

推薦論文

画像類似度を利用した位置情報付き写真データへの ランドマーク情報付与手法

帆足 啓一郎^{†1} 上 向 俊 晃^{†1}
松 本 一 則^{†1} 滝 嶋 康 弘^{†1}

本研究では、過去の研究において筆者らが提案した、位置情報付き写真共有 Web サイト上から収集した画像に対し、その位置情報と色特徴に基づいてクラスタリングを行うことにより、Points of Interest (POI) を表す画像群 (POI クラスタ) を自動的に抽出する手法に加え、抽出された POI クラスタに関連するランドマークの名称を自動的に推測する手法の提案と評価を行う。具体的には、POI クラスタの場所と領域に基づき、地図検索を行い、POI クラスタ周辺のランドマークの名称を収集し、次に、各ランドマーク名称を検索クエリとして Web 画像検索を行い、ランドマークに関連する画像情報を収集し、POI クラスタ内の画像との類似度を算出することにより、POI クラスタの画像との関連度が高いランドマーク名称を推測する。東京都心で撮影された画像群を対象とした評価実験により、提案手法によるランドマーク推測の有効性を実証する。

Presuming Landmark Information for Geo-tagged Photographs Using Content-based Image Similarity

KEIICHIRO HOASHI,^{†1} TOSHIKI UEMUKAI,^{†1}
KAZUNORI MATSUMOTO^{†1} and YASUHIRO TAKISHIMA^{†1}

This research proposes a novel method to associate specific landmarks to points of interest (POIs), *i.e.*, areas that are expected to be of interest to many users, which can be automatically extracted by clustering geo-tagged images based on their geographical location and color features. Namely, the proposed method first collects images from the Web, by using the names of the landmark candidates of the extracted POIs as Web image search queries. The collected images are used as references of the respective landmarks. The landmark representing each POI is then determined, based on the content-based

similarity between the images in the POIs, and the Web images of the landmark candidates. This approach makes possible the automatic construction of a landmark identification system for geo-tagged images. The effectiveness of the proposed method is proved by evaluation experiments conducted with images in the Tokyo metropolitan area.

1. はじめに

カメラ付き携帯電話の普及とともに、どこでも気軽に写真を撮影することが可能になってきている。さらに、Flickr^{*1}などの写真共有サイトの登場や、SNSなどの急速な拡大により、かつてないほど大量の写真がネット上で公開されている。こうした背景から、大量の画像データから見たい画像を効率的に検索する画像情報検索技術の重要性が近年ますます高まっている。

その一方、現在の content-based 画像検索 (content-based image retrieval, 以下、CBIR) 技術については、多くの研究成果が報告されているものの、依然として実サービスに堪えられる検索精度は実現できていない。そのため、Google イメージ検索^{*2}などの画像検索 Web サイトでは、画像そのものから抽出された特徴ではなく、周辺のテキスト情報に基づく検索手法を採用している。この方法は、CBIR と比べて特徴抽出が容易であり、一般ユーザにとって理解しやすい検索結果を提示することができるという利点はあるものの、検索対象画像の周辺のテキスト情報が画像自体の内容と関連性が低い場合は、良好な検索結果を得ることが困難であるという課題もある。

以上の現状をふまえ、筆者らは、GPS 機能付き携帯電話で撮影された位置情報付き写真を検索対象画像データとして想定し、検索対象画像に付与されている位置情報に基づいてクラスタリングを行うことにより、大量の位置情報付き画像コンテンツの中から、多くのユーザが興味を示すと思われる Points of Interest (POI) を表す画像群 (POI クラスタ) を自動的に抽出する手法の提案を行い、評価実験の結果、有意な POI の自動抽出が可能であることを示している¹⁾。しかし、この手法では、抽出された POI クラスタに属する画像に写っている対象物に関する情報は提供されないため、抽出された POI クラスタの画像がどのよ

^{†1} 株式会社 KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories Inc.

*1 <http://flickr.com/>

*2 <http://images.google.co.jp/>

うな場所などを示しているのかは、ユーザ自身が画像の情報を見ながら推測しなければならない。

そこで、本研究では、位置情報によって得られた POI を示す画像クラスタに属する画像の撮影対象物を推測するための方法として、POI クラスタの近傍に位置するランドマーク候補の中から、POI クラスタに属する画像と、ランドマーク候補の名称を検索クエリとして得られた Web 画像検索結果との content-based 類似度を利用する手法を提案する。これにより、Web 上の情報を活用するだけで、任意の場所における POI の抽出だけでなく、各 POI に関連するランドマークの名称を推測するシステムを自動的に構築することが可能になる。

以下、本論文の構成について説明する。まず、2 章で、本研究に関連する既存研究ならびにその問題点について説明する。次に、3 章で、文献 1) で発表した筆者らによるプロトタイプアプリ「GeoImageBrowser」を紹介する。そして、4 章で、本研究において提案する、位置情報付き画像群から得られた POI に対するランドマーク情報推測手法について述べる。次に、5 章で、本研究で提案する画像類似度を利用したランドマーク推測手法を比較するための予備実験、ならびに東京都心部で撮影された画像を対象とした精度評価実験について説明する。そして、6 章で考察を述べた後、7 章で本論文をまとめる。

2. 関連研究

画像に付与された位置情報を利用した既存研究としては、以下の例があげられる。Toyama らは、写真を撮影した際の位置情報、時間情報、撮影者の情報を統合した World Wide Media eXchange (WWMX) というプラットフォームを提唱し、同プラットフォーム上で動作する旅行ログ (travelouge) アプリケーションを開発している²⁾。また、Carboni らは、GPS 機能付き携帯電話で撮影された写真情報を Web 上で共有できる GeoPix というアプリケーションを試作している³⁾。これらのアプリケーションでは、写真の表示方法として、位置情報に基づいて地図上に写真を配置する仕組みの提案にとどまっており、位置情報を使って写真を解析するにまでは至っていない。

Naaman ら⁴⁾ や O'Hare ら⁵⁾ は、写真に付与された位置情報に基づき、個人の写真コレクションを整理する手法を提案している。また、O'Hare らは、位置情報と画像自体の特徴を統合した検索システムも評価している⁶⁾。しかし、これらの研究では、基本的に個人の写真コレクションが分析対象となっており、評価実験で使用した画像データも小規模である。

