹き出し表示例	16
4.9	地点推定名称, 人気度, タグ情報表示例	16
5.1	既存手法システムピクトリアルマップ	19
5.2	既存手法の位置情報 DBSCAN クラスタリング	20
5.3	提案手法 1 システムピクトリアルマップ	21
5.4	提案手法 1 の位置情報 DBSCAN クラスタリング	21
5.5	提案手法 2 システムピクトリアルマップ	23
5.6	提案手法 2 の位置情報 DBSCAN クラスタリング	23
5.7	春分類ピクトリアルマップ	25
5.8	春分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	25
5.9	夏分類ピクトリアルマップ	26
5.10	夏分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	26
5.11	秋分類ピクトリアルマップ	27

目次

5.12 秋分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	27
5.13 冬分類ピクトリアルマップ	28
5.14 冬分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	28
5.15 日中分類ピクトリアルマップ	30
5.16 日中分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	30
5.17 夜間分類ピクトリアルマップ	31
5.18 夜間分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング	31
5.19 代表画像適合率	32
5.20 代表画像不適合率	33
5.21 春代表画像適合率	33
5.22 夏代表画像適合率	34
5.23 秋代表画像適合率	34
5.24 冬代表画像適合率	35
5.25 機能有用性アンケート結果	35
5.26 日中代表画像適合率	36
5.27 夜間代表画像適合率	36
6.1 同撮影者による写真例	39
6.2 人が主体となっている画像を不適と判断した枚数	39
6.3 クラスタ結果例	40
6.4 所在地別人気度上位 20	41
6.5 Taiwan 人気度	42
6.6 Taiwan タグ人気度	42

表目次

5.1	既存手法システムパラメータ	19
5.2	提案手法 1 システム (前処理のみ) パラメータ	20
5.3	提案手法 2 システム (前処理+画像認識) パラメータ	22
5.4	季節ごとの利用データと出力結果	24
5.5	季節ごとの各パラメータ	24
5.6	日中・夜間の利用データと出力結果	29
5.7	日中・夜間の各パラメータ	29
6.1	タグ分類結果の一部	38

第 1 章

序論

Social Networking Service(SNS) の普及と, GPS を搭載したスマートフォンなどの携帯型情報端末の普及により, 今日では, 日常的に SNS への位置情報を含む写真の投稿が行われるようになってきている. 例えば, 代表的な写真専用の SNS である Flickr [1] は, 2006 年から位置情報の登録機能を提供しており, スマートフォンが普及する前の写真でも位置情報を含む写真が多く蓄積されている. 近年では Instagram [2] や Facebook [3] においても, 投稿に対し, ジオタグと呼ばれる位置情報のタグを付与することが可能となっている. また, GPS を搭載したスマートフォンやデジタルスチルカメラで撮影された写真には, 付与される Exif の中に位置情報が含まれている.

近年では大量の SNS 投稿写真およびジオタグ情報を利用し, 従来のセンサネットワークでは発見できなかった実世界情報を抽出する研究が多岐に渡って行われている. 例えば, 2014 年には Flickr 上のジオタグと画像タグ情報を利用して, 国や世界の海岸線を描画する研究 [4] や, 2015 年には Instagram 上のジオタグと画像を利用して, 画像色特徴に基づいて, 特定の地域における写真を体系的に可視化する研究 [5] などが行われている.

こうしたデータ分析における最も研究が進んでいる分野の一つが観光である. 例として, SNS 投稿写真が持つジオタグ情報を利用して, 日本における指定された地域特徴を可視化するピクトリアルマップ生成システムの研究 [6] があり, 観光開発等で注目されている. この研究は, Instagram 上のジオタグ情報付き写真をデータとして, (1) ジオタグ情報に基づいたクラスタリングによる POI(Point of Interest) の抽出, (2) 抽出された POI ごとに画像 HSV 特徴量に基づく類似画像クラスタリング, (3) 画像類似度に基づく代表画像の抽出, (4) 代表画像を地図上にマッピング, から構成されている. 関連研究として, ジオタグ情報付き

SNS 投稿画像に基づく、ピクトリアルマップの構築に向けて、リバーズジオコーディング精度を比較検討し、地点推定名称を正確に抽出する研究 [7] や、クラスタリング手法の改善を行い、隣接する高密度領域を効果的に区別し、POI を正確に抽出する研究 [8] などがある。

既存手法では、すべての画像データのジオタグ情報でクラスタリングを行い、POI を抽出している。しかし、すべての画像データを利用してしまうと一部のユーザが大量投稿した写真による影響が出る。そして、地点の特徴を表現するためには代表画像として、人物が主体となっている画像は避けたい。また、表示されるものが代表画像のみだと情報量が少なすぎて伝わらない。

そこで本研究では、前処理による同撮影者が 30 分以内に投稿した画像の省略と、画像認識による人が主体となっている画像の削除を行い、抽出される代表画像の選出精度向上をはかる。加えて、時間やユーザ属性のメタ情報を活用し、季節、時間、撮影者の所在地等の情報でクラスタリング前に分類することでクラスタリングをより有効に行うことを目指す。また、POI ごとにリバーズジオコーディングによる地点名称推定、人気度表示、画像認識によるタグ情報付与による分類を行い、代表画像の意味付けをすることで、システムの有用性向上をはかる。

提案手法を用いたピクトリアルマップ生成システムを構築し、被験者実験によって得られた適合率、不適合率によって代表画像の選出精度の評価を行う。被験者実験には、Fliker 上の 2017 年京都データ 35866 枚を用いており、被験者には各手法で選出された代表画像から適合画像と不適合画像を選出してもらう。また、実装した地点名称推定、人気度表示、画像認識によるタグ分類の有用性検証、時間やユーザ属性のメタ情報を用いたクラスタリング前の分類による結果検証も行う。

本論文の構成は、第 2 章で本研究に関連する技術、手法について説明し、第 3 章では本研究で提案する構築システムについて説明する。第 4 章では被験者実験による提案システムの評価について述べ、第 5 章で本研究の考察および今後の課題について述べる。最後に第 6 章で本研究全体をまとめる。

第 2 章

先行研究

2.1 ピクトリアルマップ

ピクトリアルマップは、ある地域の特徴を図を用いてわかりやすく示した地図である。日常的に使われる地図とは異なり、細かい町の名前や路線名などが載っているのではなく、主に代表的なものが地図上に表される。例えば、地域の食文化を表せる食べ物、歴史的な建築物などがある。最大の特徴はそれぞれ代表的なものが実際に存在する地点に描かれて、その地点の特徴を表すことである。

先行研究 [6] では、SNS 上に投稿された大量の写真データを利用して、指定された地域特徴をわかりやすく表現するピクトリアルマップの生成を行なっている。先行研究で提案されたピクトリアルマップ基本構成 (図 2.1) は以下の通りである。

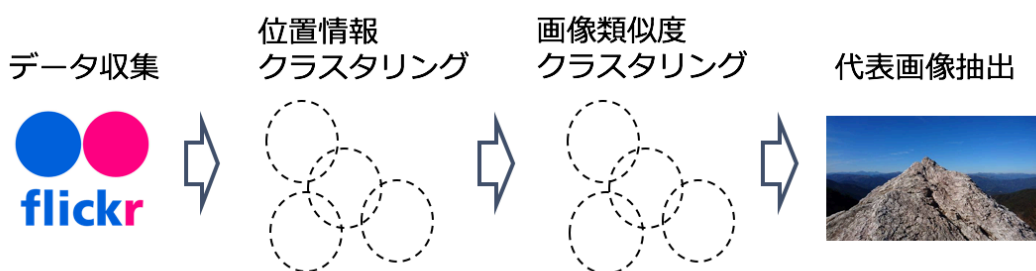


図 2.1 既存手法ピクトリアルマップを構成する代表画像生成

既存手法では、SNS 上からジオタグ情報を付帯している投稿写真を収集し、ジオタグ情報に基づいて、位置情報クラスタリングを行い、POI を抽出する。そして、POI ごとに画像

2.2 データ収集

HSV 特徴量に基づいて、類似画像クラスタリングを行うことで、類似画像を抽出する。最後に、類似画像を比較し、POI における代表画像を選出する。本章の以下項目では、既存手法ピクトリアルマップ基本構成に則り、説明を行う。

2.2 データ収集

Flickr は、カナダの Ludicorp によって 2004 年に開始されたオンライン写真共有サービスである。現在は米国の Yahoo! が運営している。2006 年から位置情報の登録機能を提供しており、スマートフォンが普及する前の写真でも位置情報を含む写真が多く蓄積されている。Flickr では、ユーザは自身で撮影した写真をサーバへのアップロードを行うことで、保存・管理できる。Flickr 上で公開された写真は、誰でも閲覧可能であるため、写真に対するコメントを行うことや、タグを写真に付与すること（タギング）が可能である。タグ付けによって、膨大な画像データベースを効率的に検索できるようになっている。また、Flickr では写真共有機能を利用するための API (Application Programming Interface) が提供されている。

本研究では、Flickr API を利用して、SNS 投稿写真と画像メタ情報を収集している。画像メタ情報は、基本的に画像に付帯している Exif に含まれており、その中にはジオタグ情報や撮影時間も含まれている。

2.3 POI と位置情報クラスタリング

POI(Point of Interest) は、人が興味を持っている場所を指し、都市ガイドや観光マップ等で紹介される伝統的な地点だけでなく、SNS 上で流行している場所や、地元の人々に人気を有している場所をも指す。POI には多くの人々が訪れるため、その場で撮影し、投稿する人数も必然的に多くなる。そのため、位置情報クラスタリングを行うことで、写真の投稿数が密集する場所を抽出する。

既存手法では、SNS 投稿写真のジオタグ情報を用いて、DBSCAN クラスタリングを行う。また、類似画像クラスタリングでも同様に DBSCAN クラスタリングを利用する。

2.4 類似画像クラスタリングと代表画像抽出

2.4 類似画像クラスタリングと代表画像抽出

POI を表現するために、POI における代表的なものが撮影された写真 (代表画像) を用いるのは最適である。例えば、ある地域の地点で、寺が有名であれば、POI における代表画像は寺が含まれている写真が適切である。代表的なものがあるからこそ、その地点が人気や有名になるため、その地点で撮影された写真には代表的なものを含んでいる可能性は高い。したがって、POI における写真の多くは類似する可能性が高いと予想される。

既存手法では、画像の HSV 色特徴を用いて、DBSCAN クラスタリングを行う。そして、クラスタごとの画像類似度を比較し、代表画像を抽出する。

2.5 既存手法の問題点

既存手法では、すべての SNS 投稿写真のジオタグ情報を用いてクラスタリングを行い、POI を抽出している。しかし、すべての SNS 投稿写真を利用してしまうと一部のユーザが大量投稿した写真による影響が出てしまう。そして、POI を表現するためには代表画像として、POI における代表的なものが主体として、写っていることが望ましい。そのため、人物が主体となっている画像は避けたい。また、表示されるものが代表画像のみだと、POI に対する情報量が少なすぎて伝わらない問題がある。

第 3 章

提案手法

本章では、前章で述べた既存手法の問題点を解決し、より良くするための手法を提案する。以下に手法を示し、各項目に対して説明を行う。

1. 投稿画像に対する前処理
2. 類似画像クラスタリング前の画像処理
3. 画像認識による人が主体となっている画像削除
4. 代表画像の意味付け
5. 画像メタ情報を利用したピクチャルマップ有効性向上

3.1 投稿画像に対する前処理

一部のユーザが大量投稿した写真が代表画像になってしまう影響を省くため、同撮影者が 30 分以内に投稿した画像を一枚として扱う処理を行う。

3.2 類似画像クラスタリング前の画像処理

POI における画像に対して、CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalize) と減色による次元削減を行い、類似画像クラスタリング精度向上をはかる。

画像ヒストグラムにおける画素分布の偏りを補正するために画像 YUV 色特徴に対して、CLAHE を行う。また、画像をそのままクラスタリングしても、特徴の次元が非常に大きすぎるため、人の目で似ている画像でも細部が異なるだけでも違うクラスタと判定されてしま

3.3 画像認識による人が主体となっている画像削除

う. そのため, 色特徴に対して, 減色による特徴の次元削減を行う.

3.2.1 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalize)

画素値が特定の範囲に集中している画像を考えた時, 例えば, 明るい画像は画素値が高い範囲に集中し, 暗い画像は画素値が低い範囲に集中している. このような画像に対して, ヒストグラムを両側に向けて伸ばすことで, 画素値が全範囲に満遍なく分布するようにする. これをヒストグラム平坦化処理と呼ぶ. この処理によって画像のコントラストが改善される.

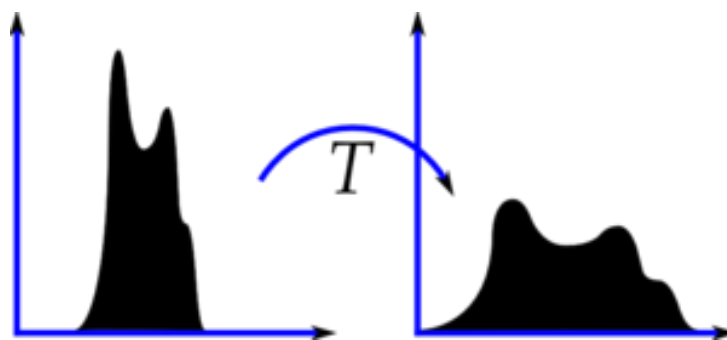


図 3.1 ヒストグラム平坦化のイメージ [12]

ヒストグラム平坦化は, 画像全体のコントラストを考慮した処理であるため, 画像ヒストグラムが特定の範囲のみに偏っていない場合にうまく適用できない. この問題を解決するためには, 適用的にヒストグラム平坦化する必要がある. この処理は, 画像をタイルと呼ばれる小領域に分割し, 領域毎にヒストグラム平坦化を適用する [12].

3.3 画像認識による人が主体となっている画像削除

画像認識 (Microsoft Computer Vision API) による人が主体となっている画像の削除を行い, 抽出される代表画像の選出精度向上をはかる.

画像自体を入力として Microsoft Computer Vision API を利用し, 取得されたタグ情報が person で confidence が 0.8 以上だった場合もしくは, 得られなかった場合に画像を省く処理を行う.

3.4 代表画像の意味付け

3.4 代表画像の意味付け

POI ごとにリバーズジオコーディングによる地点名称推定, 人気度表示, 画像認識によるタグ情報付与による分類を行い, 代表画像の意味付けをすることで, システムの有用性向上をはかる.

類似画像クラスタ内の画像のジオタグ情報の平均を入力として, リバーズジオコーディング (Google Places API) を利用し, 地点名称を推定する. また, Microsoft Computer Vision API を用いて, 代表画像に新規タグ情報を付与することによって, 代表画像の画像認識タグによる分類を行う. そして, POI における画像総数を利用した人気度を抽出する. 各 POI に含まれる画像枚数と全ての POI の画像総数で, 割合を出す.

3.5 画像メタ情報を利用したピクトリアルマップ有効性向上

時間やユーザ属性のメタ情報を活用し, 季節, 時間, 撮影者の所在地等の情報で, クラスタリング前に分類することでクラスタリングをより有効に行うことを目指す.

Flickr から取得した時間情報に基づき, 日中・夜間に分類したクラスタリング, 季節に分類したクラスタリングを行う. また, Flickr のユーザ情報から location 情報を取得し, 所在地別に分類したクラスタリングを行う.

第 4 章

提案システム概要

本章では, SNS 投稿写真が持つジオタグ情報を利用して, 指定された地域特徴を可視化するピクトリアルマップ生成システムのデータ収集方法, 実装システム, 実験方法について説明する.

システム設計概要は以下の手順である. そして, システム構成は図 4.1 に示す.

