

クラスタ代表写真に基づく地域間の共通特徴の抽出 Extraction of Common Features among Regions Based on Cluster Representative Pictures

毛利 亮太[†]
Ryota Mori

伏見 卓恭[†]
Takayasu Fushimi

1. はじめに

様々な景色の写真を見ている時、気に入った景色を見に行きたいというニーズがある。その写真が撮られた場所が遠隔地である場合、気軽に見に行くことは難しい。そのため、近場で共通特徴を持った地域を探し出すことを試みる。一般的には、ある地域と別の地域の特徴は完全に一致することはなく、各地域は他の地域特徴を組み合わせて持っていると考えられる。そこで本研究では、複数地域代表写真を用いてクラスタリングする手法において選択される地域を類似地域と定義し、それらの共通特徴を抽出する手法を提案する。クラスタリングで一般的な k -means クラスタリングは高速であるが、実行するたびに結果が変化する。さらに、複数地域でクラスタリングした際にクラスタ間に統一的な性質がないため、本研究には適さないと考えた。一方、 k -medoids クラスタリングの貪欲法では、クラスタの抽出順序に統一的な性質があるが、膨大な計算時間がかかる。よって、今回の実験では k -medoids 法をベースにした Single Source Domain (SSD) 法と Multiple Source Domain (MSD) 法を用いることにする [1]。これらの手法では、既にクラスタリング済みの地域の代表オブジェクトを基にクラスタリング対象の地域の代表オブジェクトを求める。この時、基にした代表オブジェクトとクラスタリング対象は似た特徴を持っているため、地域間の共通特徴を表すことが出来ると考えた。関連研究として、SNS 投稿写真の画像特性を抽出し、地域の特徴記述を行い地域間の類似度を求める研究がある。ここでは、各地域の特性を写真の特徴量を要素としたベクトルを用いて表現している [2]。また、ブログから地域特徴を求める研究もある。こちらは、ブログから観光地の印象を抽出してベクトル化を行い、そのベクトルによって類似度を求めている [3]。一方、我々は地域ごとの代表写真を求め、ソースとなった代表写真を用いて地域間の類似度を求める点で異なる。実データを用いた評価実験では、Flickr より 47 都道府県の画像をランダムに収集して提案手法を評価する。

2. 関連研究

滝本らの研究 [2] では、既に知っている地域の雰囲気からまだ知らない地域の雰囲気を想像させ、旅行を行うときに役立つことを目的とし、SNS 投稿写真から各地域間の類似度を表現する

研究を行った。研究内容として Convolutional Neural Network (CNN) を用いた物体認識手法で Visual Concept を検出し、そこで求められた特徴記述の集約を地域の特徴記述とした。その後、求めた特徴記述に対してベクトル化を行い地域間の類似度を検出した。

また、伊達らの研究 [3] では、ブログから観光地の印象を抽出し、その印象を基に別の観光地を提案するブログを用いた観光地の印象抽出手法を提案している。この研究では地域の特徴をブログ記事などの文書から抽出した単語の出現頻度を要素としたベクトルで表現している。

上原らの研究 [4] でも、Yahoo 知恵袋やブログ上での共起キーワード、時系列分布、知恵袋上でのカテゴリ構造、観光地周辺施設、地図画像から生成した特徴ベクトルを用いて観光地間の類似度を求めている。本研究では、各地域ごとに MSD 法によって代表写真を求める際に基にした地域との類似性に注目する。

3. 提案手法

提案手法では、以下で説明するクラスタリング手法で採用される他地域の代表写真により、地域間の類似性を表現する。地域ごとの写真群に対してクラスタリングをした結果得られる各地域の代表写真 (メドイド) は、その地域の特徴を表現する代表的な写真と言える。著者らが以前提案したクラスタリング手法は、既にクラスタリング済みの他地域の K 個の代表オブジェクトを用いて、クラスタリング対象地域の N 個のオブジェクト群を K 個のグループにボロノイ分割する。以下、既にクラスタリング済みの地域をソースドメイン、クラスタリング対象の地域をターゲットドメインと呼ぶ。ソースドメインとして単一地域を用いる手法を Single Source Domain (SSD) 法、複数地域を用いる手法を Multiple Source Domain (MSD) 法と呼ぶことにする。

3.1. SSD: 単一地域の代表オブジェクトを用いる手法

ターゲットドメインのオブジェクト集合とオブジェクトベクトル群をそれぞれ V と \mathbf{X} とする。そして、あるソースドメインにおける K 個のメドイドベクトルを $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_K\}$ とする。この K 個のメドイドは、 k -medoids 法によりあらかじめ抽出されている。このとき、SSD 法はオブジェクト集合 V から K 個の近似メドイド $R' = \{r'_1, \dots, r'_K\} \subset V$ を以下の