また、Jaffe らは大規模な位置情報付き写真データを地図上にレイアウトする際の閲覧性

を改善するため、位置情報に基づいて画像をクラスタリングする手法を提案している⁷⁾。ただし、この研究では、画像自体の特徴はまったく利用されていないため、検索対象データベース内に含まれる画像によっては、ユーザにとって理解しにくいクラスタリング結果となる可能性がある。

さらに、Kennedy らは、上記の Jaffe らの研究を発展させた、ランドマーク画像を検索するための手法を提案している⁸⁾。具体的には、大規模な位置情報付き画像データを対象に、指定した地域に分布する画像に付与されているタグ情報の中から、指定地域以外での出現頻度が低いタグ情報を、当該地域を象徴するランドマークとして抽出する。そして、そのランドマーク名称がタグ情報として付与されている画像を対象に、content-based 特徴を利用して、当該ランドマークをより象徴的に撮影している画像群などに分類する手法である。この手法は、ランドマークの情報を事前に与えることなく、ランドマークを表すタグ情報を抽出できる点では有効ではあるが、タグ情報が付与されていない画像には対応できないという欠点がある。

Crandall らは、Flickr の位置情報付き画像データを対象に、Mean-shift 法によって重要な場所を抽出する研究を最近発表した⁹⁾。この研究は、筆者らの研究¹⁾と類似したアプローチによって POI を抽出し、さらに POI を表すテキスト情報を抽出する技術を提案しており、本研究との関連性は高い。ただし、この研究も、抽出された場所を示す情報を得るために、画像に付与されているタグ情報を利用しているため、タグが付与されていない画像データへの適用は困難である。

本研究の目的を広義に解釈すると、画像に対するタグの自動アノテーション技術に分類することができる。この分野では、サーベイ論文^{10),11)}にも示されているとおり、多数の研究例が発表されている。特に、近年では、Wang らによる研究¹²⁾など、Web 画像検索結果を応用した画像の検索や自動アノテーション手法の研究がさかに行われている。これらの研究の多くは、一般画像を対象としているため、必然的に評価の対象となるタグ情報は、汎用的な概念を表すものが多い(例: beach, tree, sunset など)。理論的には、これらの研究において提案されている手法を画像に対するランドマーク情報の推測に利用することは可能ではあるが、ランドマークの具体的な名称といった詳細な情報に対する有効性は未知数である。

3. 位置情報付き画像閲覧システム「GeoImageBrowser」

上記の研究のうち、位置情報付き画像解析関連研究における課題を勘案し、筆者らは、Web 上の写真共有サイトから収集した大量の画像データに対し、位置情報ならびに content-based

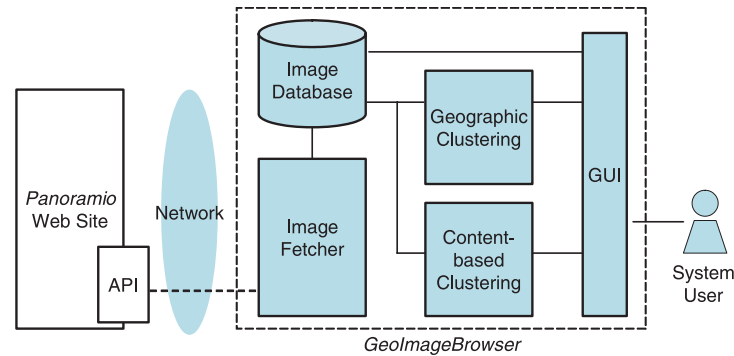


図 1 GeoImageBrowser の構成図
Fig. 1 Overview of GeoImageBrowser.

なクラスタリング処理を統合する手法を実装したアプリケーション「GeoImageBrowser」を開発した¹⁾。本章では、GeoImageBrowser について説明する。

3.1 システム概要

図 1 に、GeoImageBrowser の構成を示す。この図に示されるとおり、GeoImageBrowser は、検索対象画像データを収集するモジュール (Image Fetcher) により、Web 上から位置情報付き画像データを集めている。そして、GeoImageBrowser のユーザは、GUI を利用することにより、興味がある画像の位置情報を指定するとともに、クラスタリングモジュールによって、表示されている画像を対象としたクラスタリング処理を実行することができる。

GeoImageBrowser では、画像の位置情報に基づいてクラスタリングする手法と、色情報に基づいてクラスタリングを行う手法の、2 つのクラスタリング手法が、それぞれ別モジュールとして実装されている。クラスタリング処理実行時には、利用する特徴量 (位置情報または色情報) と、クラスタリングのアルゴリズムをそれぞれ選択することができる。

以下、GeoImageBrowser の検索対象画像データおよびクラスタリング方法について、詳しく説明する。

3.2 検索対象画像データ

本システムでの検索対象画像データは、位置情報付き写真共有サイト Panoramio^{*1}から入手している。具体的には、Panoramio が提供している検索 API を利用し、付与されてい

る位置情報が日本近傍に位置する画像を、約 17 万件ダウンロードし、検索対象画像としてデータベースに格納している。

さらに、検索対象画像の視覚的特徴量に基づくクラスタリングを実現するため、個々の画像から色情報を特徴量として抽出している。具体的には、RGB, HSV, CIE Lab の各色空間に基づくカラーヒストグラム (ビン数: 256) をすべての画像から抽出し、GeoImageBrowser のデータベースに格納している。

3.3 クラスタリング手法

前述のとおり、GeoImageBrowser では、位置情報と色情報のそれぞれに基づく画像のクラスタリング手法を実装している。本システムに実装されているクラスタリングアルゴリズムは、ベクトル量子化 (VQ)、LBG¹³⁾、および DBSCAN¹⁴⁾ の 3 種類である。また、クラスタリング時の個々の画像間の距離測定手法としてはユークリッド距離を採用している。位置情報の場合は、画像に付与されている緯度経度情報に基づき、画像間の距離を算出している。カラーヒストグラムの場合も、比較対象画像のカラーヒストグラム間のユークリッド距離に基づいて画像間の距離を算出している。

ここで、GeoImageBrowser に実装されている 3 つのクラスタリング手法を比較すると、すべてのクラスタリング対象画像をいずれかのクラスタに所属させる VQ と LBG に対し、DBSCAN は、クラスタの密度を基準にクラスタリングを行うため、高密度なクラスタのみが抽出される点が特徴的な手法である。