1. ジオタグ情報を保持している写真データを Flickr 上から収集する
2. 30 分以内かつ同撮影者に撮影されたすべての写真を 1 つと見なす前処理を行う
3. ジオタグ情報を利用し, DBSCAN クラスタリングにて POI を抽出する
4. POI ごとの画像を抽出し, 画像の平坦化を行う. そして, 画像 HSV ヒストグラムを取り出し, 減色する
5. POI ごとに抽出された画像 HSV ヒストグラムに基づいて DBSCAN クラスタリングを行う
6. クラスタごとの画像 HSV ヒストグラム同士を比較することによって, クラスタごとの代表画像を抽出する
7. ジオタグ情報に基づいてリバーズジオコーディングでの地点名推定を行う
8. 画像認識を用いて代表画像に新規タグ情報を付与することによって, 代表画像タグによる分類を行う
9. POI における画像総数に基づいた人気度を抽出する

4.1 データ収集と前処理

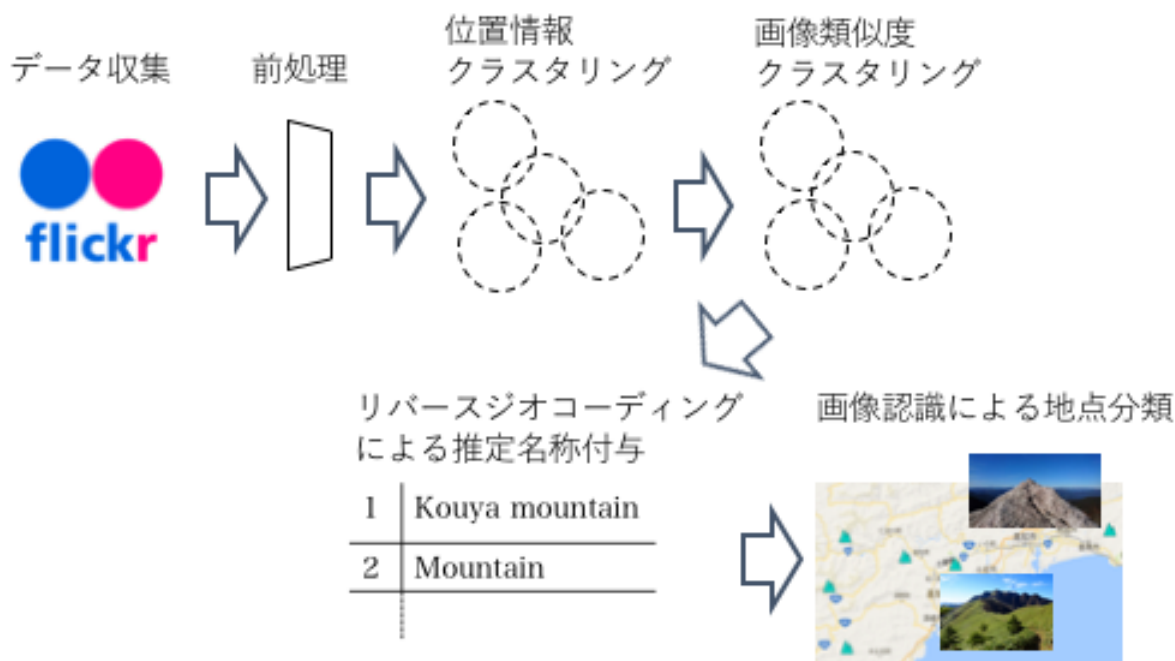


図 4.1 ピクトリアルマップシステム構成

4.1 データ収集と前処理

ジオタグ情報を保持している写真データとメタ情報を Flickr から Flickr API を利用して自動収集する。自動データ収集システムの概要は以下の手順である。

1. flickr.photos.search で、写真データ、写真 ID、ユーザ ID、投稿時間、撮影時間、位置情報を取得する。 flickr.photos.search の検索キーでは、min_upload_date と max_upload_date で必要とする写真を期間で指定する。そして、place_id で地域の指定、has_geo でジオタグの所持確認、extras で date_upload, date_taken, geo を取得設定する。また、per_page と page を設定する。 place_id は flickr.photos.geo.getLocation で取得可能である。投稿時間に基づいて収集するため、不要な撮影時間で取得された写真およびメタ情報は取得しないよう取り計らう。
2. flickr.photos.search で取得したユーザ ID を用いて、flickr.people.getInfo で、ユーザの location 情報を取得する。
3. 以上の手順を per_page 分だけ繰り返し、更に sleep 関数等で三秒間だけ時間を置いた

4.2 位置情報クラスタリングによる POI の抽出

後, page のインクリメントと max_upload_date を最後に取得した写真の投稿時間で, 検索キーを更新し, 繰り返す. 投稿時間で更新するのは, Flickr 上で登録されている画像は投稿時間順で並んでいるため, 撮影時間でデータ更新すると収集できないからである.

前処理では, 収集したデータにおいて, 30 分以内かつ同撮影者に撮影されたすべての写真を 1 つと見なす処理を行う. これは一撮影者が同じ場所で何枚も撮影し, 投稿している可能性があるためである. 具体的には, 収集したデータを撮影時間を基準にソートし, 前のデータとユーザ ID が同じかつ, 撮影時間が 30 分以内だった場合に省く処理を行う.

4.2 位置情報クラスタリングによる POI の抽出

従来手法同様に, Flickr で取得した写真のジオタグ情報を利用し, DBSCAN クラスタリングを用いて POI を抽出する. 入力データは, 指定された全ての画像の緯度と経度を二次元配列として格納する. クラスタ間の距離の閾値 Eps とクラスタを構成する最小ノード数の閾値 MinPts を指定し, DBSCAN クラスタリングを行い, 生成されたクラスタの平均位置情報が POI となる. 図 4.2 はジオタグ情報で DBSCAN クラスタリングした結果の一部である.

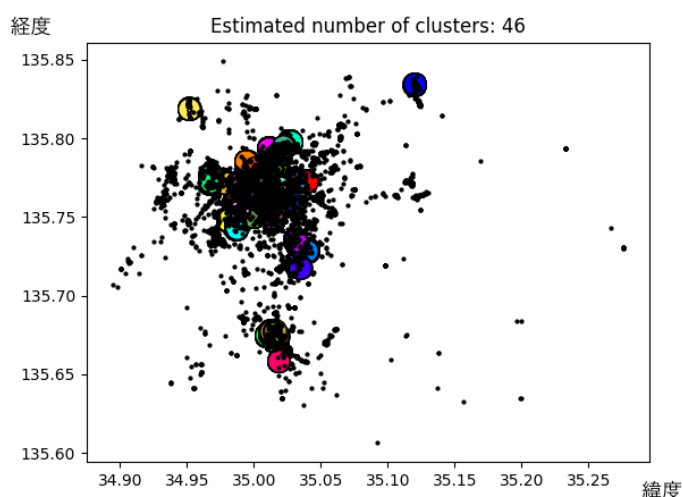


図 4.2 京都データでのクラスタリング結果の例

4.3 画像の特徴量抽出

4.3 画像の特徴量抽出

POI ごとの画像を抽出し、画像ヒストグラムにおける画素分布の偏りを補正するために CLAHE を行う。OpenCV の `cvtColor` を利用して、RGB から YUV に変換する。そして OpenCV の `createCLAHE` を用いて、YUV 空間の輝度信号 (Y)、輝度信号と青色成分の差 (U) のみに対し、適用的ヒストグラム平坦化する。その際のパラメータ値は、`clipLimit=2.0`、`tileGridSize=(8,8)` である。そして、OpenCV の `cvtColor` を利用して、YUV から RGB に戻し、HSV に変換する。CLAHE を適用した例を図 4.3 に示す。

HSV で表現できるパターン数は、 $256^3 = 16777216$ 通りと特徴の次元が非常に大きくなるため、そのままの状態では、クラスタリングしても人の目で似ている画像でも細部が異なるだけで、違うクラスタと判定されてしまう。そのため、取り出した HSV を OpenCV の `calcHist` を用いて、減色による特徴の次元削減を行う。減色は、HSV の各成分を指定された分割数で等分して中央の代表値に置き換えることでできる。図 4.4 は、分割数 4 で色特徴を $2^{2+2+2} = 2^6 = 64$ 次元で表現した例である。

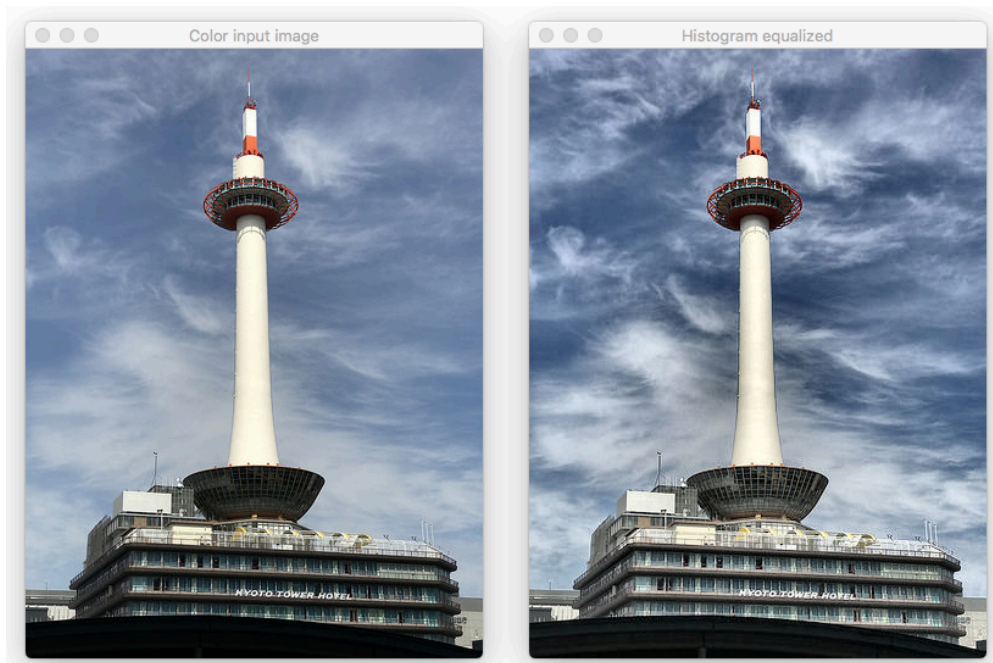


図 4.3 平坦化処理前の画像と平坦化処理後の画像

4.4 類似画像クラスタリングと代表画像の抽出

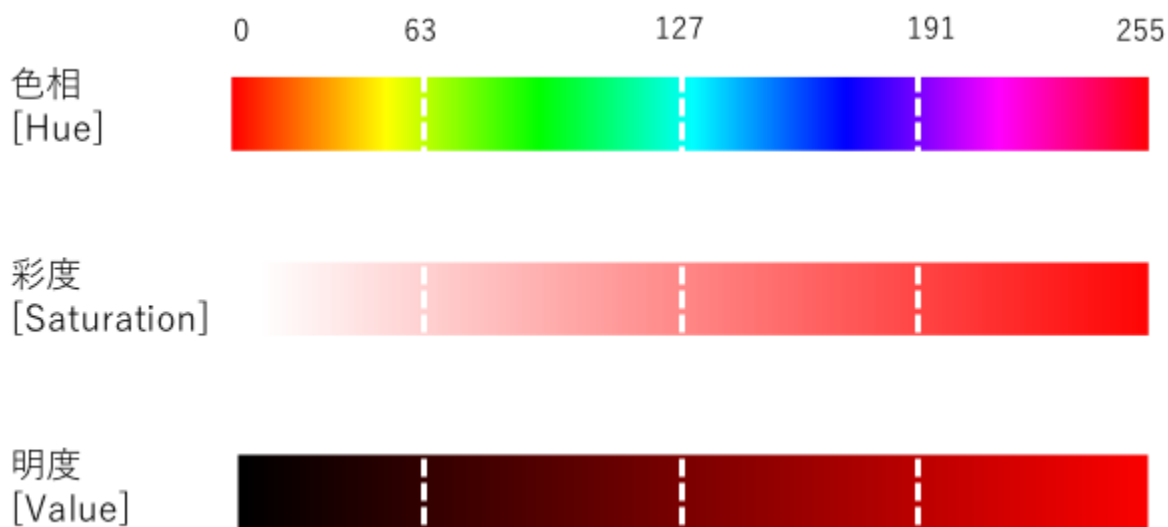


図 4.4 HSV 値の減色による次元削減イメージ

4.4 類似画像クラスタリングと代表画像の抽出

POI ごとに抽出された画像の HSV ヒストグラムに基づいて DBSCAN クラスタリングを行う。クラスタごとの画像 HSV ヒストグラム同士を比較することによって、代表画像を抽出する。その際に、画像認識 (Microsoft Computer Vision API) を用いて画像の主体が人となっている場合には省く処理を行う。これは人物写真は地点を象徴するものでないことが多いためである。具体的には、クラスタ間の距離の閾値 Eps とクラスタを構成する最小データ数の閾値 $MinPts$ を指定し、DBSCAN クラスタリングを行う。OpenCV の `compareHist` でクラスタ内の全ての画像の HSV ヒストグラムをそれぞれ比較し、結果を累算する。そこで最も類似度が高いものを代表画像として選択し、書き出す。

その際に、画像自体を入力として Microsoft Computer Vision API を利用し、取得されたタグ情報が `person` で `confidence` が 0.8 以上だった場合もしくは、得られなかった場合に画像を省く。

4.5 地点名称推定と画像認識によるタグ分類

4.5 地点名称推定と画像認識によるタグ分類

類似画像クラスタ内の画像のジオタグ情報の平均を入力として、リバーズジオコーディング (Google Places API) を利用し、地点名称を推定する。その際、Google Places API における option は半径 100m で設定する。また、Microsoft Computer Vision API を用いて、代表画像に新規タグ情報を付与することによって、代表画像の画像認識タグによる分類を行う。条件はタグ情報の confidence が 0.8 以上のものとする。Microsoft Computer Vision API によって得られるタグ情報の例を、図 4.5 に示す。そして、POI における画像総数を利用した人気度を抽出する。具体的には、各 POI に含まれる画像枚数と全ての POI の画像総数で、割合を出す。



特徴名:	値
説明	<pre>{ "tags": ["outdoor", "city", "building", "photo", "white", "large", "background", "black", "sitting", "tall", "skyscraper", "top", "water", "river", "park", "boat", "street", "field", "parked", "computer", "group"], "captions": [{ "text": "a black and white photo of a city", "confidence": 0.958241045 }] }</pre>
タグ	<pre>[{ "name": "sky", "confidence": 0.998601139 }, { "name": "outdoor", "confidence": 0.9967468 }, { "name": "city", "confidence": 0.9352678 }, { "name": "white", "confidence": 0.728594661 }, { "name": "skyscraper", "confidence": 0.233053222 }]</pre>

図 4.5 Microsoft Computer Vision API の例

4.6 ユーザーインターフェースの実装

取得されたデータを用いて、ピクトリアルマップを構築する (図 4.6)。提案システムでは、HTML, CSS, JavaScript を用いる。Google Map API を用いて、POI ごとの代表画像一枚をアイコンとして表示する。代表画像をクリックすることで、吹き出しを表示する (図 4.8)。吹き出しには、地点推定名称、人気度、タグ情報を表示し、代表画像を表示する (図 4.9)。代

4.6 ユーザインターフェースの実装

表画像は複数枚ある可能性があるため、bxSlider を利用し、スライドショーで表示する (図 4.8). また、タグ情報での分類として、Hash Tag List を表示する. これは、興味を持ったタグ情報とピクチュリアルマップ上の POI と紐付けされているため、POI の情報を表示することが可能である (図 4.8). また、本システムでは季節ごとの結果、投稿枚数上位五カ国、日中と夜間で、前処理の段階で分類された結果も表示可能となっている (図 4.7).

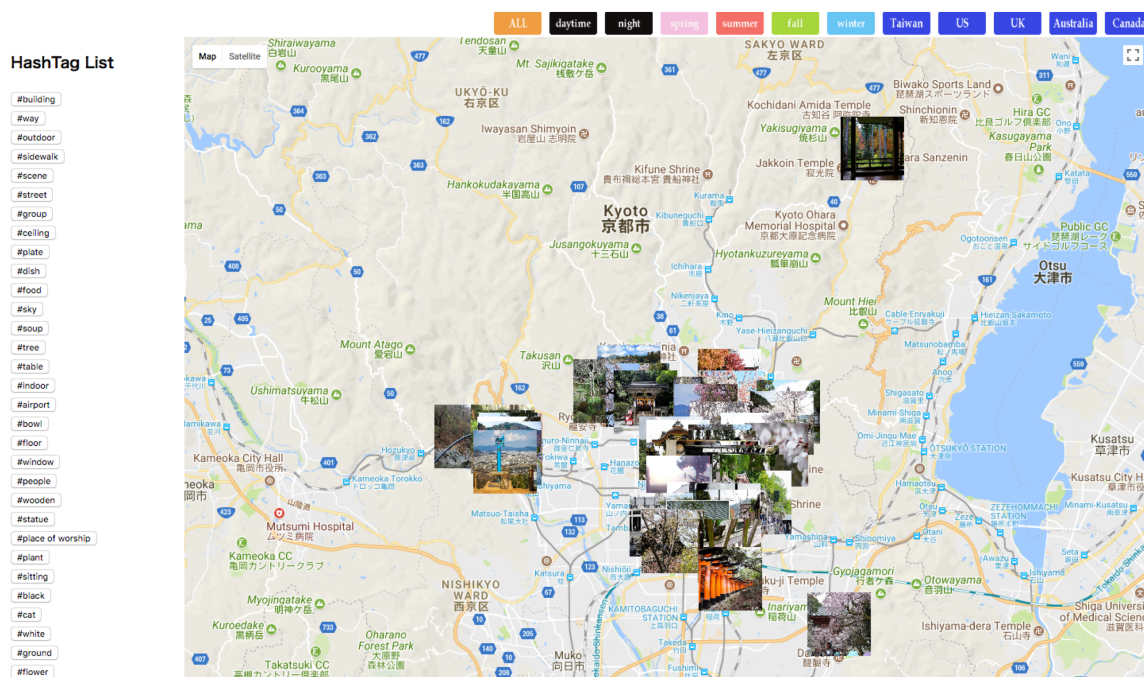


図 4.6 ピクチュリアルマップ表示画面



図 4.7 データ分類表示項目一覧

4.6 ユーザインターフェースの実装

HashTag List

#building

- [先斗町ことし](#)
- [ジェイアール京都伊勢丹店 はしたて](#)
- [清水寺](#)
- [祇園吉今](#)
- [天龍寺 飾月](#)
- [東山慈照寺](#)
- [祇園きなな本店](#)
- [金閣寺](#)
- [三千院](#)
- [龍安寺](#)
- [南禅寺 三門](#)
- [野宮神社](#)
- [天守閣蹟](#)
- [二条城 二の丸御殿唐門](#)
- [ぎおん森庄](#)
- [プレジール・シュクレ](#)
- [高台寺](#)