[†]東京工科大学コンピュータサイエンス学部



図 1: SSD 法のイメージ図



図 2: MSD 法のイメージ図

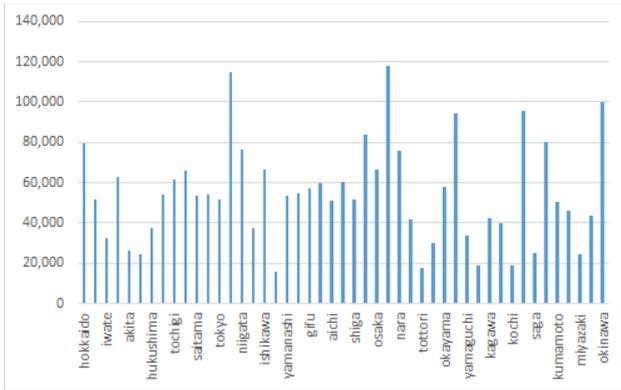


図 3: 各都道府県の画像枚数

ように選択する：

$$r'_k = \arg \min_{v \in V} d(\mathbf{z}_k, \mathbf{x}_v).$$

ここで、 $d(\mathbf{z}_k, \mathbf{x}_v)$ は、ソースドメインの k 番目のメドイドベクトル \mathbf{z}_k とターゲットドメインのオブジェクト v のベクトル \mathbf{x}_v 間の距離を表す。

3.2.MSD：複数地域の代表オブジェクトを用いる手法

MSD 法は複数の地域のメドイドから近似メドイドを貪欲法に従い抽出する。ターゲットドメインのオブジェクト集合とオブジェクトベクトル群をそれぞれ V と \mathbf{X} とする。そして、ソースドメイン G_m における K 個のメドイドベクトルを $\mathbf{Z}^{(m)} = \{\mathbf{z}_1^{(m)}, \dots, \mathbf{z}_K^{(m)}\}$ とする。 M 個のソースドメイン G_1, \dots, G_M のメドイド群が得られたとき、MSD 法はオブジェクト集合 V から K 個の近似メドイド $R' = \{r'_1, \dots, r'_K\} \subset V$ を以下のように選択する：

1. メドイド候補からなる K 個の集合を選択する $U(k) \subset V$ ；
2. 各候補集合 $U(k)$ から 1 つの近似メドイド r'_k を抽出する；

最初のステップでは、 M 個のソースドメインの K 個のメドイドと N 個のオブジェクトの

ペアに対して、距離を計算することで MK 個のオブジェクトをメドイド候補として選ぶ：

$$u(k|m) = \arg \min_{u \in V} d(\mathbf{z}_k^{(m)}, \mathbf{x}_u).$$

各 $1 \leq k \leq K$ に対して、第 k メドイド候補集合 $U(k) = \{u(k|1), \dots, u(k|M)\}$ を構築する。次のステップで、以下の目的関数を最小にするような K 個の近似メドイド $R' = \{r'_1, \dots, r'_K\} \subset U = \bigcup_{k=1}^K U(k)$ を選択する。

$$F(R) = \sum_{n=1}^N \min_{\mathbf{r}_k \in R} d(\mathbf{x}_n, \mathbf{r}_k). \quad (1)$$

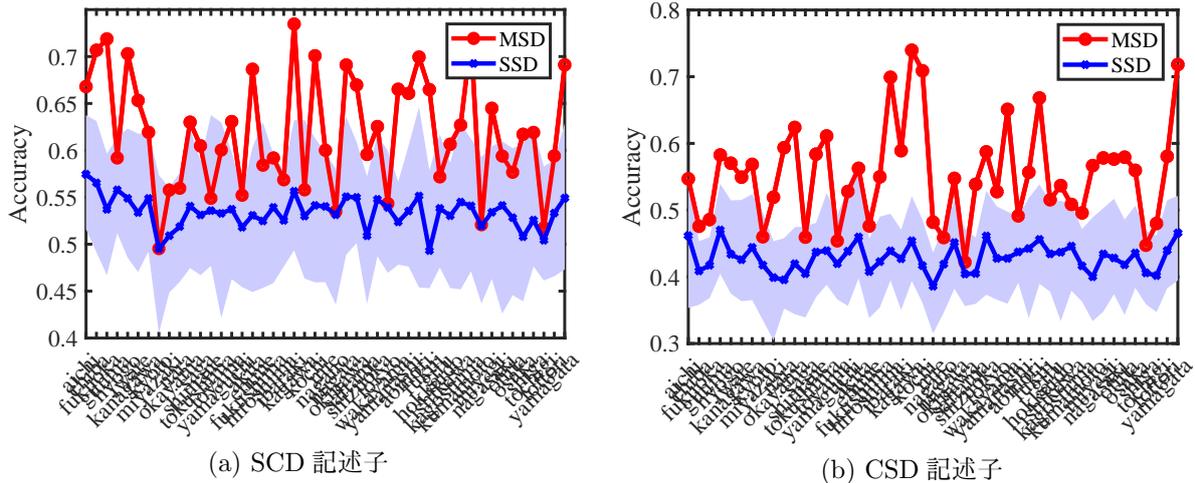
目的関数 (1) を最小にする近似メドイドを求めするために、オリジナルの k -medoids 法と同様に貪欲アルゴリズムを採用する。貪欲アルゴリズムでは、第 k ステップ目の近似メドイド r'_k を以下のように求める：