たとえば、位置情報クラスタリングにおいて DBSCAN を適用すると、その結果として、高密度のクラスタ、すなわち、多くの画像が撮影された場所に分布する画像群を自動的に抽出することが可能になる。そして、多くの画像が撮影されている場所は、多くの撮影者が興味を示す場所、すなわち、Point of Interest (POI) であると推測される。こうして抽出された POI 近傍の画像は、検索システムのユーザにとっても興味深い画像である可能性が高く、多くのユーザにとって有益な検索結果の提示につながると期待される。

3.4 システム操作

GeoImageBrowser では、クラスタリング対象画像の分布位置範囲を指定し、クラスタリングを実行するための GUI が実装されている。画像クラスタリング処理の実行は、本システムの GUI 上で表示されている画像のみを対象として実行する。具体的には、ユーザが興味を示した場所にズームインした後に、表示対象範囲内の画像のみを対象とし、クラスタリングを実行する形式となる。

また、本システムでは位置情報クラスタリングに加え、表示されている画像を対象とした

*1 <http://www.panoramio.com/>



図 2 GeoImageBrowser によるクラスタリング結果の例: (a) 国立新美術館, (b) 浅草寺, (c) 東京タワー, (d) 東京タワー (色情報クラスタ追加)

Fig. 2 Clustering result examples of GeoImageBrowser: (a) National Art Center, Tokyo, (b) Sensoji Temple, (c) Tokyo Tower, (d) Tokyo Tower (w/color-based clustering).

色情報に基づくクラスタリングも実行することができる。さらに、クラスタリングを実行した後の結果に対し、別の手法で再度クラスタリングを実行することも可能である。たとえば、位置情報クラスタリング実行後に色情報クラスタリングを実行する場合、位置情報クラスタリングによって得られた個々のクラスタごとに、色情報クラスタリングを実行することとなる。この手順により、位置情報クラスタリングによって得られたクラスタの中から、さらに色情報が類似している画像のクラスタを抽出することが可能となる。

本システムにおけるクラスタリングの結果の例を図 2 に示す。図 2 の (a)~(c) は、DBSCAN による位置情報クラスタリングの結果として得られた、国立新美術館、浅草寺、東京タワー近傍のクラスタに所属する画像の抜粋である。ここで、(a)~(c) のクラスタは、いずれも東京都内の代表的なランドマークの写真が含まれているが、これらのクラスタは、

あらかじめ各ランドマークの位置情報を事前にシステムに与えることなく、抽出されている点が、DBSCAN による位置情報クラスタリング手法の特長を示している。すなわち、GeoImageBrowser によって、大規模の位置情報付き画像データさえあれば、その画像の撮影場所の名称などが未知であっても、ランドマークの写真など、その場所において多くの人が興味を示すと推測される画像群を効率的に検索することができる。

また、(d) は、(c) のクラスタに対し、さらに色情報クラスタリング (HSV カラーヒストグラム、DBSCAN 手法) を行った結果、得られたクラスタである。(c) と (d) のクラスタリング結果を比較すると、色情報クラスタリングを行うことにより、同じ東京タワーの画像でも、色情報が類似している夜間の東京タワーの画像が抽出できていることが分かる。

4. 提案手法

GeoImageBrowser で実装されている位置情報クラスタリング処理によって、大量の位置情報付き画像の中から、POI を示すクラスタが抽出できていることは、筆者らの評価実験によって示されている¹⁾。しかし、この手法では、POI を示す画像群 (以下、「POI クラスタ」) は抽出できているものの、その POI クラスタが具体的に何を示しているのかを知ることにはできない。

たとえば、図 2 に示されているクラスタリング結果の例では、画像の撮影場所である東京都心に詳しいユーザであれば、各 POI クラスタに写っているランドマーク (例: 東京タワー) の特定は容易と思われるが、対象画像の撮影場所に関する事前知識を有しないユーザにとっては、POI クラスタの画像のみを示されても、意味のある情報とはいえない。

そこで、本研究では、文献 1) の研究によって抽出された POI クラスタの画像に写っている撮影対象物を、Web 上の画像情報を利用して推測する手法を提案する。提案手法では、まず、抽出された POI クラスタの近傍に位置するランドマークの名称を、当該 POI クラスタに対するランドマーク候補として、Web 検索 API により収集する。この結果、得られたランドマーク候補群に含まれるランドマークの名称を検索クエリとして利用し、さらに Web 画像検索を行う。そして、POI クラスタに属する画像と、各ランドマーク候補に対する Web 画像検索結果に含まれる画像群との content-based 類似度を算出し、その結果に基づいて、画像クラスタの撮影対象物となるランドマーク情報を推測する。

2 章で述べた、位置情報付き画像を対象とした関連研究^{7)~9)} と異なり、提案手法は、画像に付与されているタグ情報を利用せず、Web 上に公開されている情報のみに基づいて、画像に対するランドマークを推測する手法である。したがって、タグ情報が付与されていない

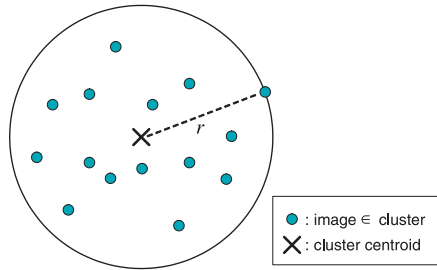


図3 POI クラスタに対するローカルサーチ API 検索条件
Fig. 3 Map search conditions for POI cluster.

画像についてもランドマークの推測が可能である点が、既存研究に対する提案手法の重要な優位性であると考えられる。

以下、提案手法の詳細について、手順を追って説明する。

4.1 ランドマーク候補収集

提案手法では、まず、個々の画像クラスタに対するランドマーク候補群を収集する。具体的には、Yahoo! Japan が提供する地図情報を検索するための API である「Yahoo!ローカルサーチ API」*1 を利用することにより、各 POI クラスタの近傍に位置するランドマーク情報を取得する。Yahoo!ローカルサーチ API では、リクエストによって指定された位置（緯度・経度）、ならびにその位置からの検索範囲（距離）を指定することにより、その検索範囲に含まれる施設の情報を検索する機能が提供されている。提案手法では、各 POI クラスタの重心の緯度・経度、ならびに、当該 POI クラスタに属する画像のうち、クラスタ重心から最も遠い位置にある画像について、その重心からの距離 r を算出する。これらの結果を、Yahoo!ローカルサーチ API へのリクエストとし、ランドマーク候補群を収集する。図 3 に、POI クラスタに対するローカルサーチ API への検索条件の概要を示す。また、図 2 の (b) および (c), (d) に示される POI クラスタのそれぞれについて、本処理で収集されたランドマーク候補を、表 1 に示す。

4.2 ランドマーク候補関連画像収集

次に、上記のランドマーク候補収集処理によって得られたすべてのランドマーク候補に関連する画像群を Web 上から収集する。具体的には、各 POI クラスタに対し、上記の処

*1 <http://developer.yahoo.co.jp/map/localsearch/V1/localsearch.html>

表 1 POI クラスタに対するランドマーク候補例

Table 1 Example of landmark candidates for POI clusters.