#way

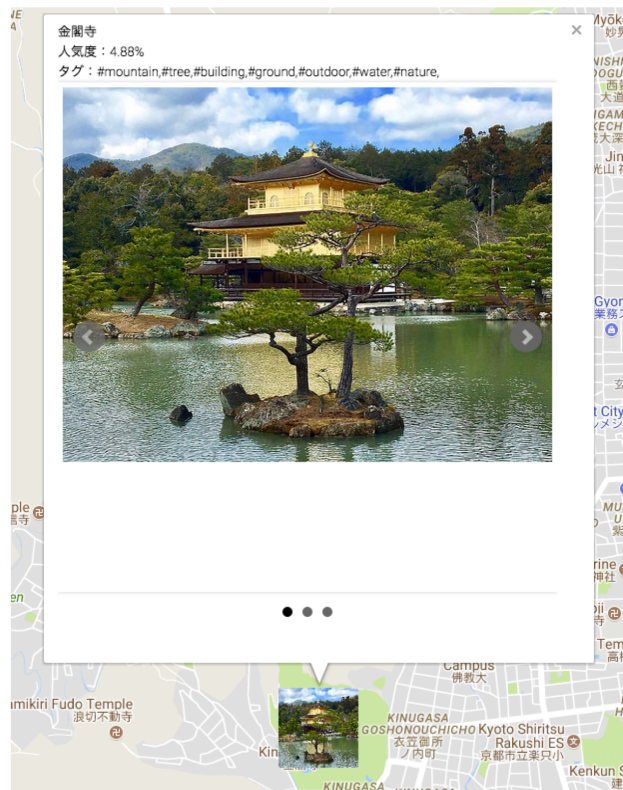


図 4.8 Hash Tag List 一項目表示例と吹き出し表示例

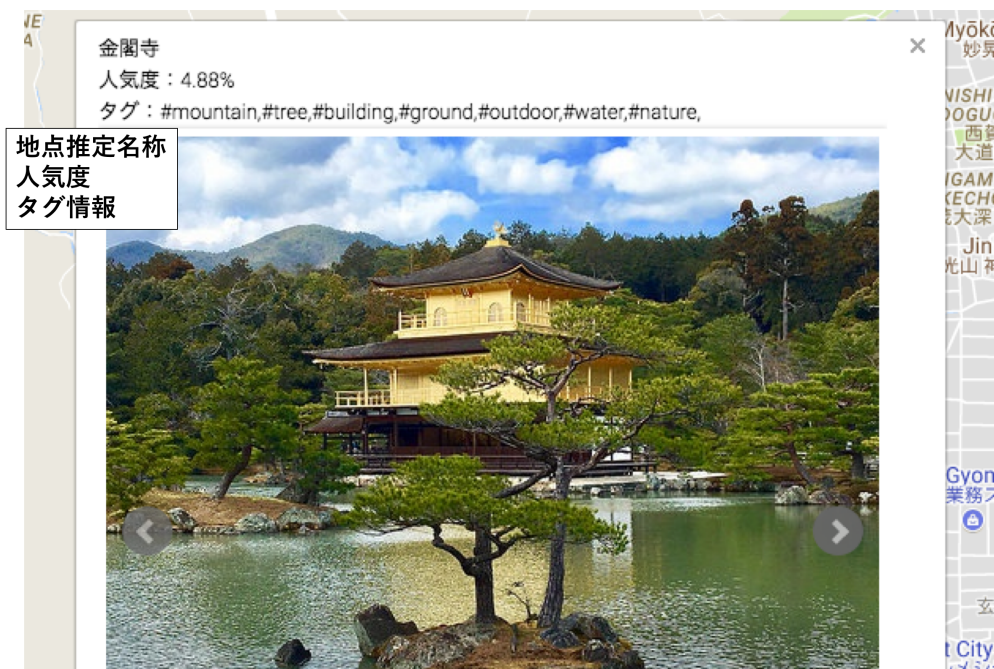


図 4.9 地点推定名称, 人気度, タグ情報表示例

第 5 章

構築システムの評価

本章では、従来手法で構築されたピクトリアルマップと、提案手法で構築されたピクトリアルマップを比較した際の性能評価を行う。代表画像の適合性と機能面を被験者実験によって評価する。

5.1 実験環境

本実験では、従来手法に基づいたピクトリアルマップ [6] と提案手法に基づいたピクトリアルマップを生成した。提案手法で抽出された代表画像の適合性を評価するために、被験者実験を行った。被験者 6 名にシステムを利用してもらい、抽出された代表画像と提案システムの機能に対して、以下の質問に回答してもらった。使用したデータは Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ、35866 枚である。

1. あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。また、逆に訪れる場所を考える参考にならないと感じた写真には × をつけてください。
2. 春に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。
3. 夏に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画

5.1 実験環境

像に をつけてください。

4. 秋に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。
5. 冬に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。
6. Hash Tag List 機能によって、分類されたことで自身が調べたい場所を見つけやすくなりましたか。はい or いいえ でお答えください。
7. 人気度を表示していることで、訪れたい場所を考える際の参考になりましたか。はい or いいえ でお答えください。
8. 推定された場所名を表示していることで、訪れたい場所を知るための参考になりましたか。はい or いいえ でお答えください。
9. 夜間に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。
10. 日中に限定して、あなたは今、初めて京都に観光に行こうと考えていて、このシステムを利用しています。それぞれの場所の写真を見た時に、訪れる場所を考える参考になった画像に をつけてください。

5.1.1 代表画像の有効性検証

アンケート項目 1 では、抽出される代表画像の有効性を評価するために、既存手法と提案手法 1(既存手法 + 前処理) と提案手法 2(既存手法 + 前処理 + 画像認識) で作成したピクトリアルマップをそれぞれ利用してもらった。

既存手法システムでは、Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ、35866 枚全てを利用。POI を抽出するための DBSCAN パラメータの値は $Eps=0.0008$,

5.1 実験環境

MinPts=100 で実装. 各画像に CLAHE を適用し, HSV ヒストグラムは各要素 3 分割で減色した. 代表画像を抽出するための DBSCAN パラメータの値は Eps=30000, MinPts=3 で実装した. そして, クラスごとの画像 HSV ヒストグラム同士を比較することによって, 代表画像を抽出した. 表 5.1 はパラメータ値をまとめたものである. 図 5.1 は評価に利用した既存手法システムの表示画面である. 図 5.2 は POI を抽出するための DBSCAN クラスタリングの結果である. 代表画像枚数は, 211 枚である.

表 5.1 既存手法システムパラメータ

POI 抽出の DBSCAN パラメータ	Eps=0.0008, MinPts=100
HSV ヒストグラム減色の分割数	3,3,3
類似画像抽出の DBSCAN パラメータ	Eps=30000, MinPts=3

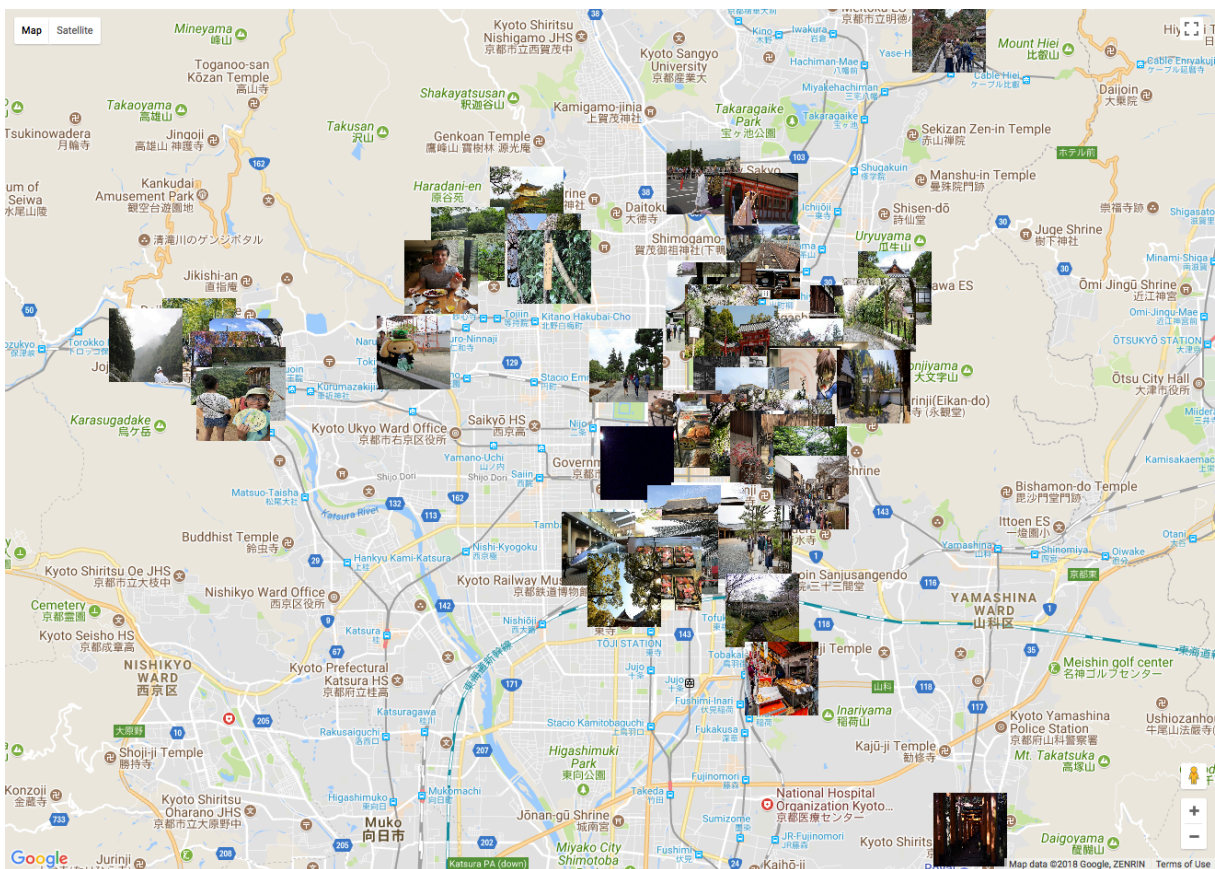


図 5.1 既存手法システムピクトリアルマップ

5.1 実験環境

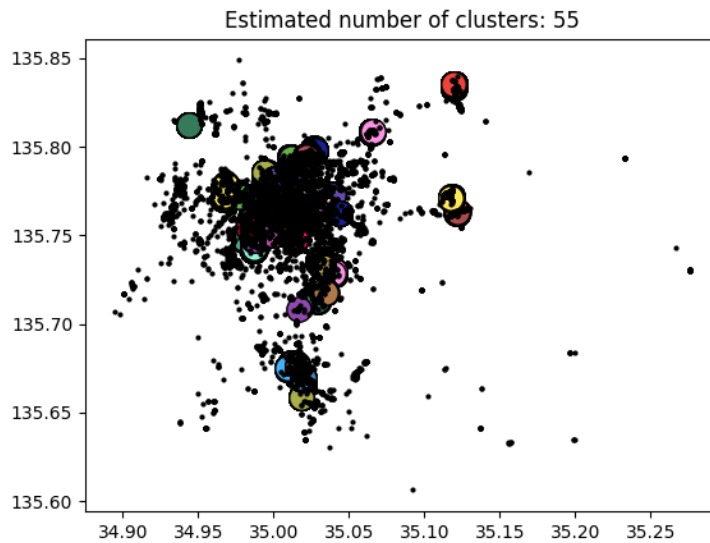


図 5.2 既存手法の位置情報 DBSCAN クラスタリング

提案手法 1 システムでは, Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ, 35866 枚から 30 分以内かつ同撮影者に撮影されたすべての写真を 1 つと見なす前処理を行った結果である 12253 枚を利用. POI を抽出するための DBSCAN パラメータの値は $Eps=0.0008$, $MinPts=28$ で実装. 各画像に CLAHE を適用し, HSV ヒストグラムは各要素 3 分割で減色した. 代表画像を抽出するための DBSCAN パラメータの値は $Eps=30000$, $MinPts=3$ で実装した. そして, クラスタごとの画像 HSV ヒストグラム同士を比較することによって, 代表画像を抽出した. 表 5.2 はパラメータ値をまとめたものである. 図 5.3 は評価に利用した提案手法 1 システムの表示画面である. 図 5.4 は POI を抽出するための DBSCAN クラスタリングの結果である. 代表画像の枚数は, 172 枚である.

表 5.2 提案手法 1 システム (前処理のみ) パラメータ

POI 抽出の DBSCAN パラメータ	$Eps=0.0008$, $MinPts=28$
HSV ヒストグラム減色の分割数	3,3,3
類似画像抽出の DBSCAN パラメータ	$Eps=30000$, $MinPts=3$

5.1 実験環境

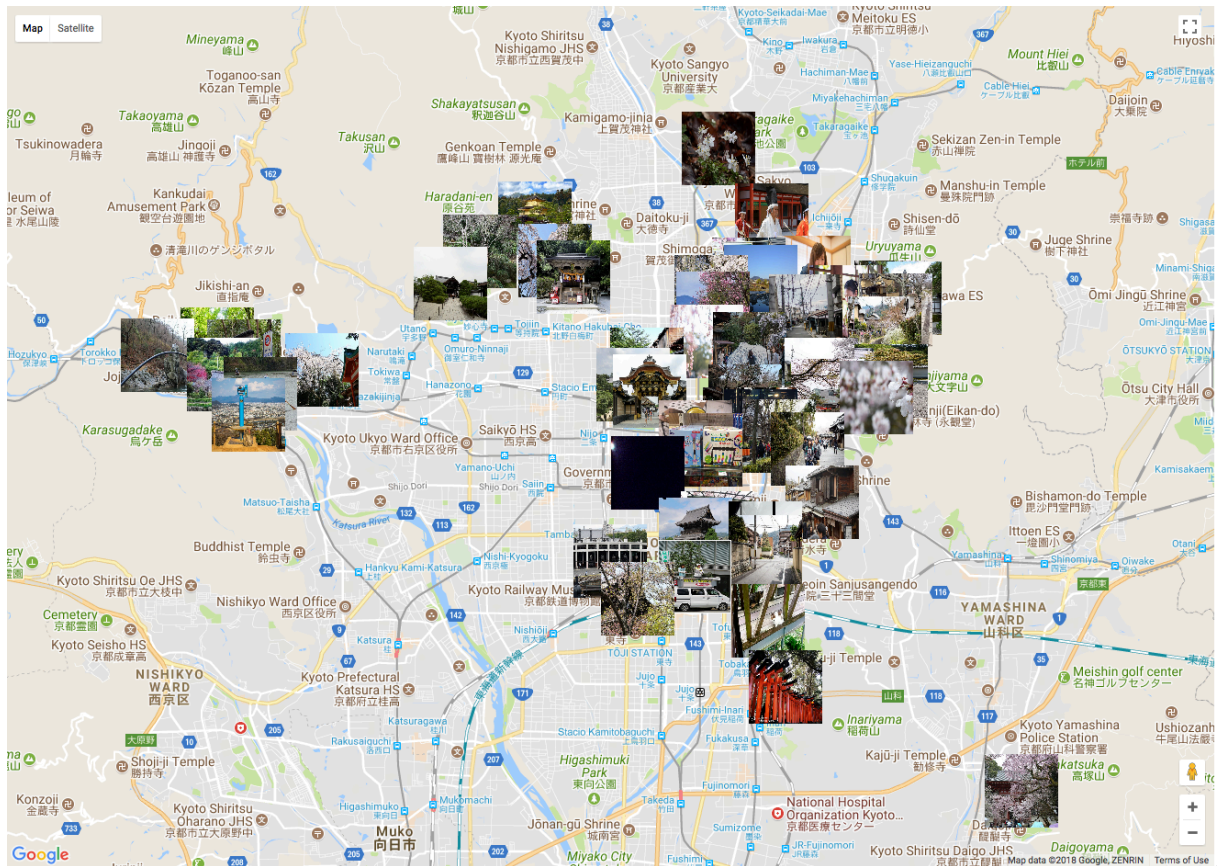


図 5.3 提案手法 1 システムピクトリアルマップ

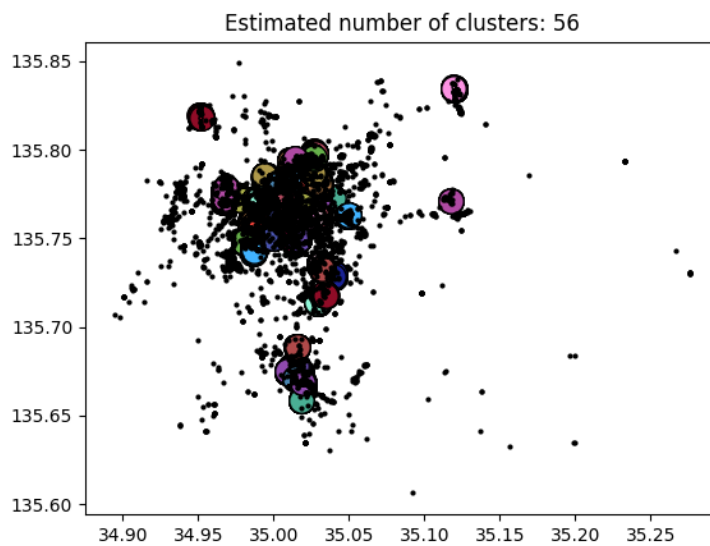


図 5.4 提案手法 1 の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

提案手法 2 システムでは, Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ, 35866 枚から 30 分以内かつ同撮影者に撮影されたすべての写真を 1 つと見なす前処理を行った結果である 12253 枚を利用. POI を抽出するための DBSCAN パラメータの値は $Eps=0.0008$, $MinPts=28$ で実装. 各画像に CLAHE を適用し, HSV ヒストグラムは各要素 3 分割で減色した. 代表画像を抽出するための DBSCAN パラメータの値は $Eps=30000$, $MinPts=3$ で実装した. そして, クラスタごとの画像 HSV ヒストグラム同士を比較することによって, 代表画像を抽出した. その際, 画像認識 (Microsoft Computer Vision API) を用いて画像の主体が人となっている場合には省く処理を行う. 表 5.3 はパラメータ値をまとめたものである. 図 5.5 は評価に利用した提案手法 2 システムの表示画面である. 図 5.6 は POI を抽出するための DBSCAN クラスタリングの結果である. 代表画像の枚数は, 219 枚である.