$$\begin{aligned} r'_k &= \arg \min_{u \in U(k)} g(u; R') \\ &= \arg \min_{u \in U(k)} \sum_{v \in V \setminus R'} \min\{d(\mathbf{x}_v, \mathbf{x}_u) - \delta(\mathbf{x}_v; R'), 0\}. \end{aligned}$$

ここで、 $\delta(\mathbf{x}_v, R') = \min_{r' \in R'} d(\mathbf{x}_v, r')$ は、オブジェクトベクトル \mathbf{x}_v と既に選定済みのメドイドベクトルの中で最近傍のものとの距離を意味する。

4. 地域間の類似性

MSD 法では、ターゲットドメインの写真群をクラスタリングする際、複数のソースドメインの代表写真を利用する。このとき、目的関数の Marginal Gain $g(u; R')$ を最小にする代表写真を選択するため、ターゲットドメインのクラスタリング精度を高める写真を選んでいることになる。したがって、選択されたソースドメインの地域は何らかの共通特徴を有していると考えられる。MSD 法によりターゲットドメインをクラスタリングする際に採用されたソースドメイン地域を共通特徴を有する類似地域として定義する。そして、ソースドメイン地域からターゲットドメイン地域へ有向リンクを付与し ST 関係ネットワークを構築する。

図4: $K = 10$ における NMI 値

5. 評価実験

本研究では、以下で説明する実データを用いて、提案手法により地域間の関係を抽出する。ソースドメインとして採用された地域とターゲットドメインをつないだグラフを可視化して、その特徴について定性的に評価する。

5.1. 実験データ

本研究で採用する実データとして、写真共有サイト flickr から、API に woeid を指定して取得した各地域の写真データを用いる。また、投稿日時が古いと対象地域の特徴が変化している恐れがあるため、対象データは過去10年以内に投稿されたものとする。本実験では47都道府県から図3に示す枚数の画像を使用する。各写真は、MPEG7で定められた5つの記述子のうち、メトリックとして L_1 距離 $d(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m) = \sum_{s=1}^S |x_{n,s} - x_{m,s}|$ を採用している4つの記述子: Scalable Color Descriptor (SCD), Color Structure Descriptor (CSD), Edge Histogram Descriptor (EHD), Homogeneous Texture Descriptor (HTD) をオブジェクトの特徴ベクトルとして用いる。それぞれのベクトルの次元数は、64, 64, 150, 62である。紙面の都合上、SCDとCSDの結果を掲載する。

5.2. クラスタリング精度に関する実験結果

SSD法とMSD法は、近似メドイドとの距離に基づき全オブジェクトをボロノイ分割する手法であるため、オリジナルの貪欲 k -medoids法と幾分かクラスタリング結果が異なる。したがって、正規化相互情報量 (NMI: Normalized Mutual Information) によりクラスタリングの精度を評価する。図4に、クラスタ数 $K = 10$ におけるSSD法とMSD法の精度を示す。横軸に各地域をオブジェクト数が少ない順に、縦軸にNMIの値をプロットした。青い折れ線グラフは、ターゲットドメインを除く46地域のう

ちの1つをソースドメインとしてSSD法を適用した際のクラスタリング結果に対するNMI値の平均値である。青い領域は、46地域のうち最大、最小だったNMI値である。赤い折れ線グラフは、ターゲットドメインを除く46地域を全てソースドメインとしてMSD法を適用した際のクラスタリング結果に対するNMI値である。

図4の結果より、各地域に対するSSD法の最小値と最大値では、0.1から0.2程度の大きな差があることが確認できる。これは、ソースドメインとして使用する地域に依存して、精度が大きく変わることを意味する。さらに、ほとんど全ての地域に対して、MSD法はSSD法の最大値よりも高いことが分かる。