POI クラスタ	ランドマーク候補
(b)	雷門, ホテル雷門, 浅草プラザホテル, 三井住友銀行, 三河屋本店, 仲見世通り, 三河屋別館, JTB, ファミリーホテル加茂川, 三菱東京 UFJ 銀行, みずほ銀行, オオゼキ
(c), (d)	東京タワー水族館, 東京タワー, 第 32 森ビル, 東京タワー芝公園スタジオ, 金地院, 心光院, 機械振興会館, 機械振興会館ホール



図 4 ランドマーク候補群に対する Web 画像検索結果の例
Fig. 4 Example of Web image search results for landmark candidates.

理で収集されたすべてのランドマーク候補の名称を検索クエリとして、「Yahoo!画像検索 API」*2 を利用することにより、各ランドマーク候補に対する画像検索結果を得る。検索される画像の上限は 20 件に設定する。この処理により、各 POI クラスタに対する個々のランドマーク候補を表す画像群を得ることができる。

本処理による結果の一例として、図 2 の (c), (d) に示されている POI クラスタに対するランドマーク候補群のうち、「東京タワー」「東京タワー水族館」「機械振興会館」を検索クエリとして得られた Web 画像検索結果の一部を、図 4 に示す。

1 章で、Web 画像検索における一般的な問題点として、検索キーワードとの関連性が低い画像が検索される点を述べている。しかし、特に知名度の高いランドマーク名称を検索

*2 <http://developer.yahoo.co.jp/search/image/V1/imagesearch.html>

キーワードとして利用した場合、図4の「東京タワー」に対する検索結果の例に示されるとおり、検索結果に含まれる画像には、当該ランドマークの概観を写したものが多く、むしろ、検索結果の中には、ランドマークの概観以外の画像も含まれるが、後述のランドマーク推測手法では、POI クラスタの画像との類似度が高い Web 画像を中心としてランドマークの推測を行っているため、POI クラスタとの類似度が低い、Web 検索結果に含まれる不適切な画像が、ランドマーク推測精度に与える悪影響は限定的であると推測される。

4.3 POI クラスタ・ランドマーク画像間類似度算出

最後に、各 POI クラスタに対する複数のランドマーク候補の中から、適切なランドマークを選択するための指標として、POI クラスタに属する画像群と、各ランドマーク候補に対する Web 検索の結果得られた画像群との content-based 類似度を算出する。ここでは、Earth Mover's Distance (以下、EMD)¹⁵⁾ に基づく画像群間の類似度算出手法と、各画像群に属する個別の画像間の類似度を利用した2つの手法を提案する。

4.3.1 EMD に基づく POI クラスタ・ランドマーク間類似度算出

EMD は、Rubner らによって提案された、複数の次元を持つデータの間の距離指標であり¹⁵⁾、画像間の類似度や、動画画像間の類似度の算出¹⁶⁾などに適用されている。EMD は、ベクトル類似度などの手法と異なり、比較対象データの要素数が異なる場合でも、距離を算出することができるという特長を持つ。たとえば、従来研究¹⁶⁾では、ショットの数が異なる動画画像間の距離を、EMD によって算出している。そこで、本手法では、POI クラスタと、ランドマーク候補に関連する画像群との類似度の算出に、EMD を利用する。

ここで、POI クラスタ C と、 C に対するランドマーク候補 L に対する関連画像群 L_{image} のそれぞれについて、EMD 算出時に利用する特徴量を以下のとおり示す。

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$$

$$L_{image} = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$$

ただし、 n, m は、 C ならびに L_{image} にそれぞれ所属する画像の数を示し、 c_i, l_i は、 C ならびに L_{image} の i 番目の画像から抽出されたカラーヒストグラムをそれぞれ表すこととする。

EMD を算出する際には、画像間の距離 $Dist(c_i, l_j)$ を計算する必要があるが、本処理では、両画像のカラーヒストグラム間のユークリッド距離を指標として利用する。なお、対象画像の画素数による影響をなくすため、カラーヒストグラムを抽出する前に、すべての画像のサイズを 100×100 ピクセルに統一する。また、EMD の算出には、画像自体の特徴(本手法でいうところのカラーヒストグラム)に加え、個々の画像に対する重み係数も必要とな

るが、本手法ではすべての画像に同じ値の重み係数を与えることとする。

以上の処理により、画像クラスタ C と、同クラスタに対するすべてのランドマーク候補 L との距離 $EMD(C, L)$ を算出した後、 $EMD(C, L)$ が小さいランドマーク候補を、クラスタ C に対するランドマークとして選択する。

4.3.2 個別画像間類似度に基づく POI クラスタ・ランドマーク間類似度算出

上記の EMD に基づく手法では、POI クラスタとランドマーク候補関連画像群との総合的な類似度に基づき、POI クラスタに対するランドマークを推測しているが、POI クラスタに属する画像の撮影対象画像が複数のランドマークを含む場合には、算出された EMD 値だけではランドマーク情報を的確に選択できない可能性がある。そこで、別の手法として、POI クラスタに属する個々の画像と、ランドマーク候補関連画像群との類似度に基づいて、各画像に対応するランドマークを推測し、その推測結果を集計することにより、当該 POI クラスタに関連するランドマーク名称を推測する手法を提案する。

具体的には、画像 $c_i \in C$ と、 L_{image} に属するすべての画像との類似度を、前述のカラーヒストグラム間の距離 $Dist(c_i, l_j)$ に基づいて算出する。そして、画像 c_i に関連するランドマークを、以下の方法によって決定する。

- (1) $Dist(c_i, l_j)$ の平均値が最も低いランドマーク候補 L を選択 ($MinAvgDist$)
- (2) 最小の $Dist(c_i, l_j)$ が得られたランドマーク候補 L を選択 ($MinDist$)

上記の $MinAvgDist$ 手法は、対象画像のランドマークを、各ランドマーク候補に対するすべての関連画像との距離の平均値によって決定する方法である。一方、 $MinDist$ 手法は、各ランドマーク候補の関連画像群のうち、対象画像との距離が最も小さい Web 画像が示すランドマーク候補を決定する方法である。