表 5.3 提案手法 2 システム (前処理+画像認識) パラメータ

POI 抽出の DBSCAN パラメータ	$Eps=0.0008$, $MinPts=28$
HSV ヒストグラム減色の分割数	3,3,3
類似画像抽出の DBSCAN パラメータ	$Eps=30000$, $MinPts=3$

5.1 実験環境

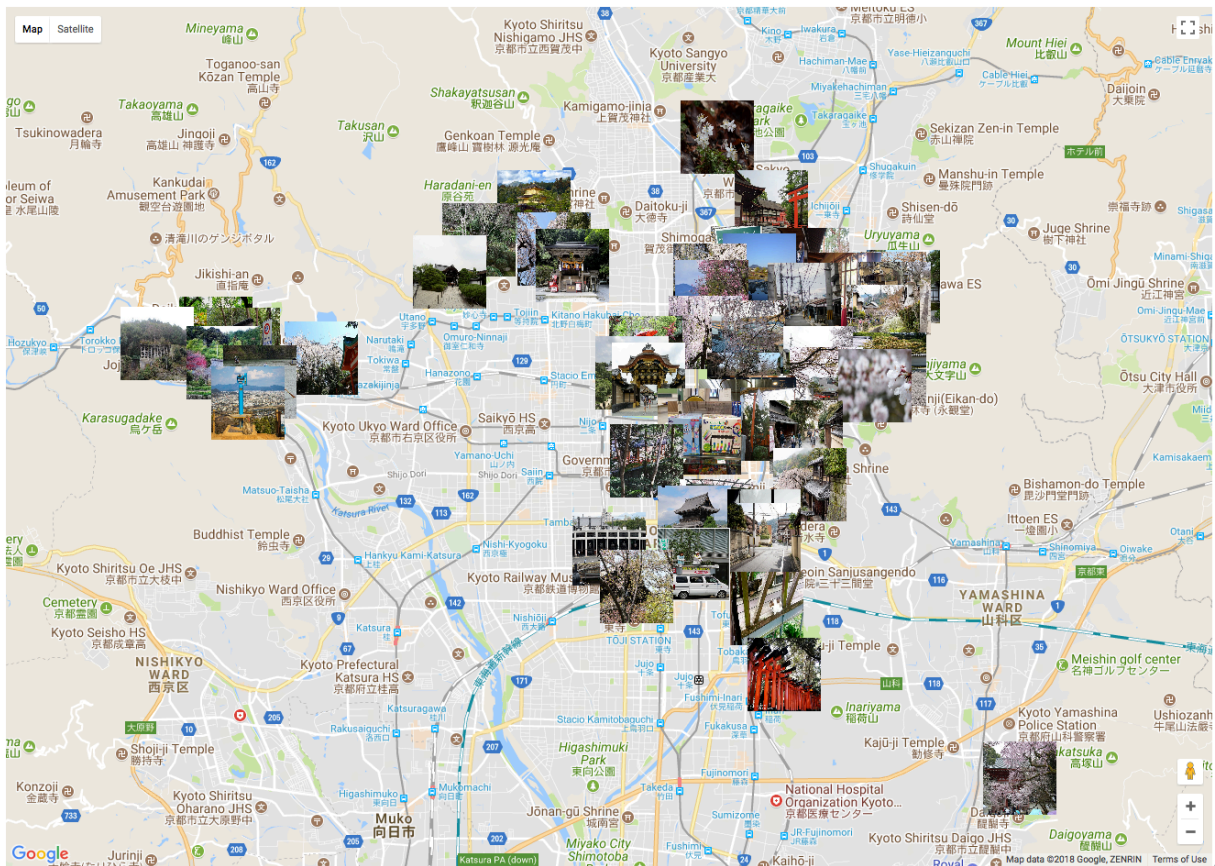


図 5.5 提案手法 2 システムピクトリアルマップ

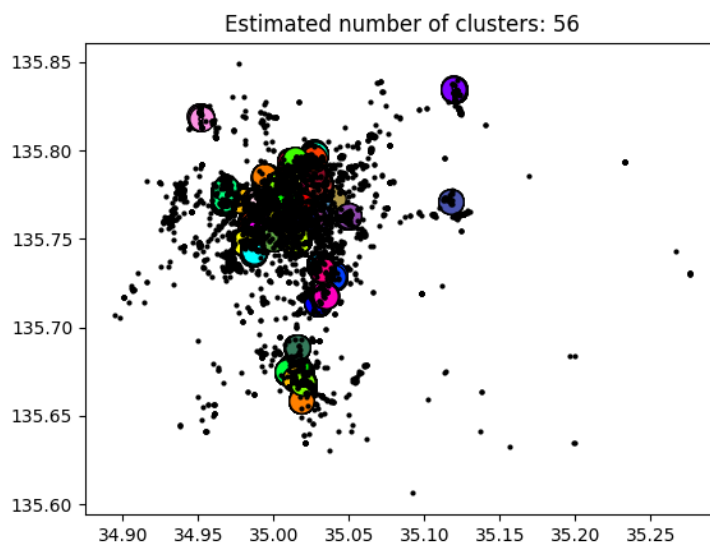


図 5.6 提案手法 2 の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

5.1.2 季節別の代表画像の有効性検証

アンケート項目 2, 3, 4, 5 では, 季節による変化を考慮した抽出される代表画像の有効性を評価するために, 既存手法と季節ごとに分類して作成したピクトリアルマップをそれぞれ利用してもらった.

Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ, 35866 枚から, 季節ごとのデータのみ取り出し, 提案システム 2 と同様の手順で実装した. 表 5.4 は各季節分類システムにおける, 年における利用データ月, 前処理を行った結果枚数, 代表画像枚数を示す. 表 5.5 は各季節分類システムにおける, POI 抽出の DBSCAN パラメータ, HSV ヒストグラム減色の分割数, 類似画像抽出の DBSCAN パラメータを示す.

表 5.4 季節ごとの利用データと出力結果

	月	前処理後枚数	代表画像枚数
春	3, 4, 5	6183 枚	72 枚
夏	6, 7, 8	1996 枚	32 枚
秋	9, 10, 11	2299 枚	29 枚
冬	12, 1, 2	1775 枚	26 枚

表 5.5 季節ごとの各パラメータ

	DBSCAN(POI)	HSV ヒストグラム減色の分割数	DBSCAN(類似画像)
春	Eps=0.0008, MinPts=40	4,4,4	Eps=30000, MinPts=3
夏	Eps=0.0008, MinPts=15	4,4,4	Eps=30000, MinPts=3
秋	Eps=0.0008, MinPts=15	4,4,4	Eps=30000, MinPts=3
冬	Eps=0.0008, MinPts=15	4,4,4	Eps=30000, MinPts=3

以下は, 各季節における評価に利用した提案手法システム 2 の表示画面 (図 5.7, 図 5.9, 図 5.11, 図 5.13) と, POI を抽出するための DBSCAN クラスタリングの結果 (図 5.8, 図 5.10,

5.1 実験環境

図 5.12, 図 5.14) である。

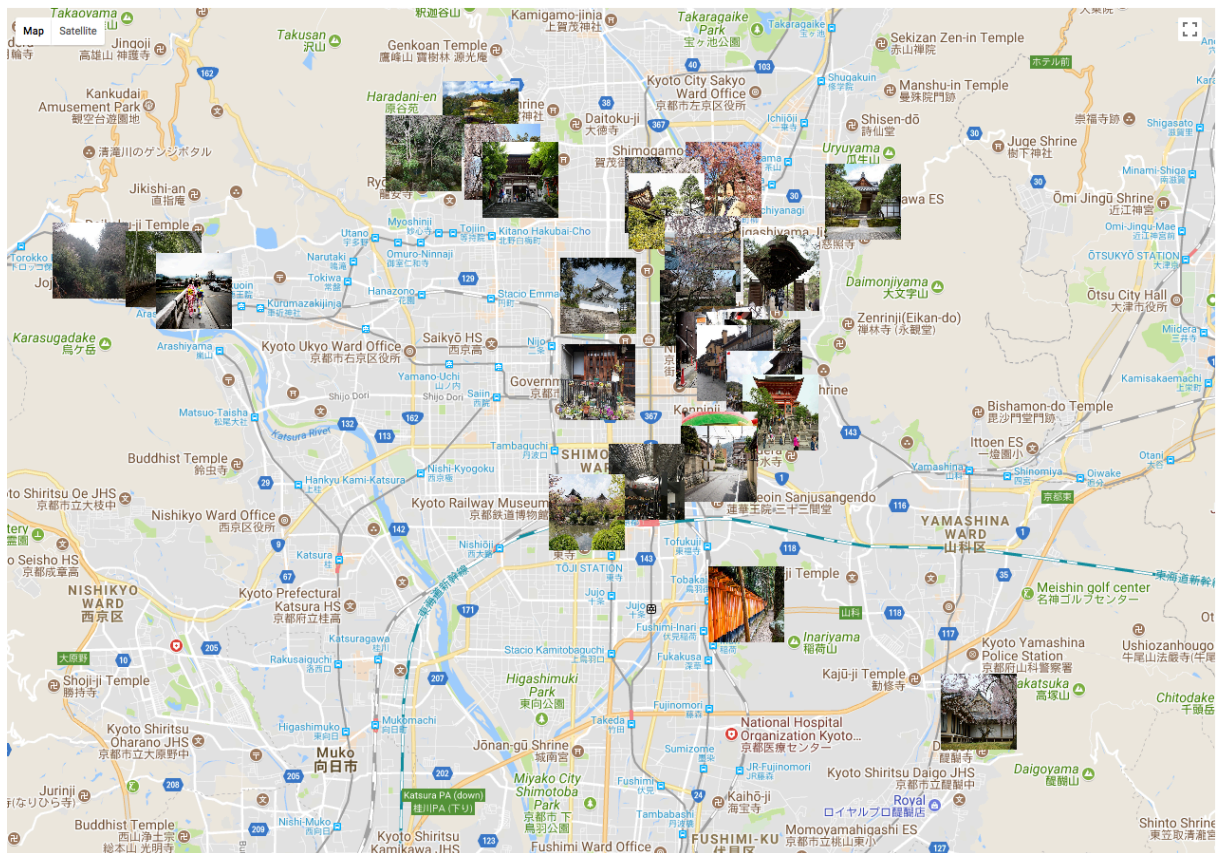


図 5.7 春分類ピクチャリアルマップ

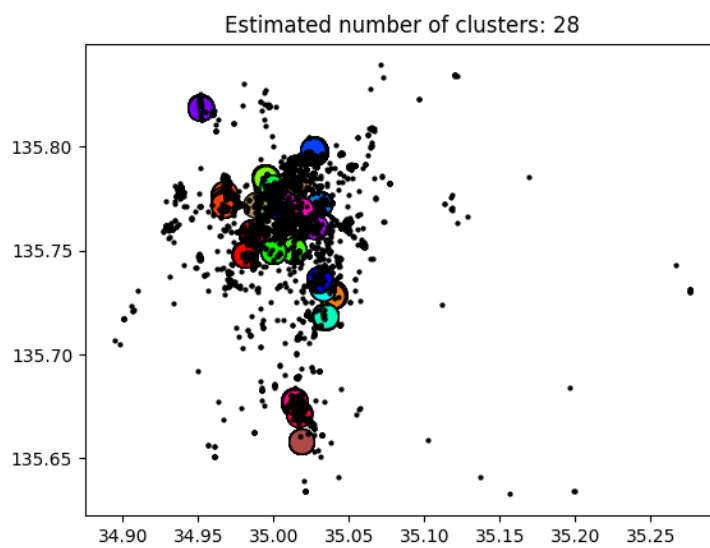


図 5.8 春分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

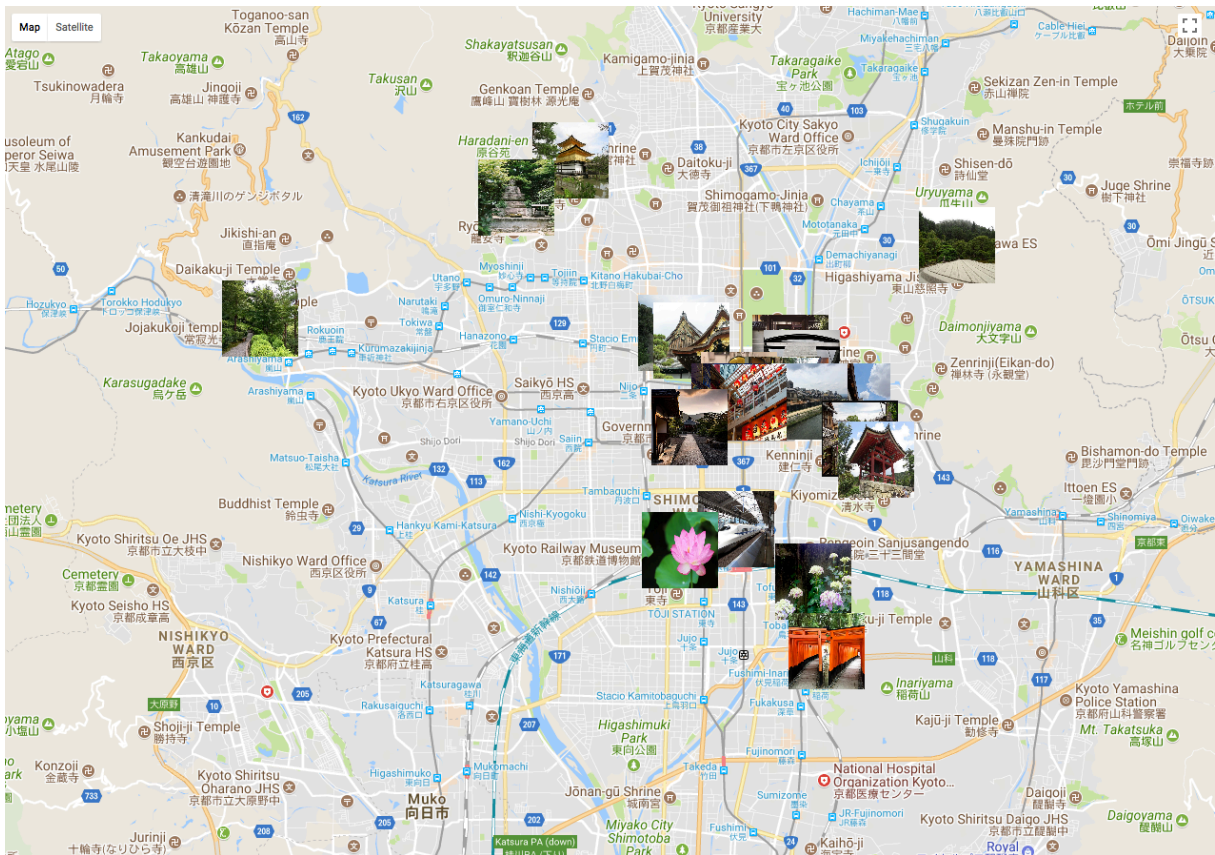


図 5.9 夏分類ピクトリアルマップ

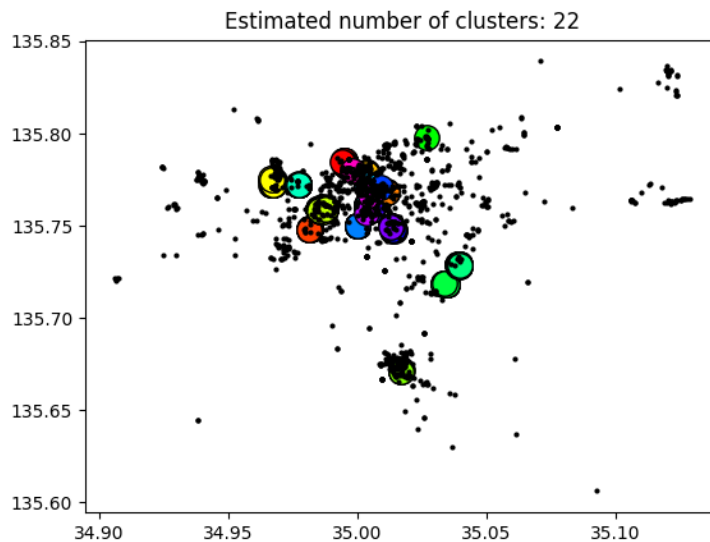


図 5.10 夏分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

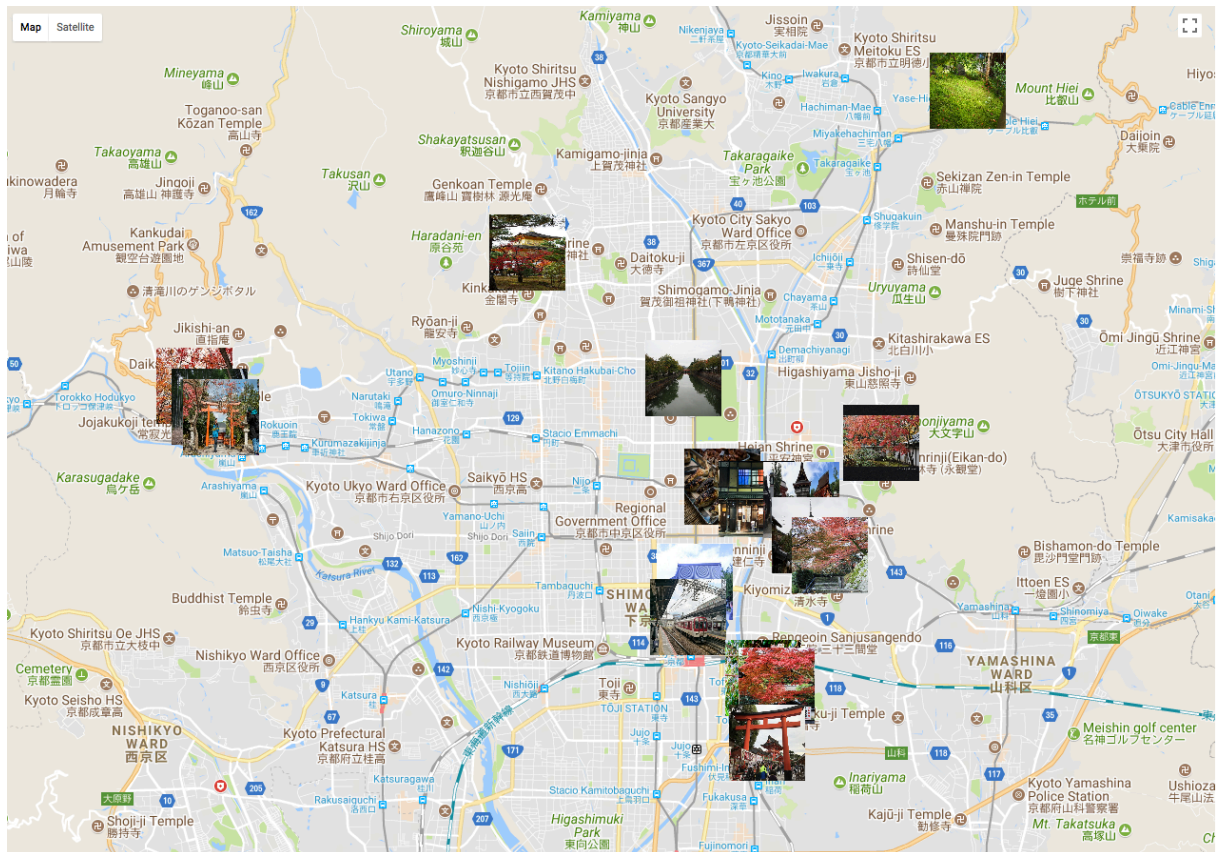


図 5.11 秋分類ピクトリアルマップ

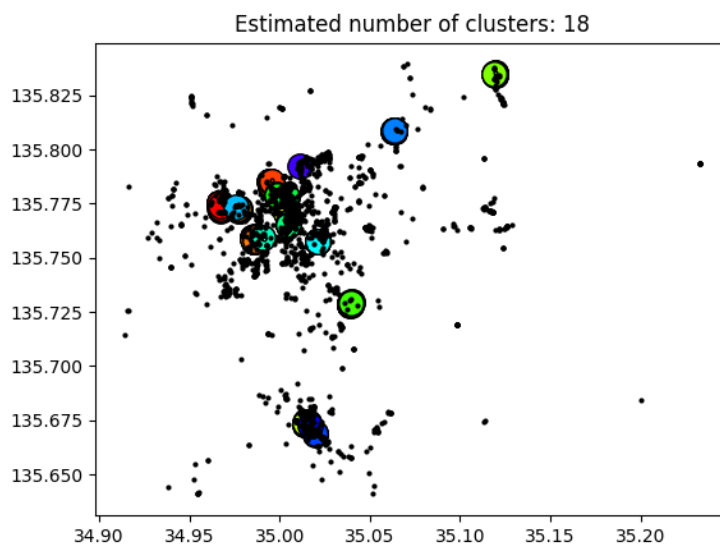


図 5.12 秋分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

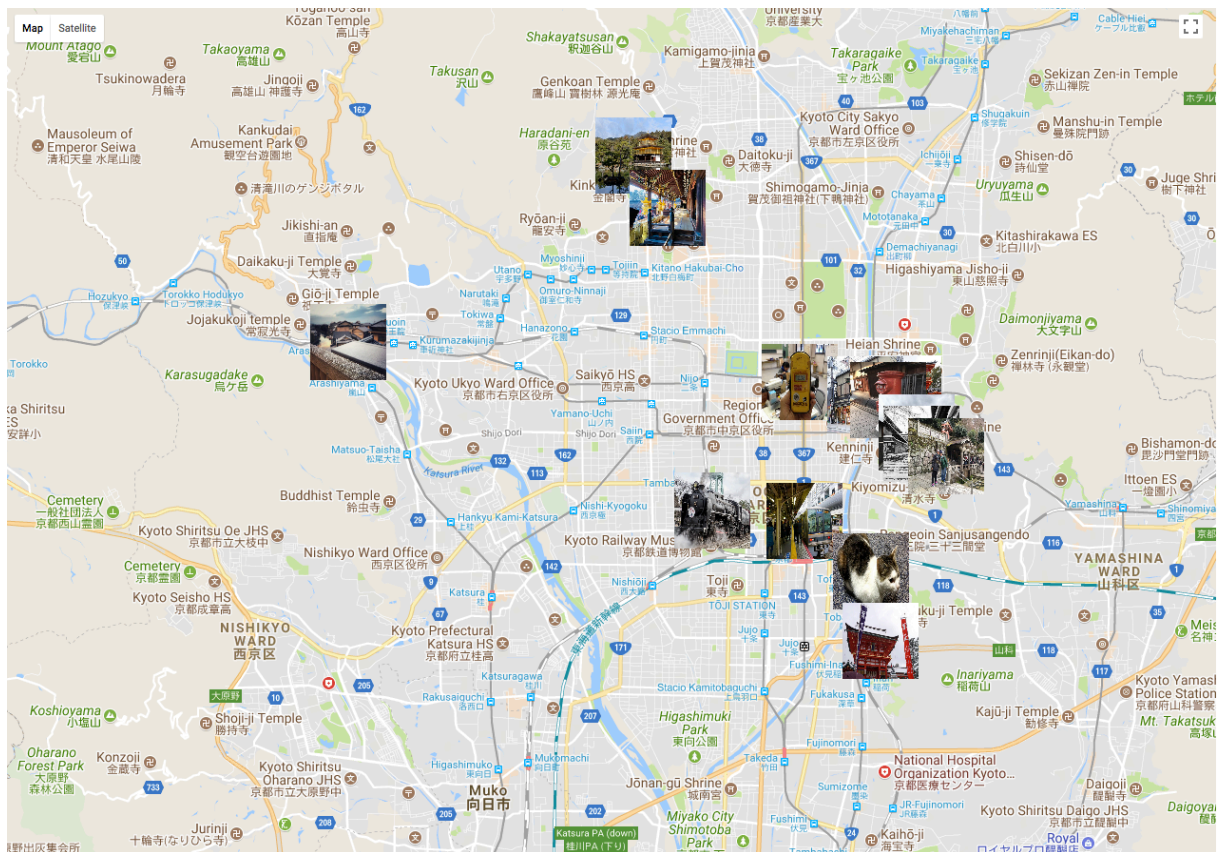


図 5.13 冬分類ピクトリアルマップ

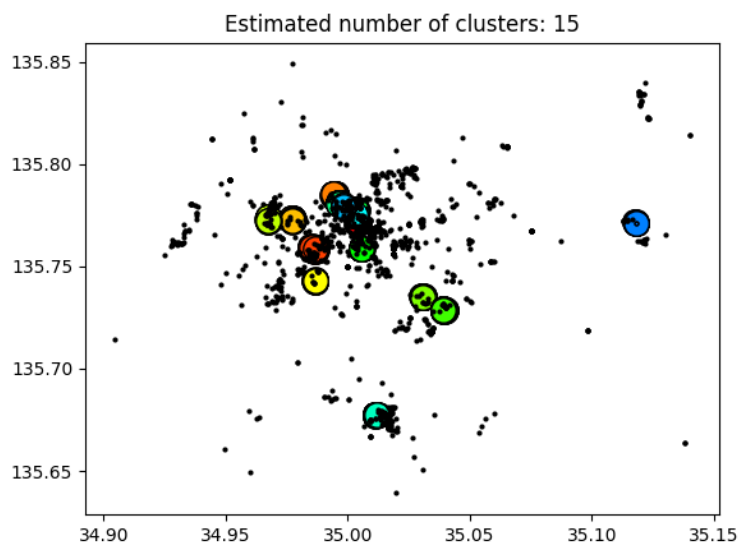


図 5.14 冬分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

5.1.3 機能の有用性検証

アンケート項目 6, 7, 8 では, 提案した画像認識によるタグ分類, POI における画像総数を利用した人気度, リバースジオコーディングによる地点推定名称の付与がなされていることにより, システムの有用性が向上しているかを提案システムを利用してもらうことで検証する.

5.1.4 時間帯別の代表画像の有効性検証

アンケート項目 9, 10 では, 日中と夜間による変化を考慮した抽出される代表画像の有効性を評価するために, 既存手法と季節ごとに分類して作成したピクトリアルマップをそれぞれ利用してもらった.

Flickr 上から収集した 2017 年に京都府で撮影されたデータ, 35866 枚から, 日中と夜間データのみ取り出し, 提案システム 2 と同様の手順で実装した. 表 5.6 は日中・夜間分類システムにおける, 前処理を行った結果枚数, 代表画像枚数を示す. 表 5.7 は日中・夜間分類システムにおける, POI 抽出の DBSCAN パラメータ, HSV ヒストグラム減色の分割数, 類似画像抽出の DBSCAN パラメータを示す.

表 5.6 日中・夜間の利用データと出力結果

	前処理後枚数	代表画像枚数
日中	10235 枚	139 枚
夜間	2019 枚	35 枚

表 5.7 日中・夜間の各パラメータ

	DBSCAN(POI)	HSV ヒストグラム減色の分割数	DBSCAN(類似画像)
日中	Eps=0.0008, MinPts=40	3,3,3	Eps=30000, MinPts=3
夜間	Eps=0.0008, MinPts=15	3,3,3	Eps=30000, MinPts=3

5.1 実験環境

以下は、日中・夜間における評価に利用した提案手法 2 システムの表示画面 (図 5.15, 図 5.17) と、POI を抽出するための DBSCAN クラスタリングの結果 (図 5.16, 図 5.18) である。

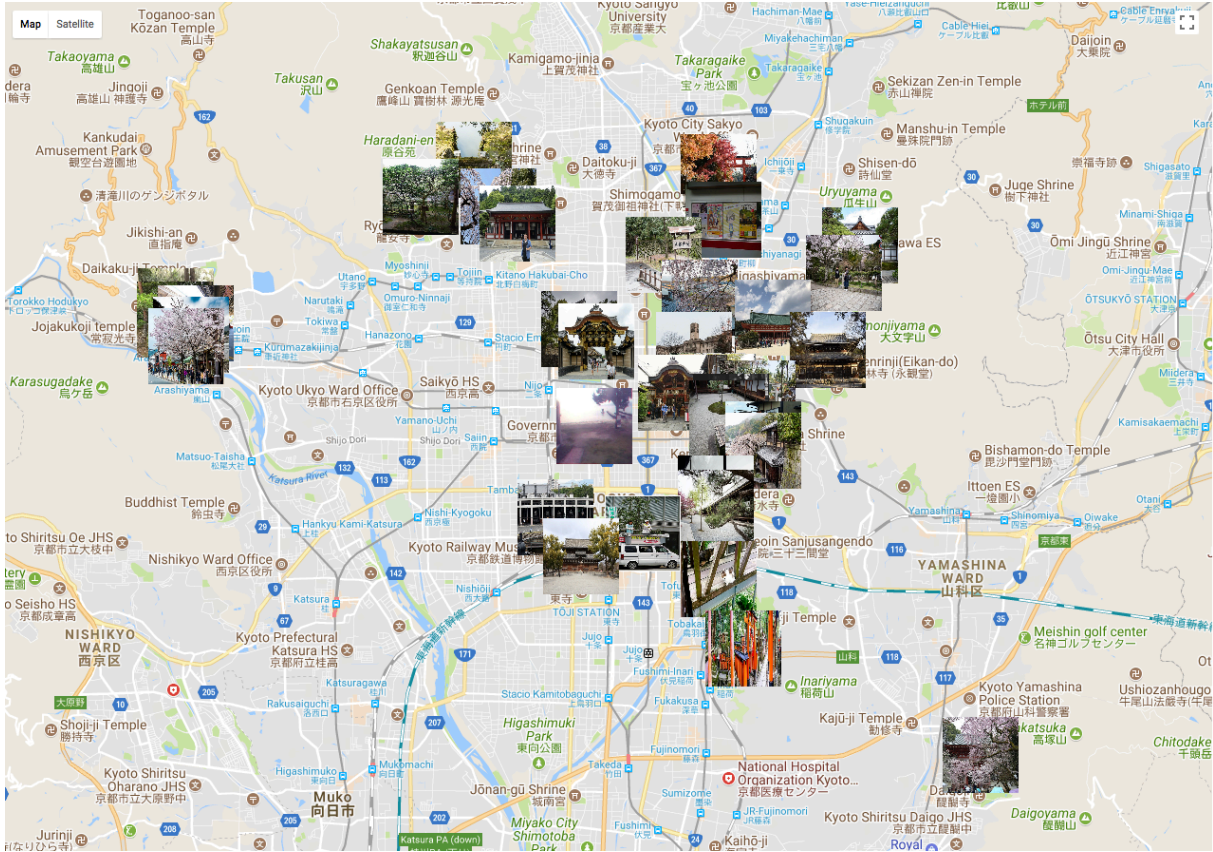


図 5.15 日中分類ピクトリアルマップ

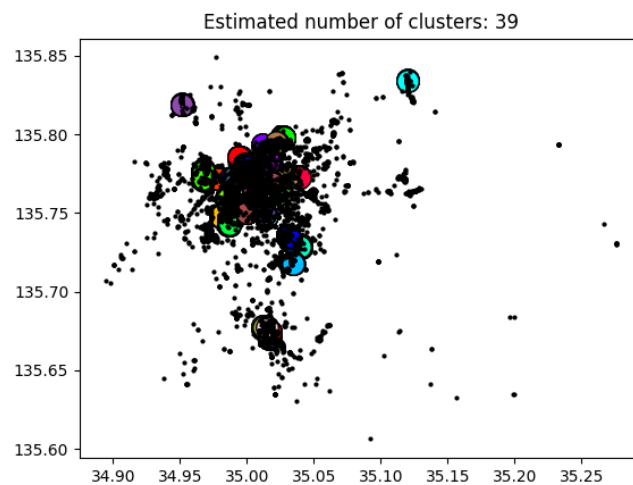


図 5.16 日中分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.1 実験環境

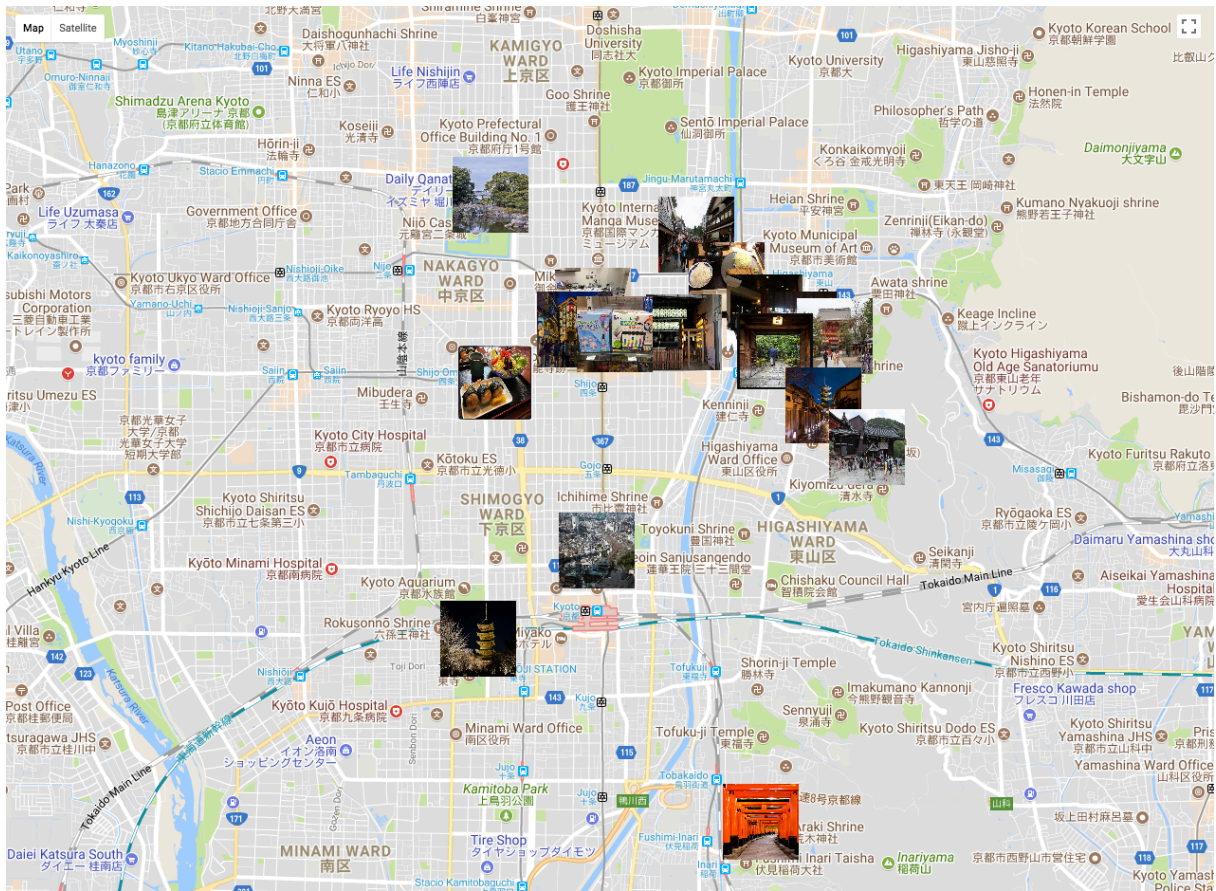


図 5.17 夜間分類ピクチャルマップ

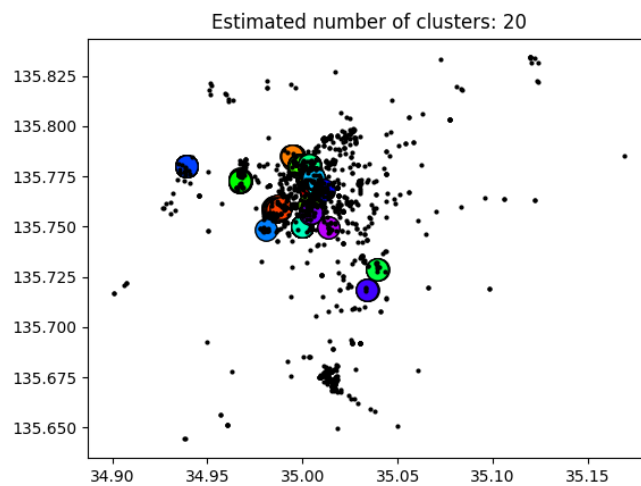


図 5.18 夜間分類の位置情報 DBSCAN クラスタリング

5.2 実験結果

構築システムの性能評価として、各被験者の各条件に対して適合率と不適合率を算出する。適合率と不適合率は、ピクトリアルマップの代表画像の正確性に関連する指標である。各値の算出には以下の式を用いる。

$$\text{適合率} = \frac{\text{被験者が適当と判断した画像枚数}}{\text{代表画像の総数}}$$

$$\text{不適合率} = \frac{\text{被験者が不適と判断した画像枚数}}{\text{代表画像の総数}}$$

アンケート項目 1 における、被験者ごとの評価を図 5.19、5.20 に表示する。6 名の被験者において、適合率は、5 名の被験者が既存手法よりも高い値となった。不適合率は、5 名の被験者が既存手法よりも低い値となった。提案手法 1 と提案手法 2 を比較した際に、適合率は提案手法 1 の方が、6 名中 3 名と高いが、不適合率は提案手法 2 の方が、6 名中 6 名低い値を出している。