最後に、POI クラスタ C に対するランドマーク推測結果を得るため、上記の各手法によって得られた、すべての画像 $c_i \in C$ に対するランドマーク推測結果を集計する。そして、すべてのランドマーク候補の中で、 C に属する画像に対するランドマークとして選ばれた件数の多いランドマークを、当該 POI クラスタに対するランドマーク推測結果として決定する。

5. 評価実験

本章では、複数のランドマーク候補が得られた POI クラスタに対するランドマーク推測精度の検証を目的とした、提案手法の評価実験について説明する。

5.1 実験対象データ

本実験での評価対象となる POI クラスタを、以下の手順によって選択する。筆者らによ

47 画像類似度を利用した位置情報付き写真データへのランドマーク情報付与手法

表 2 実験対象画像数およびクラスタリング手順ごとの POI クラスタ数と画像数

Table 2 Number of POI clusters and images for each clustering step.

手順	クラスタ数	画像数
クラスタリング前	—	12,499
位置クラスタ	341	6,564
(位置+色) クラスタ	122	3,693

表 3 LM 検索範囲 r ならびに LM 候補数ごとの POI クラスタ数

Table 3 Number of POI clusters according to search area r and number of landmark candidates.

検索範囲 r	LM 候補数					Total
	0	1	2~4	5~9	10~	
0.0~0.1	37	21	12	4	0	74
0.1~0.2	1	5	10	8	11	35
0.2~0.3	0	0	4	0	5	9
0.3~	0	0	0	0	4	4
Total	38	26	26	12	20	122

る研究¹⁾において、位置情報でクラスタリングした結果に対し、さらに色情報でクラスタリングを行うことにより、クラスタ内の画像の類似性が高く、当該場所において象徴的な POI クラスタが抽出できることが確認されている。そこで、まず、GeoImageBrowser により、東京都心近郊に位置する Panoramio の画像に対し、DBSCAN 手法によって位置情報クラスタリングを行う。この結果、得られた POI クラスタに対し、さらに色情報 (HSV カラーヒストグラム) に基づいてクラスタリング (DBSCAN 手法) を実施することにより、実験対象となる POI クラスタを抽出する。

クラスタリングの対象となった画像数、ならびに、各クラスタリング手順において、POI クラスタとして抽出された画像数と POI クラスタの数を、表 2 に示す。また、位置情報と色情報の両クラスタリング処理によって得られた POI クラスタ 122 個のランドマーク検索範囲 (r) とランドマーク候補数ごとに、それぞれ該当する POI クラスタの数を、表 3 に示す。なお、表内の「LM」は「ランドマーク」の略称を表す。

表 3 に示された結果から、実験対象データから得られた POI クラスタの多くが、ランドマーク検索範囲 $r < 0.2$ を満たす、小さい領域であることが分かる。また、特に $r < 0.1$ の POI クラスタについては、ランドマーク候補数が 1 以下のものが多いことも明らかである。提案手法では、ランドマーク候補数が 1 の POI クラスタに対しては、複数のランドマーク候補の中からの推測を行う必要がなく、その 1 個のランドマーク候補を、そのまま当該 POI

表 4 予備実験の評価対象 POI クラスタの概要

Table 4 Details of POI cluster set for preliminary experiment.

ID	地名	r (km)	所属画像数	LM 候補数
C_1	東京タワー	0.158	232	8
C_2	表参道	0.133	12	10
C_3	六本木	0.183	114	13
C_4	原宿	0.193	82	11
C_5	有楽町	0.153	39	9
C_6	増上寺	0.167	33	10
C_7	浅草	0.137	107	12

クラスタに対するランドマーク推測結果として出力すればよい。そこで、次の予備実験では、複数のランドマーク候補を有する POI クラスタを対象に、前節で提案したランドマーク推測手法の比較を行うこととする。

5.2 予備実験：POI クラスタ・ランドマーク間類似度算出方法

本実験では、まず、抽出された POI クラスタの中から、ランドマーク候補が複数存在する POI クラスタに対するランドマーク推測手法の有効性を検証するため、4.3 節で提案した 3 つの手法 (EMD, $MinAvgDist$, $MinDist$) の比較実験を行う。そこで、表 3 に示された POI クラスタの中から、ランドマーク候補が複数あり、定性評価がしやすい POI クラスタを評価対象として選択し、これらの POI クラスタに対する 3 手法でのランドマーク推測結果を比較する。

表 3 に注目すると、 r が 0.1~0.2 の範囲内の POI クラスタの多くは、複数のランドマーク候補を有しているため、本予備実験の評価対象として適切であると考えられる。そこで、 $0.1 < r < 0.2$ に該当する POI クラスタの中から、ランドマーク候補数が多く、かつ、人手によるランドマーク推測精度評価がしやすい POI クラスタ 7 個を、予備実験の評価対象として選択する。選択された POI クラスタの概要を、表 4 に示す。なお、表 4 の「地名」は以降の説明の便宜上、筆者が付与した情報である。

5.3 予備実験結果

5.3.1 EMD 手法

まず、4.3.1 項で提案した、EMD に基づく POI クラスタとランドマーク候補間の類似度算出手法の評価結果を示す。表 4 に示されている 7 個の評価対象 POI クラスタのそれぞれに対するランドマーク候補を、当該クラスタとの EMD 値に基づき、ランドマーク候補を昇順にソートして得られたリストの上位 3 件のランドマークとその EMD 値の一覧を、表 5

48 画像類似度を利用した位置情報付き写真データへのランドマーク情報付与手法

表 5 EMD による POI クラスタとの類似度上位ランドマーク一覧

Table 5 Top-ranked landmark candidates per POI cluster based on EMD method.