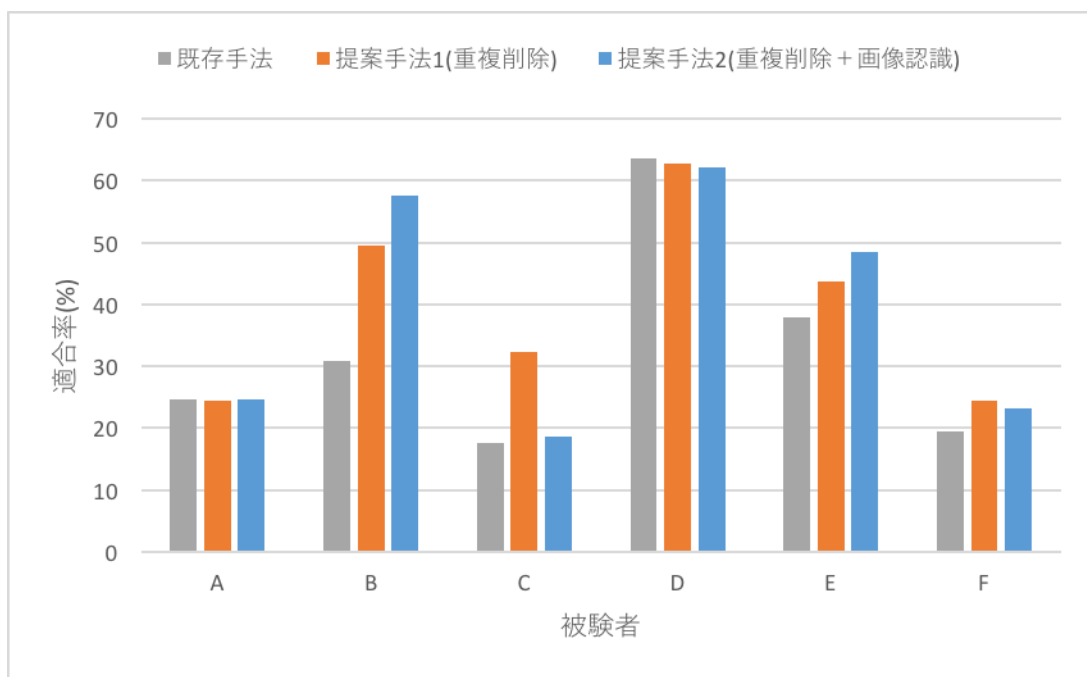


図 5.19 代表画像適合率

5.2 実験結果

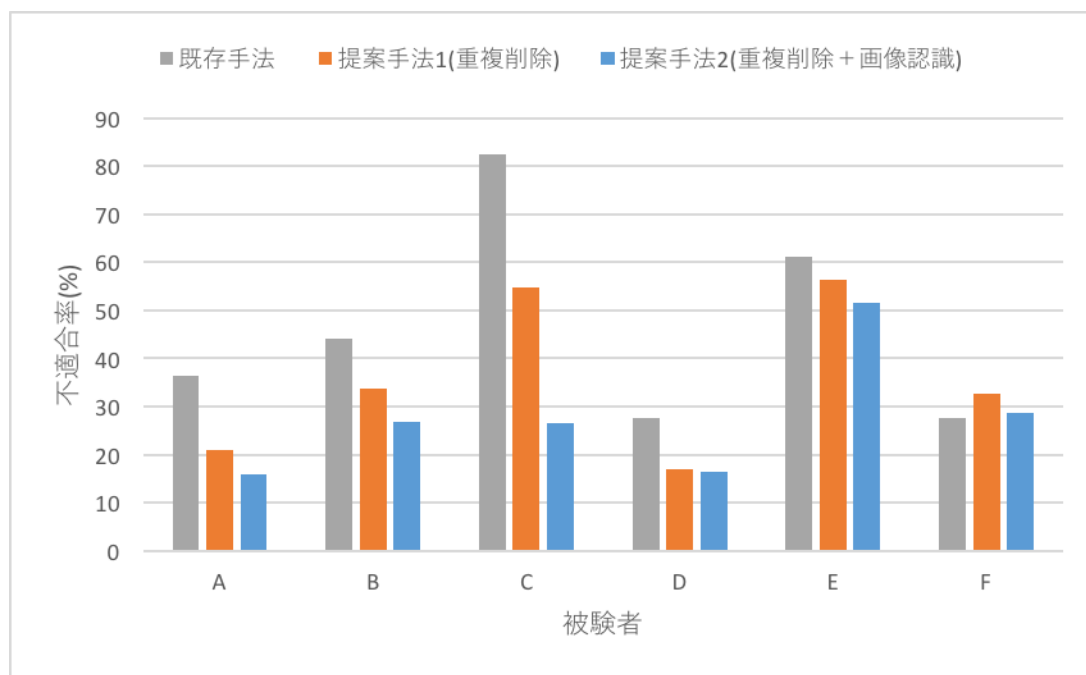


図 5.20 代表画像不適合率

アンケート項目 2, 3, 4, 5 における, 被験者ごとの評価を図 5.21, 5.22, 5.23, 5.24 に表示する. 6 名の被験者において, 春と夏と秋と冬どの季節でも, 適合率は 6 名の被験者が既存手法よりも高い値となった.

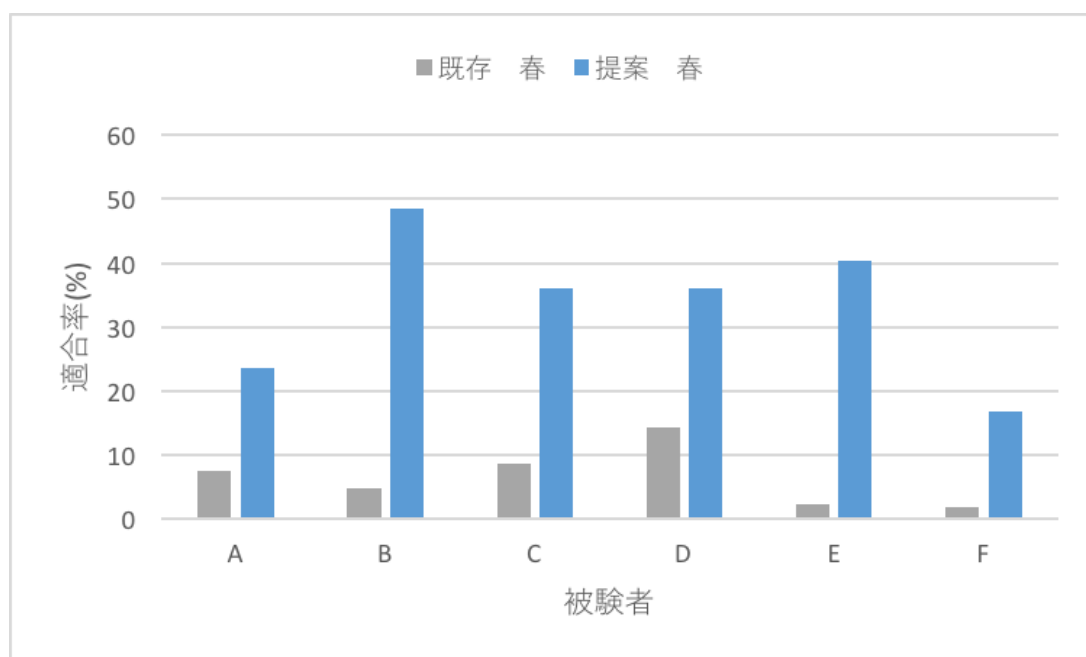


図 5.21 春代表画像適合率

5.2 実験結果

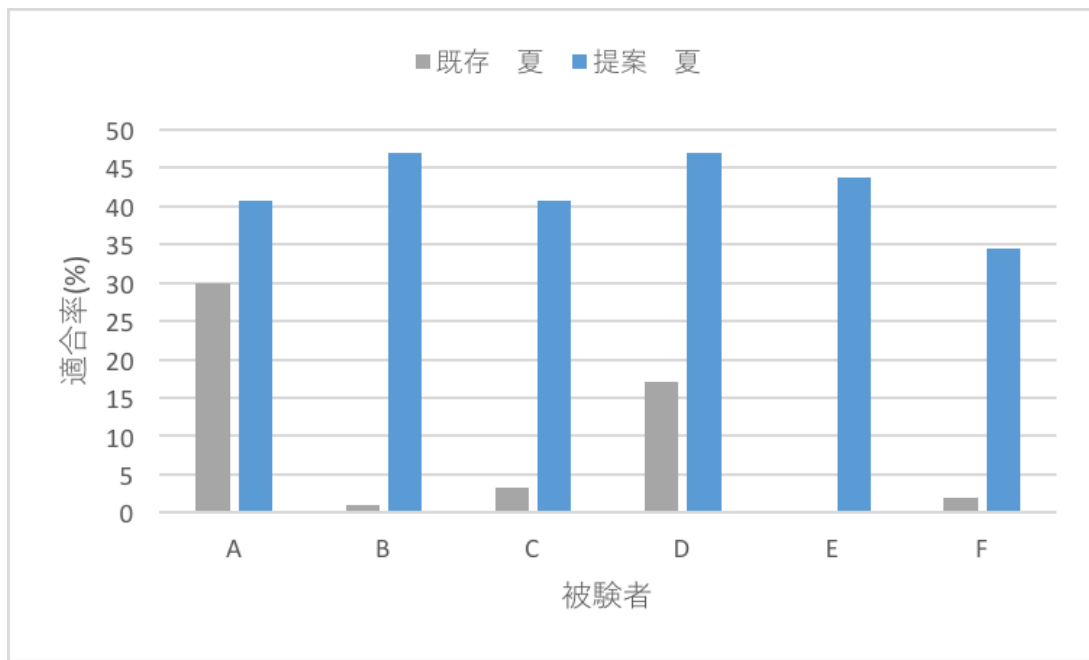


図 5.22 夏代表画像適合率

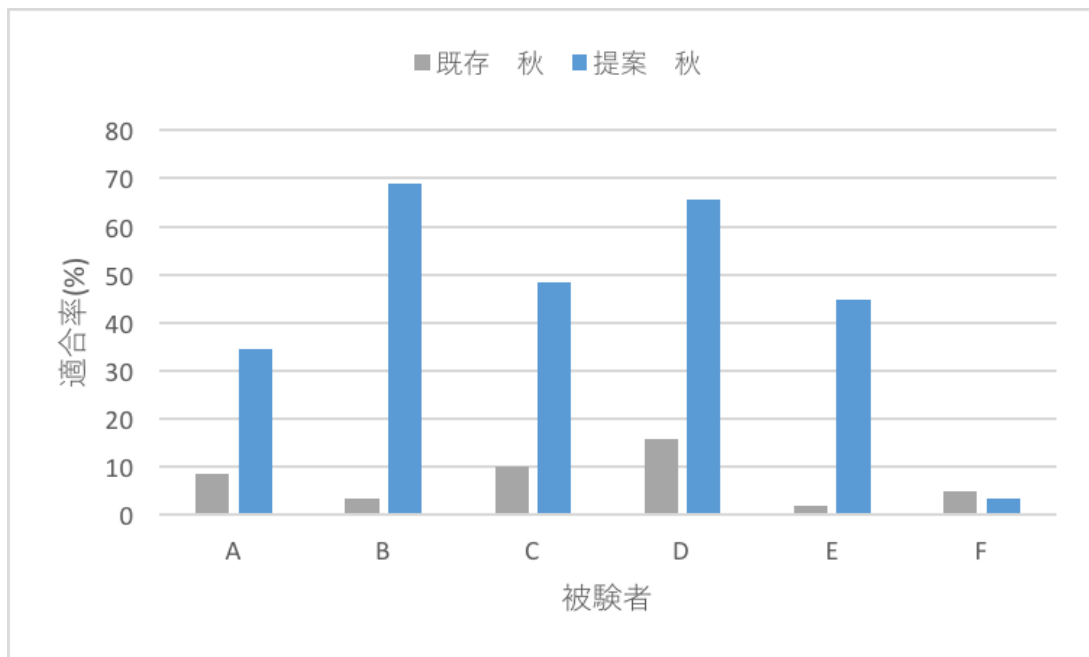


図 5.23 秋代表画像適合率

5.2 実験結果

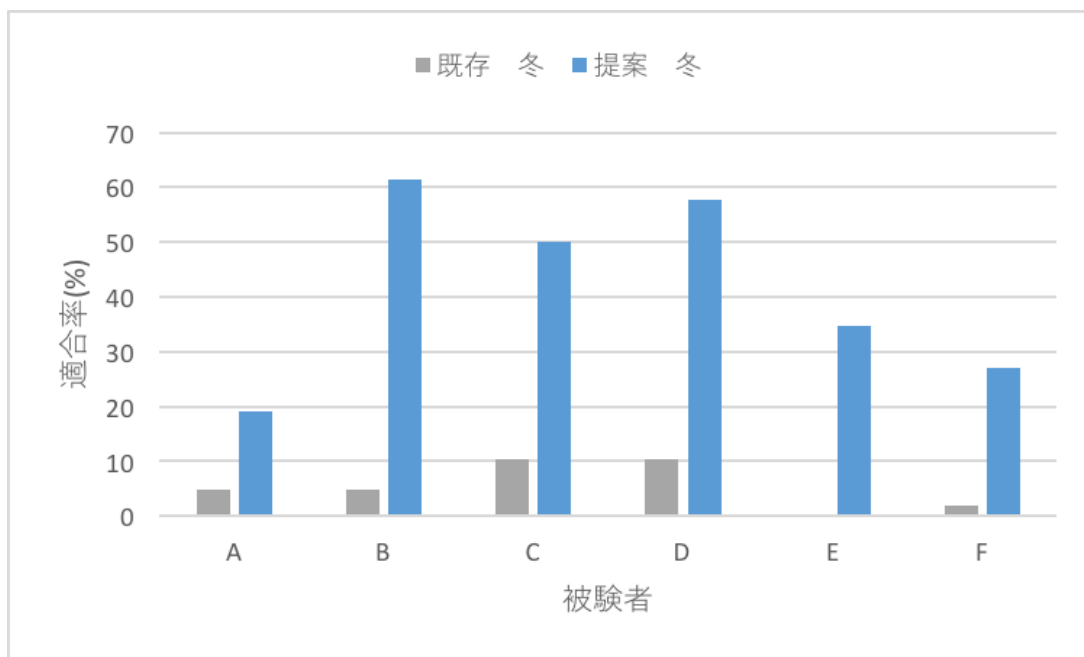


図 5.24 冬代表画像適合率

アンケート項目 6, 7, 8 における, 被験者ごとの評価を図 5.25 に表示する. 6 名の被験者において, タグ分類と地点推定名称は, 6 名の被験者が有用と答えた. 人気度は, 4 名の被験者が有用と答えた.