Rank	C_1		C_2		C_3		C_4		C_5		C_6		C_7	
	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD	LM 名称	EMD
1	第 32 森ビル	0.451	表参道ヒルズ	0.475	メトロハット	0.397	原宿駅	0.462	芝増上寺	0.495	黒本尊安国殿	0.543	雷門	0.402
2	東京タワー芝公園スタジオ	0.455	新潟館ネバス	0.479	六本木ヒルズ森タワー	0.445	原宿駅	0.462	丸の内分室	0.495	芝増上寺	0.553	仲見世通り	0.489
3	機械振興会館ホール	0.464	表参道	0.494	六本木ヒルズ	0.445	原宿クエスト	0.463	東京国際フォーラム	0.537	三解脱門	0.554	ホテル雷門	0.500

に示す。なお、表 5 で太字・下線付きで表記されているランドマークは、各 POI クラスタに属する画像の中で、多く撮影されているランドマーク（以下、「正解ランドマーク」）を示している。

表 5 の結果から、分析対象 POI クラスタ 7 個のうち、上位 3 件以内に正解ランドマークが出現しているクラスタが 6 個あり、かつ、正解ランドマークが最上位となっているクラスタが 2 件 (C_2, C_7) あることが分かる。また、 C_6 のランドマーク上位に現れている「黒本尊安国殿」や「三解脱門」は、正解ランドマークである「芝増上寺」の一部と見なすことができるため、このクラスタについても正解ランドマークが推測できているといえる。以上の結果より、EMD に基づく提案手法の一定の有効性が示された。

5.3.2 個別画像類似度手法

次に、4.3.2 項で提案した、個別画像間の類似度に基づくランドマーク推測手法の評価結果を示す。表 6 には、POI クラスタごとに、 $MinAvgDist$ 手法によって選択された件数の多いランドマーク候補の上位 3 件とその件数を示す。また、表 7 には、 $MinDist$ 手法による同様の結果を示す。

表 6 に示された $MinAvgDist$ 手法の結果から、正解ランドマークの出現有無という基準では、EMD 手法よりもランドマーク推測精度が劣っていることが分かる。一方、表 7 の結果からは、 $MinDist$ 手法により、 C_1 の「東京タワー」など、正解ランドマークが選択される結果の増加が見られる。この結果から、関連画像群中で最も類似度が高い画像に従ってランドマークを選択する $MinDist$ 手法については、その有効性が示されたといえる。

さらに、上記の 3 手法の精度を比較するため、表 5~7 に示したランドマーク推測結果の平均逆順位を、手法ごとに算出する。その結果を表 8 に示す。

表 8 に示された結果から、表 7 に対する考察と同様、 $MinDist$ 手法の有効性が最も高いことが明らかである。一方、 $MinAvgDist$ 手法については、平均逆順位が 3 手法の中で最も

表 6 $MinAvgDist$ 手法による POI クラスタ ($C_1 \sim C_3$) ごとの選択件数上位ランドマーク候補一覧

Table 6 Top-ranked landmark candidates per POI cluster based on $MinAvgDist$ method.

Rank	C_1		C_2		C_3		C_4		C_5		C_6		C_7	
	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数
1	機械振興会館ホール	167	表参道	6	六本木ヒルズ森タワー	33	原宿駅	24	ビックカメラ	36	黒本尊安国殿	13	雷門	82
2	第 32 森ビル	21	東京ユニオンチャーチ	5	ハリウッド大学院大学	22	原宿クエスト	17	丸の内分室	2	三解脱門	12	仲見世通り	12
3	機械振興会館	15	新潟館ネバス	1	六本木けやき坂通り	19	五輪橋	16	ごはんミュージアム	1	徳川家墓所	4	みずほ銀行	3

表 7 $MinDist$ 手法による POI クラスタ ($C_1 \sim C_3$) ごとの選択件数上位ランドマーク候補一覧

Table 7 Top-ranked landmark candidates per POI cluster based on $MinDist$ method.

Rank	C_1		C_2		C_3		C_4		C_5		C_6		C_7	
	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数	LM 名称	件数
1	東京タワー	74	表参道ヒルズ	4	六本木けやき坂通り	28	原宿駅	21	ビックカメラ	18	芝増上寺	12	雷門	33
2	機械振興会館	49	新潟館ネバス	3	六本木ヒルズ森タワー	15	神宮橋	16	東京国際フォーラム	6	三解脱門	6	仲見世通り	24
3	東京タワー芝公園スタジオ	43	表参道千代田ビル	2	毛利庭園	15	椿ビル	14	ガラスホール棟	6	徳川家墓所	4	三河屋本店	9

表 8 POI クラスタに対するランドマーク推測手法ごとの平均逆順位

Table 8 Mean reciprocal rank of each landmark presumption method.

手法	平均逆順位
EMD	0.576
$MinAvgDist$	0.486
$MinDist$	0.857

低いことが分かる。表 6 に示した結果では、 $MinAvgDist$ 手法による、各 POI クラスタに対する推測結果の最上位に、正解ランドマークが含まれる結果が見られるが、平均逆順位の低さから、他の手法と比較して当たり外れが多い手法であるといえる。

以上の結果より、本研究で提案した 3 つのランドマーク推測手法の中では、 $MinDist$ 手法が最も有効であるとの結論が得られた。

5.3.3 予備実験に対する考察

上記の実験結果により、POI クラスタが示すランドマーク情報を推測するために、Web 上から収集された画像との類似度を利用する提案手法の有効性が示されたが、一部の POI クラスタに対しては、良好な結果を得ることができなかった。

たとえば、クラスタ C_5 については、いずれの手法においても、正解ランドマークである「東京国際フォーラム」を、ランドマーク候補の中の最上位として推測することはできなかった。しかし、クラスタ C_5 に属する画像の撮影対象物の多くが「東京国際フォーラム」を撮影しており、かつ「東京国際フォーラム」に対する関連 Web 画像として、 C_5 の画像と（主観的には）類似している画像が収集できていることから、この結果の大きな要因は、画像間の類似度算出方法であると考えられる。本研究では、カラーヒストグラム間の距離という naive な方法により、画像間の類似度を算出しているが、より良好な結果を得るためには、さらに高度な画像間類似度算出手法の適用が有効と思われる。

また、本実験では、ランドマーク候補関連画像群に含まれる画像の数が少ない場合や、ランドマーク候補と直接関係のない画像が多く含まれる場合において、POI クラスタとの関連度が相対的に高くなるという現象が確認された。たとえば、クラスタ C_4 の「原宿シュロス城西ビル」や、クラスタ C_5 の「丸の内分室」は、関連する Web 画像が少なく、かつ、画像の内容も、当該ランドマーク候補と直接関係がないと思われる画像が多く含まれている。このようなランドマーク関連画像と、POI クラスタに属する画像の一部の類似性がたまたま高くなったため、結果として、当該ランドマークとの関連性も高くなったと推測される。

こうした問題への対策として、提案手法を適用する前に、ランドマークとして不適切な候補を除外する処理を適用することが有効であると思われる。具体的には、たとえば手塚らによる Web 検索結果に基づくランドマーク絞り込みの方法¹⁷⁾などを適用することにより、ランドマーク推測精度の改善が図れると期待される。

5.4 ランドマーク推測評価実験

予備実験の結果をふまえ、表 3 に示された POI クラスタのうち、ランドマーク候補数が 1 個以上のすべての POI クラスタ (84 個) に対するランドマーク推測結果の精度評価を行う。具体的には、予備実験の結果、最も有効な手法と判断された *MinDist* 手法により、すべての評価対象 POI クラスタに対するランドマークを推測する。次に、ランドマーク候補数が {1~3, 4~9, 10~} 個の POI クラスタに対し、それぞれ上位 {1,2,3} 件のランドマークを、当該 POI クラスタに対するランドマーク推測結果として出力する。そして、各 POI クラスタに対するランドマーク推測結果と、当該 POI クラスタに属する画像群を、被験者 2 名に提示したうえで、その推測結果に対する評価を、「正解」「不正解」「不明」の中から選ばせることにより、ランドマーク推測の精度を主観的に評価する。

表 9 に、2 名の被験者 (A, B) による、ランドマーク推測結果に対する主観評価結果の集計を示す。この表から明らかなどおり、提案手法によって、56.0%から 67.9%の POI ク

表 9 全 POI クラスタに対するランドマーク推測の主観評価結果
Table 9 Subjective evaluation results for all POI clusters.

	被験者 A	被験者 B
正解	67.9%	56.0%
不正解	23.8%	15.5%
不明	8.3%	28.6%

表 10 各 POI クラスタのランドマーク候補数ごとのランドマーク推測の主観評価結果
Table 10 Subjective evaluation results for each POI cluster according to number of landmark candidates.

LM 候補数	被験者 A				被験者 B			
	1	2~4	5~9	10~	1	2~4	5~9	10~
正解	73.1%	57.7%	91.7%	60.0%	69.2%	42.3%	58.3%	55.0%
不正解	19.2%	30.7%	8.3%	30.0%	19.2%	23.1%	8.3%	5.0%
不明	7.7%	11.5%	0.0%	10.0%	11.5%	34.6%	33.3%	40.0%

ラスタに対するランドマーク推測結果が正解であると判断されている。この結果から、提案手法により、高い精度でランドマークが推測できたことが確認できる。

次に、この評価結果を詳細に検証するため、各 POI クラスタに対するランドマーク候補数と、主観評価結果との関連性について分析する。表 10 に、ランドマーク候補数が {1, 2~4, 5~9, 10~} 個の POI クラスタに対するランドマーク推測への主観評価結果を示す。

表 10 に示された結果のうち、ランドマーク候補数が 1 個の POI クラスタ、すなわち、4 章で述べた提案手法において、複数のランドマーク候補の中からランドマークを推測する必要がない POI クラスタに対する評価に着目すると、被験者 A, B とともに正解と判断している率が約 70%と、高い比率となっている。この結果から、複数のランドマーク候補を持たない POI クラスタについても、提案手法によるランドマーク推測が有効であることが分かる。

また、表 10 の結果から、ランドマーク候補数が 2~4 個の POI クラスタと、ランドマーク候補数が 10 個以上の POI クラスタの正解率が、相対的に低いことが分かる。このうち、ランドマーク候補数が 2~4 個の POI クラスタについては、本実験の際、被験者には推測結果最上位 1 件のランドマーク情報のみが提示されており、評価の条件が比較的厳しいことが要因の 1 つであると推測される。ここで、推測の結果として上位 2 個のランドマークを被験者に提示している、ランドマーク候補数が 4~9 個の POI クラスタに着目すると、両被験者ともに高い正解率として評価していることが分かる。このことから、ユーザへのラン



図 5 ランドマーク候補多数の POI クラスターの例
Fig. 5 Examples of POI clusters with high number of landmark candidates.

ドマーク推測結果の出力方法の工夫により、ランドマーク候補数が 2~4 件の POI クラスタについても、精度の高いランドマーク情報を提示することができると見込まれる。

一方、ランドマーク候補数が 10 個以上の POI クラスターの正解率が低い要因としては、これらの POI クラスターに所属する画像の撮影対象物が発散しており、そもそも POI クラスターを象徴するランドマークが特定しにくいという点があげられる。具体的な例としては、新宿の歌舞伎町や、秋葉原近辺から抽出された POI クラスターがある (図 5 参照)。これらの POI クラスターでは、街の雑踏などを撮影した画像が多数を占めており、特定のランドマークが撮影対象物となっていない。こうした POI クラスターについては、クラスターの場所自体は POI として認められるものの、提案手法を利用してランドマークを推測する対象としては適切ではないと考えられる。

以上の実験結果から、特定のランドマークと関連づけられる POI クラスターに対しては、高い精度でのランドマーク推測が可能であることが示された。

6. 考 察

前章の評価実験では、抽出された POI クラスターのうち、ランドマーク候補が得られた POI クラスターのみを評価の対象としているが、表 3 に示されているとおり、提案手法ではランドマーク候補が 1 件も抽出できなかった POI クラスターが存在している。こうした POI クラスターについては、提案手法でのランドマーク推測は不可能である。そこで、ランドマーク候補数が 0 の POI クラスター、ならびにその POI クラスターに含まれる画像を分析した結果、

以下のような特徴があることが分かった。

- (1) POI クラスターのランドマーク検索範囲が小さい。
- (2) 撮影対象物が遠距離から撮影されている。

すなわち、ランドマーク候補が抽出できない原因として、極端に狭い領域内で画像が撮影されたか、遠方からランドマークを撮影したため、撮影対象物の地図上の場所が POI クラスターのランドマーク検索対象範囲内に含まれなかったことがあげられる。この課題を解決するための対策としては、ランドマークの検索対象範囲を、必要に応じて拡張する方法が考えられる。たとえば、提案手法によって算出されたランドマーク検索範囲 r が極端に低い場合は、検索範囲を拡張してからランドマーク候補を収集する方法の適用が有効であると思われる。

さらに、本研究で利用した Panoramio の画像データの中には、特定の個人によって大量に公開された画像も含まれている。その結果、一般的に POI とは見なしにくい場所が POI クラスターとしていくつか抽出されており、評価実験での正解率を下げる一因となっている。この課題については、たとえば画像を公開したユーザの ID 情報を参照し、抽出された POI クラスター内の画像の撮影者が極端に少ない場合は、その POI クラスターを除外する方法を適用することによって解決できる。また、Panoramio 上に公開される位置情報付き画像の量や利用者数が増加すれば、個別のユーザによる影響は淘汰されると思われる。