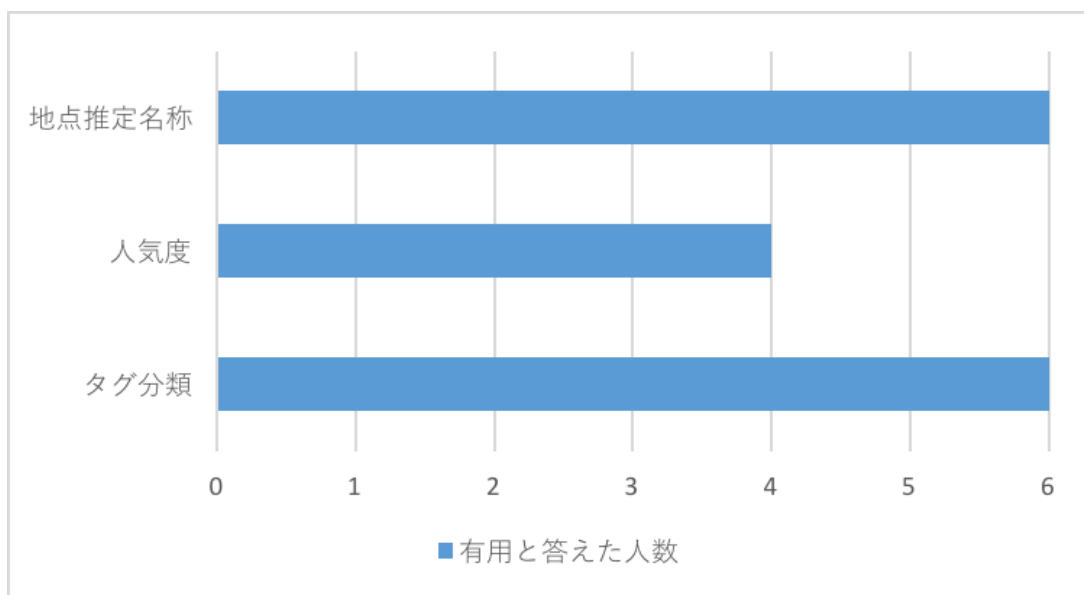


図 5.25 機能有用性アンケート結果

5.2 実験結果

アンケート項目 9, 10 における, 被験者ごとの評価を図 5.26, 5.27 に表示する. 6 名の被験者において, 日中と夜間でも, 適合率は 6 名の被験者が既存手法よりも高い値となった.

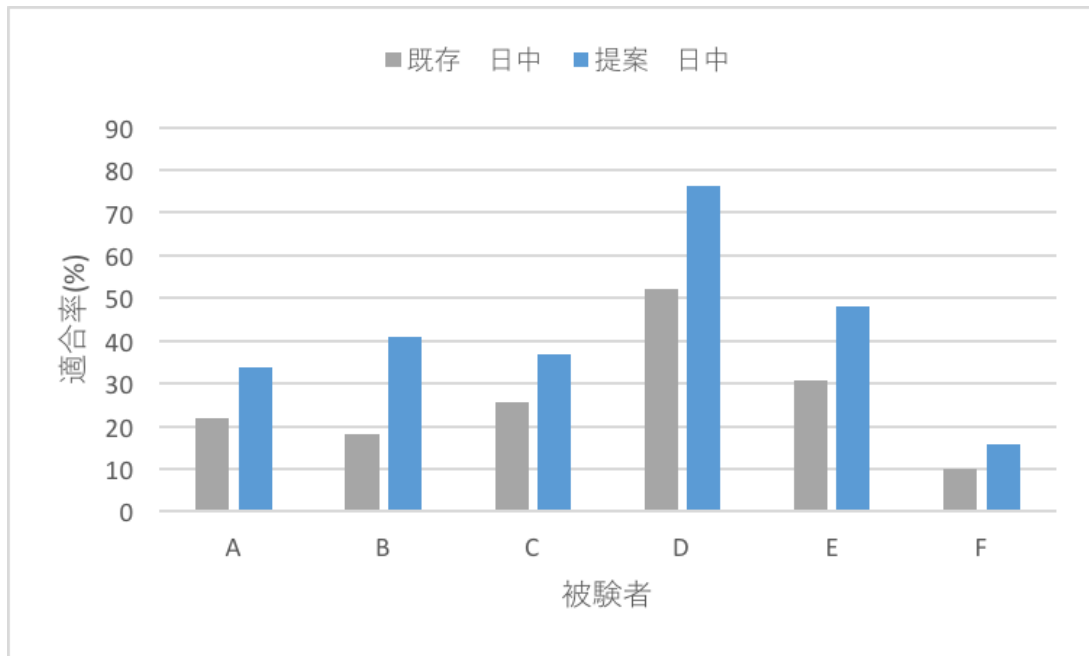


図 5.26 日中代表画像適合率

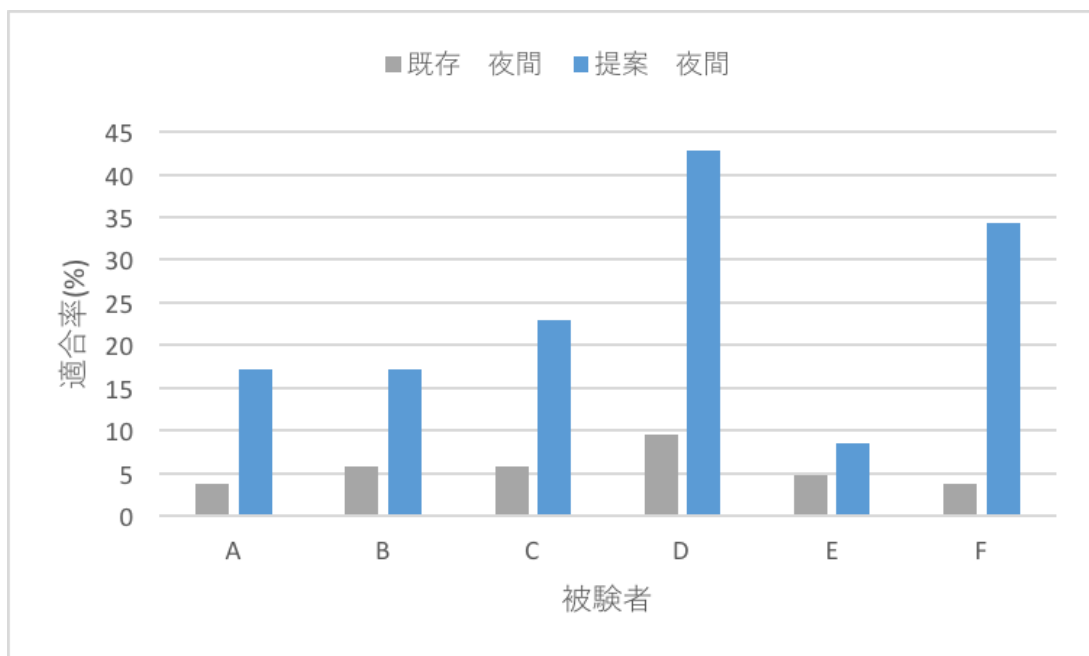


図 5.27 夜間代表画像適合率

第 6 章

考察

本章では、第 4 章で述べた構築システムの評価とデータ分析結果に対しての考察を行う。

6.1 地点名称推定に関する課題

本研究では、地点名称推定に関して Google Places API を利用し、入力を位置情報として、半径 100m にあたる地点名称を付与している。そのため、祭りなどの路上で行うイベントや、遠くにある被写体を撮影するための撮影スポットと呼ばれる場所等には、地点名称推定は意味をなさない。また、地点自体がビルなどの階層上になっている地点や、密集地点に関しても同様である。今後は、上記の問題点を解決することのできる地点名称推定システムの構築が必要である。アイデアの一つではあるが、画像認識によって得られた情報や投稿された際のテキスト情報を利用することによって、地点名称の精度を向上させられる可能性がある。

6.2 人気度に関する課題

被験者実験の結果、6 名中 2 名は有用性を感じないと答えている。それは、人気度抽出方法に関して問題があるからだと考えられる。本研究では、POI における画像数とシステムで表示される画像総数に基づいて、人気度を求めている。この手法では、人気度の値が判断材料となり得るような割合を算出することができない。今後は、観光をする際に考慮する材料と言える人気度の抽出方法を検討する必要がある。

6.3 画像認識によるタグ分類に関する課題

表 6.1 は本システムで構築した際に出力されたタグ分類結果の一部である。本研究では、タグ分類に関して Microsoft Computer Vision API を利用している。そのため、観光を検討した際に、適切だとは感じられないタグも生成されている。今後は、ピクトリアルマップシステムに特化したタグ一覧を作成し、それに沿った判定が可能な画像認識のシステムを構築する必要がある。

表 6.1 タグ分類結果の一部

1	#outdoor	11	#food
2	#stations	12	#indoor
3	#green	13	#sky
4	#ceiling	14	#train
5	#transport	15	#platform
6	#city	16	#plate
7	#track	17	#building
8	#floor	18	#orange
9	#ground	19	#tree
10	#water	20	#nature

6.4 前処理と画像認識による代表画像抽出の考察と課題

被験者実験によって、前処理と画像認識を利用することで、代表画像選出に関して有効性を示した。前処理を行うことによって、一撮影者が同じ場所で何枚も撮影し、投稿しているものを省くことができ、ユーザー一人あたりの POI に対する重み付けを均一化できると考えられる。前処理を行うことによって省いた画像例を図 6.1 に示す。画像認識によって、Microsoft Computer Vision API が、人が主体になっていると判断した画像を省くことで、代表画像に

6.4 前処理と画像認識による代表画像抽出の考察と課題

は人が主体となっていない画像が選出される。アンケート項目 1 における被験者実験では、被験者が観光を考える際に人が主体となっている画像を選ばない傾向が強かったため、人が主体となっている画像を代表画像から省くことは有効性があると考えられる (図 6.2)。この時に人の目から見て、人が主体となっている画像枚数は、従来手法は 34 枚、提案手法 1 は 14 枚、提案手法 2 は 5 枚である。

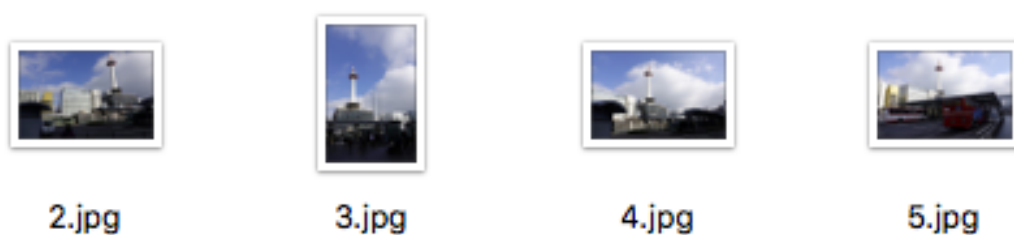


図 6.1 同撮影者による写真例

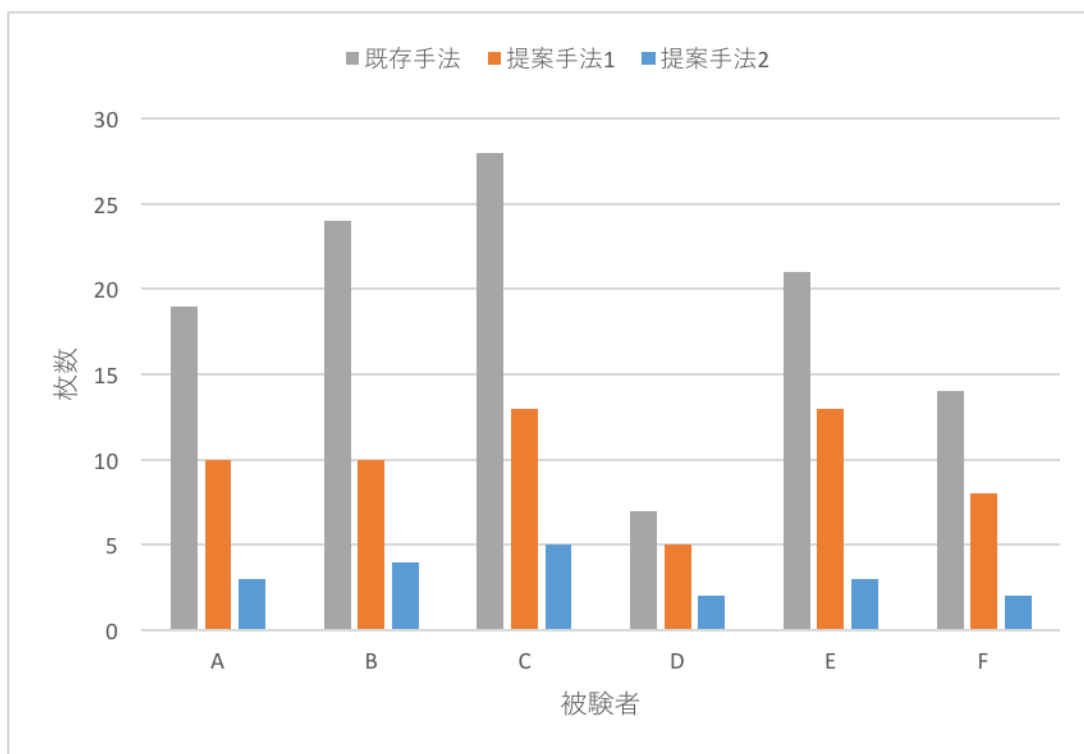


図 6.2 人が主体となっている画像を不適と判断した枚数

6.5 画像特徴量抽出に関する課題

6.5 画像特徴量抽出に関する課題

本研究では、HSV ヒストグラムを利用したピクトリアルマップ生成を行なっている。図 6.3 は、一つの POI における、類似画像クラスタリングによる結果の一部を表示したものである。HSV ヒストグラムを画像特徴量としてクラスタリングを行うと、色の濃淡をベースとした分類をされてしまうため、他の画像特徴量を利用した方法を検討する必要がある。もしくは、別の観点からの分類を行う方法を検討する必要がある。一つのアイデアとしては、画像認識による人の美的観点から、その地点を象徴すると考えられる画像分類を実装することである。

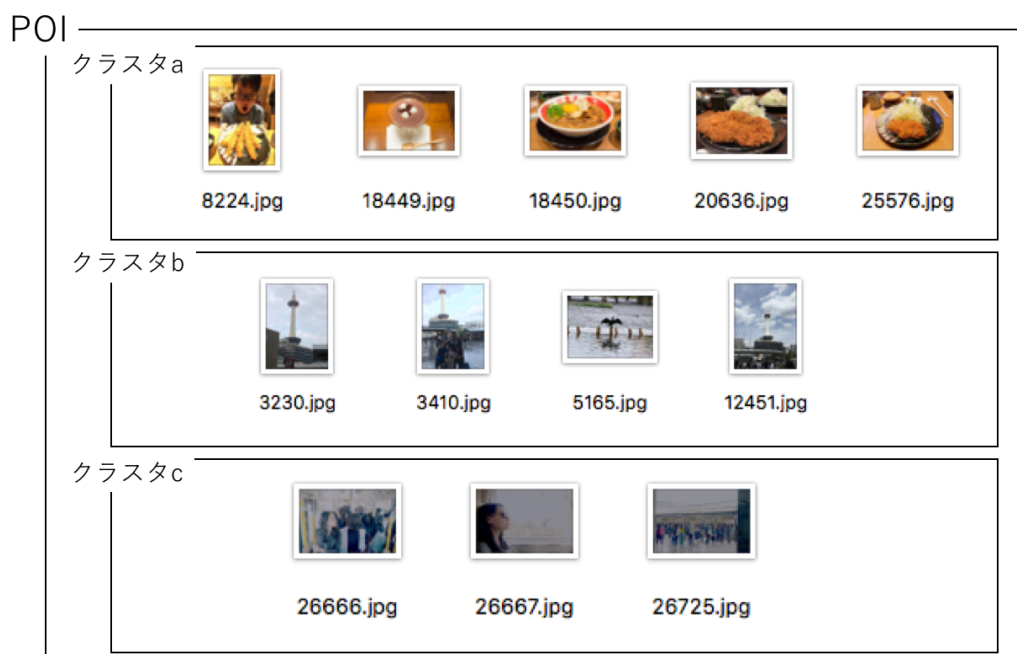


図 6.3 クラスタ結果例

6.6 季節別と時間別による代表画像の考察

被験者実験により、システム利用者が時間軸を限定して観光を検討する際に、全ての画像でピクトリアルマップを生成した場合は、結果が伴わないことがわかった。また同時に、時間軸による分類を必要に応じて行い、ピクトリアルマップを生成する有効性を示せた。しかし、

6.7 データ分析実験に関する考察

夜間データに関しては画像が加工されて、撮影日が正確でないものがあることや、夜間に撮影された画像は基本暗いことから、HSV 特徴量を利用した場合に分類分けができず、正確な代表画像を選出できないことがわかった。

6.7 データ分析実験に関する考察

図 6.4 は、日本を省く、所在地別に人気度上位 20 のデータである。これは、2017 年の京都データを前処理し、取得できたユーザ情報における所在地での分類結果である。また、本研究では、日本を省く、所在地別データのピクトリアルマップ化も行なったが、データ数が少なかつたため、明確に所在地別の傾向を把握することはできなかった。

また、最も写真枚数が多い Taiwan でのデータ分析を行った。POI ごとにおける人気度分析 (図 6.5) や、タグ分類した結果から、どういう項目を持った地点が注目されているのかを把握するために、タグ別の画像総数分析 (図 6.6) を試験的に行った。

今後、観光地に関して外国からの観光客の傾向を掴む必要があると考える。例えば、ある国から訪れる観光客は、寺に興味があるという傾向を掴むことができれば、それに応じたサービスを展開することができる。

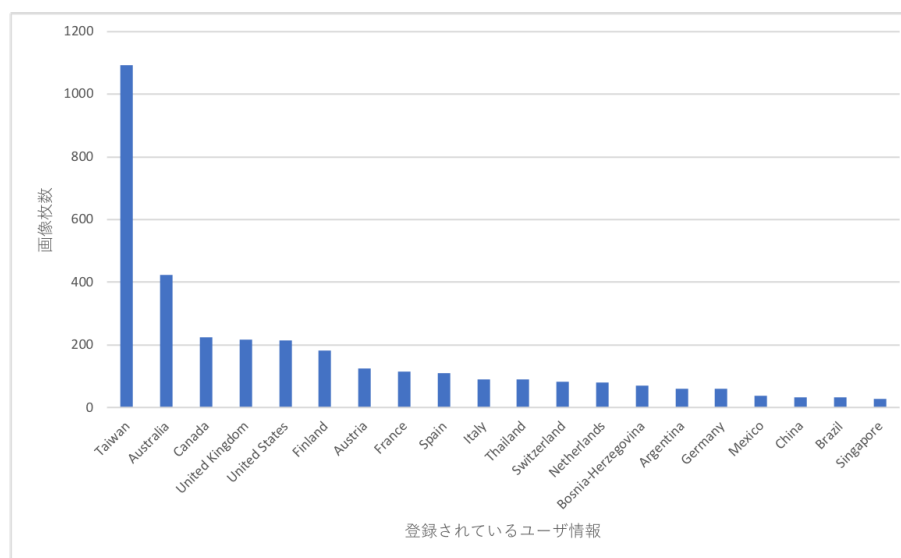


図 6.4 所在地別人気度上位 20

6.7 データ分析実験に関する考察

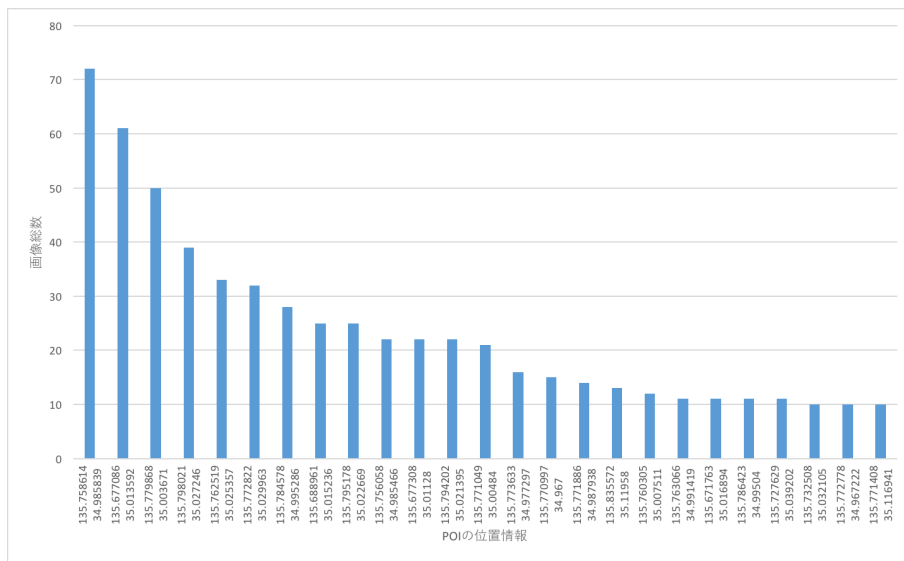


図 6.5 Taiwan 人気度

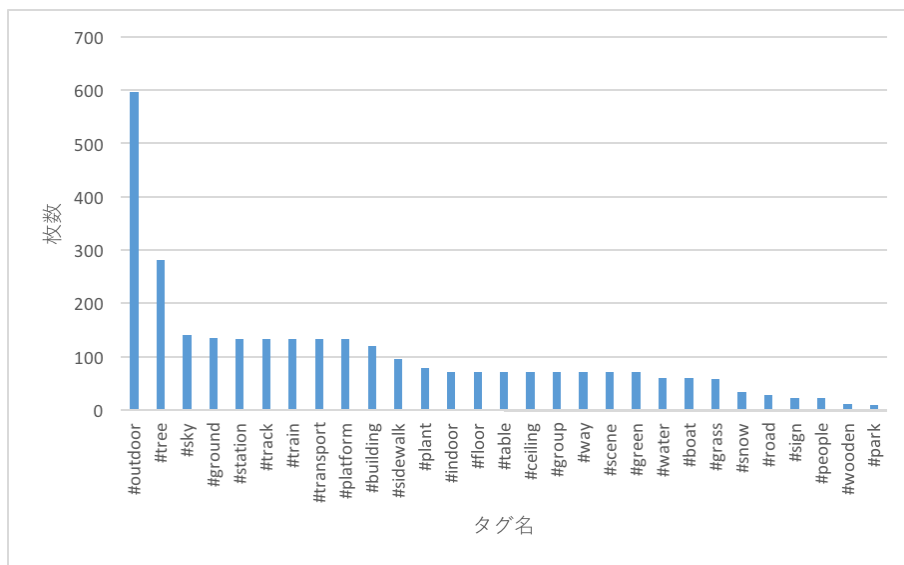


図 6.6 Taiwan タグ人気度

第7章

まとめ

本研究では、画像認識と画像タグ情報を利用したピクトリアルマップ生成システムを提案した。提案する代表画像抽出方法は、前処理による同撮影者が30分以内に投稿した画像の省略と、画像認識による人が主体となっている代表画像の削除を行い、抽出される代表画像の選出精度向上を検証した。加えて、時間やユーザ属性のメタ情報を活用し、季節、時間、撮影者の国籍等の情報でクラスタリング前に分類による結果分析。また、POIごとにリバースジオコーディングによる地点名称推定、人気度表示、画像認識によるタグ情報付与による分類を行うことにより、代表画像の意味付けに対する有用性の検証を行った。

被験者実験では、Fliker上の2017年京都データ35866枚を用いて、既存手法と提案手法1(既存手法+前処理)と提案手法2(既存手法+前処理+画像認識)それぞれのピクトリアルマップを生成した。そして、被験者6名に対し、代表画像から観光検討における適合画像と不適合画像をそれぞれ選択してもらい、評価として適合率、不適合率を求めた。既存手法に比べ、提案手法の方が適合率が高く、不適合率は低かった。このことから、より適した代表画像の選出が行えていることを示した。そして、被験者が不適合と判断した人が主体となっている画像枚数を調べた結果から、人が主体となっている画像を省くことによる有効性を示した。また、実装した地点名称推定、人気度表示、画像認識によるタグ分類による代表画像に対する意味付けの有用性を示し、時間やユーザ属性のメタ情報を用いたクラスタリング前の分類による結果検証も行った。

今後の課題としては、ピクトリアルマップ生成システムにおける代表画像の選出方法及び、画像認識によるタグ情報と地点名称推定の最適化を検討する必要がある。

謝辞

本研究の遂行にあたり、高知工科大学情報学群の吉田真一准教授に研究活動および様々な面に関して、丁寧に御指導頂きまして心より感謝を申し上げます。具体的には、自身の知識が不足していた類似画像検索分野における助言や研究の方針、さらには梗概や論文の細かな体裁等を丁寧にご指導頂きました。そして、学会発表の際にも発表資料の面倒を見て頂き、大変御世話になりました。

また、高知工科大学情報学群 妻鳥貴彦准教授と高田喜朗准教授には、副査として有益な議論と様々な御助言をして頂きました。ここに深謝の意を表します。

同研究室先輩である、笹谷氏、佐々木氏、領内氏、中山氏には、研究室生活や研究において様々なサポートをしていただき感謝しております。

同研究室同期である、今川氏、松崎氏、馬場氏、鎌倉氏、山中氏、中井氏とは、ソフトウェア工学から始まり、研生活の様々な行事を通じて、互いに互いを理解し、研究では相談事や問題点などを話し合うことで、切磋琢磨することができました。

最後に、大学生活を支えていただいた家族に深く感謝いたします。また、大学生活で出会った全ての皆様に感謝いたします。

大学生活を振り返って

大学1年目、勉強は基礎ばかりやってましたが、ターミナル(端末)を使ってコマンドを打った時はなんだかワクワクしました。prosessing では、昨年度の先輩の作品を見て、自分も頑張ろうなんて思いました。結果できたのが、if文まみれのCPU対戦できる五目並べっていう無能さなんですけどね。楽しかったです。課外活動では、KUT-PGというサークルに入って、C言語を勉強しました。C言語なんて学んで何ができるんやと思うこともありましたが、配列やif文、forやwhile文等の基礎を学べたことは良かったのではないかと思います。丁寧に教えてくださった塩見氏に感謝しております。そして、KUT-PGのツテで、CASTと 電脳

謝辞

かかしにも入りました。CASTでは小学校でのパソコン教室をやったり、学祭でフランクフルト売ったりしてました。最初は、皆で自己紹介プレゼンして、プレゼンの基本みたいなものを学びました。電腦かかしでは公民館でのWordやExcelがメインのパソコン教室をやってました。CASTと電腦かかしで多くの助言やサポートをしてくださった先輩方に大変感謝しております。KUT-PGは1年間でやめてしまったのですが、卒業した先輩達が楽しそうにしてるのがとても羨ましかったです。高知駅周辺で飲み会やって、カラオケオールして、始発で土佐山田に戻って酒飲みながら麻雀して、昼にさかえでうどん食べるなんてやってました。そんな楽しげな先輩方にお世話になり大変感謝しております。あとは、書道部と生協学生委員会にも入りました。書道部では、男子5人も同期が入って、大学初の書道パフォーマンスやりました。初心者で興味本位で入ったのですが、字は少ししかうまくなっておりません。丁寧に教えてくださった中嶋氏と山川氏に感謝しております。生協学生委員会では、共済事業に関して活動していました。きっかけは寮メンバーの誘いで、共済事業を始めた理由は主藤氏の勧誘でした。まずは、共済を学ぶために全国共済セミナーに行って、他大学の活動と共済の思想を知りました。そして、学祭で健康フェスタを実施したり、新入学生用パンフレット改善等しました。企画実行する際に、人を集めてくれた井上氏、きっかけをくださった主藤氏には大変感謝しております。

大学2年目、勉強はJavaとアセンブリしか覚えておりません。勇者メンドリを作った記憶はもはやありません。機能追加のみのマインスイーパはよく覚えております。あの頃は仲が良かった同期のメンバーで、RCXでビッグブリッジの死闘を流したり、ライントレーサーを実装したりしました。レポートは鬼畜だと思いました。課外活動では、CASTと書道部は通常運転で、電腦かかしでは代表になりました。生協学生委員会は、1つのチームを持って、企画を実施していきました。具体的にはハロウィンやクリスマスイベント、共済関連は原付・自転車無料点検や勉強会もしました。でも引き継ぎとかはうまく出来なかったと思います。丁寧に誰かに教えることは苦手でした。支えてくださった後輩の皆様に感謝しております。また、広報誌FLYING FISHの学生特派員としての活動や記事作りも行いました。多くを支えてくださった久保様及び同期の橋本氏と福田氏には深く感謝します。

謝辞

大学3年目、実験とソフトウェア工学は本当に大変でした。実験前半は、Matlab を使った音声・画像処理系や、実験統計解析等を学びました。そして実験後半は、FreeBSD を使ったネットワーク構築やサーバ構築、セキュリティを学びました。そして、毎週提出のレポートは大変でした。脳死しすぎて独りで事故ってました。医学部とかの人はもっとキツイことやってるとか聞いて空笑いしてました。研究室配属もあって、笹谷氏と佐々木氏にもう来んでええわって言われるレベルで研究室訪れてました。無事配属されて、同期研究室メンバーに神頭氏と近藤氏を加えてソフトウェア工学は始まりました。ウォーターフォールモデルでの開発で、書籍管理システムを苦労しながら完成させて、評価が低かったのは悔しかったです。私自身にプレゼン力がもっとあればチームメンバーの努力がきちんと報われたのにと思いました。でも、ソフトウェア工学で過ごした時間があったからこそ、今の研究室の雰囲気があるとすれば良かったと思います。研究室内のイベントでは、特に BBQ の中井氏の印象が強くて、頭にタオルを巻いて肉を焼く姿で、皆にイジられていて楽しそうでした。夏期インターンでは、NTT コムウェアさんに行かせていただいて、Google Map API をベースとして Web 系を学べたのでソフトウェア工学で活かすことができました。また、企画開発のやり方や、会議のやり方、プレゼン等数多くのことを学ぶことができました。NTT コムウェアの吉田氏及び皆様方には感謝しております。大変お世話になりました。また、先輩方の卒論発表会があり、気付けば就活も始まり、卒業式を迎えて時が過ぎるのが早すぎるなんて感じてました。

大学4年目、就活では東京生活が辛かったです。無事内定も決まりました。課外活動では、片地小学校での放課後子供教室に参加させていただきました。今川氏及び皆様方に感謝の意を表します。研究では夏の合宿で中間発表を行い、HEC と potluck での発表を行い、卒論発表まで行き着くことができました。同研究室同期である、今川氏、松崎氏、馬場氏、鎌倉氏、山中氏、中井氏とは有益な研究室生活を送れました。今川氏は、研究についての相談事や、研究室外の活動を共にしていました。そして、マルチタスクで誰よりも早く安定した進捗を出していた印象でした。松崎氏は、くだらない雑談で研究の息抜きをさせてもらいました。土壇場でタスクをこなす集中力と器量の良さで何事もギリギリでさらっとこなしてました。馬場氏は、誰よりもコミュ力が高く、誰よりも忙しい人でした。そのこともあるのか、

謝辞

スケジュールをこなすためにきっちりと帳尻を合わせるタスク管理力には、目を見張るものがありました。鎌倉氏は、同期の中でも落ち着いていて、相棒の Mac で実況動画をいつも見ていました。そして、酒が入るとよく喋るキャラに変わりましたね。タスクに関しては、誰よりも締切等に囚われることなくゆったりと、でも確実にきっちりと終わらせていました。大胆不敵ですよ。山中氏は、ゲームやアニメ好きで、それ関連の会話が主だった気がします。隣の席でよく Twitter と動画を見てました。締切間近に夜中から始めて終わらせてくる集中力に感嘆しました。中井氏は、誰よりも研究室にいる研究室のヌシでした。効率より努力の印象です。また、吉田研究室一の愛されキャラでした。それゆえに他研究室との関係を繋ぐ架け橋でした。院生の先輩方には、大変お世話になりました。笹谷氏には研究全体のサポートや指導、中山氏には Excel 関連の指導、領内氏には輪講での指導、佐々木氏には共にしたスポーツや場所提供など研究室生活におけるサポートをしていただきました。先輩方にもう一度深く感謝申し上げます。あと一年、修士論文もあると思いますが、頑張ってください。同研究室の3年生は、多くのイベントで、研究室の雰囲気をもっと賑やかなものにして下さいました。来年度は先輩として後輩を引っ張りながら、卒業研究を頑張ってください。最後に吉田先生には大変お世話になりました。夏合宿、HEC と potluck に関する資料作成のサポートや、研究に関する助言や提案は大変有り難いものでした。そして、研究の合間に英気を養うために食事を奢ってくださったご恩は忘れません。

大学生活は、パリピのように過ごすことはできませんでしたが、数多くのことを経験することができました。最後にもう一度大学生活で出会った全ての皆様に感謝致します。これからまたの機会があれば、よろしくお願い申し上げます。

参考文献

- [1] “Flickr,” <https://www.flickr.com>, 2018/1/26 参照.
- [2] “Instagram,” <https://www.instagram.com>, 2018/1/26 参照.
- [3] “Facebook,” <https://www.facebook.com>, 2018/1/26 参照.
- [4] 大森雅己, et al, “Flickr は海岸線を描けるか?,” DEIM Forum 2014, E4-1, 2014.
- [5] 久保田 麻美, and 牛尼 剛聡, “SNS による文化と風土の可視化,” DEIM Forum 2015, G7-1, 2015.
- [6] 高尚暉, and 牛尼 剛聡, “SNS を利用したピクトリアルマップの自動生成,” DEIM Forum 2017 D7-4 , 2017 .
- [7] 荒川 豊 , “ソーシャル観光マップ-ソーシャルデータからの観光スポット抽出,” マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, 1123-1132, 2013.
- [8] Peng, Xia, and Zhou Huang , “A Novel Popular Tourist Attraction Discovering Approach Based on Geo-Tagged Social Media Big Data,” ISPRS International Journal of Geo-Information 6.7 (2017): 216.
- [9] 渡辺幹夫, and 椿尚宜, “デジタルカメラ新規格 Exif Version 2.2,” 富士フィルム研究報告 48 (2003): 28-30.
- [10] 株式会社ナナオ 企画部 商品技術課, “RGB データと YUV データについて,” EIZO 株式会社 Technical Overview, No.10-005 Revision A, 2010.
- [11] “cvtColor - OpenCV Documentation,”
https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/miscellaneous_transformations.html,
2018/1/26 参照.
- [12] “OpenCV: Histograms - 2: Histogram Equalization,”
https://docs.opencv.org/3.1.0/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html,
2018/1/26 参照.

参考文献

- [13] ESTER, Martin, et al, “A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise,” In: Kdd, 1996, p.226-231.
- [14] Sander, Jrg, et al, “Density-based clustering in spatial databases: The algorithm gdbscan and its applications,” Data mining and knowledge discovery 2.2 (1998): 169-194.
- [15] Ankerst, Mihael, et al. “OPTICS: ordering points to identify the clustering structure,” ACM Sigmod record, Vol. 28, No. 2, ACM, 1999.
- [16] 神島敏弘, et al, “データマイニング分野のクラスタリング手法 (2): 大規模データへの挑戦と次元の呪いの克服,” 人工知能学会誌, 2003, 18.2: 170-176.
- [17] “Computer Vision API,”
<https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/computer-vision/>,
2018/1/26 参照.