7. おわりに

本研究では、大規模な位置情報付き画像データから抽出された POI クラスターに属する画像の撮影対象物を、同クラスターの近傍に位置するランドマーク候補群の中から推測するための手法として、POI クラスターの画像と、各ランドマーク候補に関連する Web 画像との間の content-based 類似度を利用する手法の提案と評価を行った。ランドマーク推測のための POI クラスターと、ランドマーク関連 Web 画像群との content-based 類似度算出方法として、Earth Mover's Distance と、個別の画像間類似度に基づく手法を提案し、評価対象の POI クラスターを選択したうえで行った予備実験の結果、POI クラスター内画像と最も類似度が高い Web 画像に対応するランドマークを選択する *MinDist* 手法により、高精度なランドマーク推測が実現できる見込みを得た。そして、東京都心近辺で撮影された画像群を対象とした評価実験の結果、提案手法による POI クラスター抽出ならびにランドマーク推測手法の有効性を実証した。

謝辞 日頃ご指導いただく KDDI 研究所秋葉重幸所長、松本修一副所長、および菅谷史昭

執行役員に深謝します。また、GeoImageBrowserの開発にご尽力いただいたスウェーデン・Uppsala大学のMagnus Lundstedt氏に感謝します。

参 考 文 献

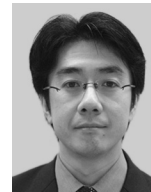
- 1) 帆足, ルンドステット, 上向, 松本, 滝嶋: 位置情報メタデータを利用した画像検索手法の実装と評価, 信学技報 DE2008-12, pp.65-70 (2008).
- 2) Toyama, K., Logan, R., Roseway, A. and Anandan, P.: Geographic location tags on digital images, *Proc. ACM Multimedia 2003*, pp.156-166 (2003).
- 3) Carboni, D., Sanna, S. and Zanarini, P.: GeoPix: Image retrieval on the Geo Web, from Camera Click to Mouse Click, *Proc. MobileHCI 2006*, pp.169-172 (2006).
- 4) Naaman, M., Song, Y.J., Paepcke, A. and Garcia-Molina, H.: Automatic Organization for Digital Photographs with Geographic Coordinates, *Proc. JCDL'04*, pp.53-62 (2004).
- 5) O'Hare, N., Gurrin, C., Lee, H., Murphy, N., Smeaton, A.F. and Jones, G.J.F.: My digital photos: where and when?, *Proc. ACM Multimedia 2005*, pp.261-262 (2005).
- 6) O'Hare, N., Gurrin, C., Jones, G.J.F. and Smeaton, A.F.: Combination of content analysis and context features for digital photograph retrieval, *Proc. EWIMT 2005*, pp.323-328 (2005).
- 7) Jaffe, A., Naaman, M., Tassa, T. and Davis, M.: Generating summaries for large collections of geo-referenced photographs, *Proc. WWW 2006*, pp.853-854 (2006).
- 8) Kennedy, L. and Naaman, M.: Generating diverse and representative image search results for landmarks, *Proc. WWW 2008*, pp.297-306 (2008).
- 9) Crandall, D., Backstrom, L., Huttenlocher, D. and Kleinberg, J.: Mapping the world's photos, *Proc. WWW 2009*, pp.761-770 (2009).
- 10) Smeulders, A.W.M., Worring, M., Santini, S., Gupta, A. and Jain, R.: Content-based image retrieval at the end of the early years, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.12, pp.1349-1380 (2000).
- 11) Datta, R., Li, J. and Wang, J.Z.: Content-based image retrieval—Approaches and trends of the new age, *Proc. MIR 2005*, pp.253-262 (2000).
- 12) Wang, X.J., Zhang, L., Li, X. and Ma, W.Y.: Annotating images by mining image search results, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.30, No.11, pp.1919-1932 (2008).
- 13) Linde, Y., Buzo, A. and Gray, R.M.: An algorithm for vector quantizer design, *IEEE Trans. Commun.*, Vol.COM-28, pp.84-95 (1980).
- 14) Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J. and Xu, X.: A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, *Proc. ACM KDD 1996*, pp.226-230 (1996).

- 15) Rubner, Y., Tomasi, C. and Guibas, L.: The Earth Mover's Distance as a metric for image retrieval, *Int'l. Journal of Computer Vision*, Vol.50, No.2 (2002).
- 16) Peng, Y. and Ngo, C.W.: EMD-based video clip retrieval by many-to-many matching, *Proc. CIVR 2005*, LNCS 3568, pp.71-81 (2005).
- 17) 手塚, 田中: ウェブからのランドマーク抽出に基づくクエリフリーな地域情報閲覧, *DBSJ Letters*, Vol.4, No.1, pp.1-4 (2005).

(平成 21 年 3 月 19 日受付)

(平成 21 年 7 月 9 日採録)

(担当編集委員 天笠 俊之)



帆足啓一郎 (正会員)

1995年早稲田大学理工学部情報学科卒業。1997年同大学大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)入社。現在,(株)KDDI研究所にてマルチメディア情報検索,レコメンダシステム,データマイニング等の研究に従事。2001~2005年早稲田大学メディアネットワークセンター非常勤講師。博士(工学)。電子情報通信学会,ACM各会員。FIT2004ヤングリサーチャー賞受賞。



上向 俊晃 (正会員)

2000年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。2001年同大学大学院修士課程修了。2004年同大学院博士課程修了。同年KDDI(株)入社。現在,(株)KDDI研究所ユーザインタフェースグループ研究主査。この間,携帯電話向けマルチメディアコンテンツ処理およびユーザインタフェースに関する研究に従事。電子情報通信学会会員。工学博士。



松本 一則

1984年京都大学工学部情報工学科卒業。1986年同大学大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)入社。現在,(株)KDDI研究所にて,マルチメディア検索,コンテンツ配信の研究開発に従事。人工知能学会1998年度研究奨励賞,電子情報通信学会平成12年度論文賞,FIT2003船井ベストペーパー賞を受賞。



滝嶋 康弘

1986年東京大学工学部電子工学科卒業。1988年同大学大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)入社。現在,(株)KDDI研究所知能メディアグループリーダー。この間,動画像の符号化方式,動画通信システム,情報理論の研究・開発に従事。電子情報通信学会,映像情報メディア学会,画像電子学会各会員。工学博士。