5.3. 類似地域ネットワークに関する実験結果

図5に、各地域をターゲットドメインとした際に、MSD法により選択されたソースドメイン地域から有向リンクを張ることで構築したネットワークを示す。複数の代表写真が選択された場合は、リンクを選択回数に比例して太くしている。図5を見ると、ネットワーク構造は各ディスクリプタで大きな違いは見受けられない。しかし、いくつかの太いリンクがあることから、あるターゲットドメイン地域をクラスタリングする際に、あるソースドメイン地域の代表写真のうちいくつかを採用されているのがわかる。つまり、それらの地域の間には、何らかの共通特徴があると考えられる。

5.4. 各地域の代表写真の傾向

つぎに、各地域の代表写真の傾向について考察する。直感的にわかりやすいColor Structure Descriptorでの傾向について分析する。第1代表写真は、ほとんどの地域で畳や土、屋内、床、壁などの茶系の写真が多く見受けられた。第2代表写真は、朝日や夕日、満月の写真の地域、人物写真の地域、海や湖など水辺の写真の地域にわかれた。第3代表写真は、電車や車両、建

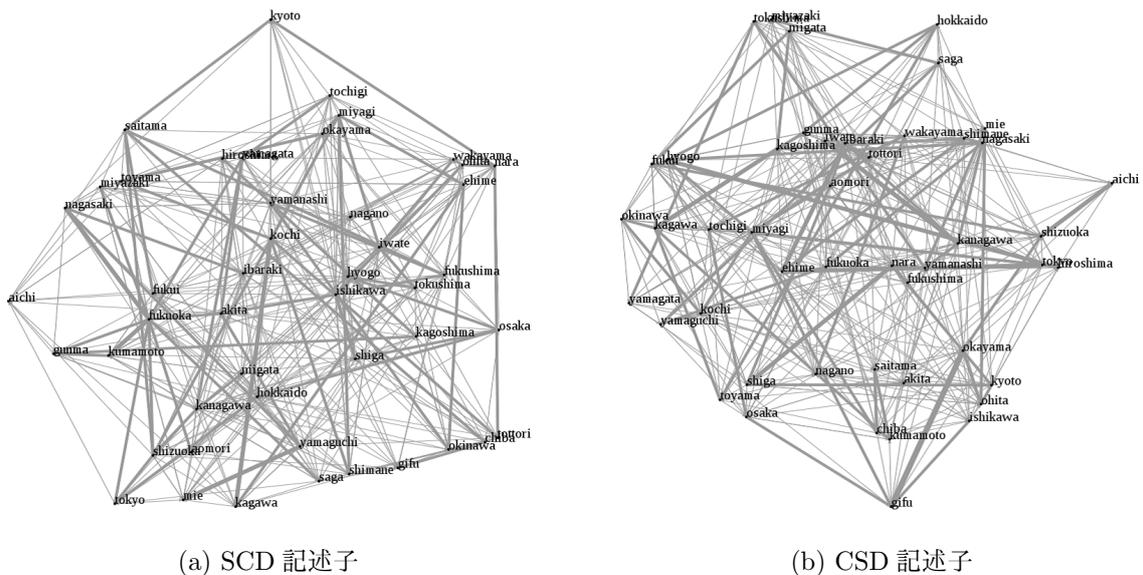


図 5: MSD 法による ST 関係ネットワーク

物の写真の地域が多かった。第4代表写真は、食べ物や人物の写真、第5、6代表写真は、山や草木などの緑を多く含む写真の地域と水辺の写真の地域とに大きく分かれる。第7、8代表写真は、地域間の違いが大きく共通傾向はあまりないものの、海や空などの青を基調とした写真が多く見られる。第9、10代表写真でも、傾向は弱いものの、モノクロ写真や夜景などの黒を基調とした写真が多いように感じられる。このように、代表写真の集合としては、各都道府県でほとんど共通している。一方で、貪欲法により抽出される順番は地域ごとにことなり、各地域の写真集合の分布の違いが出ていと考えられる。したがって、他地域の代表写真を利用してクラスタリングするMSD法では、この分布の傾向が似ている地域から代表写真を採用していると予想できる。

6. おわりに

本研究では、他地域の代表写真を利用してクラスタリングする手法において、どのような地域の代表写真を用いるとより良いクラスタリング結果が得られるかについて分析した。しかし、定点カメラのスナップショット写真や食事の写真など地域の特性を表していないものも代表写真として抽出されているため、今後はMean-shiftクラスタリングなどを用いて、観光地などで距離的に近い場所で多く撮影された写真群にしぼったもとの、代表写真を抽出するようにする。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 (No.17H01826) の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 毛利亮太, 伏見卓恭: 他地域の代表写真を利用した地域別写真の高速クラスタリング手法の提案, マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2018 論文集, DICOMO2018, Vol. 2018, pp. 1526–1533 (2018).
- [2] 滝本広樹, 川西康友, 井手一郎, 平山高嗣, 道満恵介, 出口大輔, 村瀬 洋: SNS 投稿写真の画像内容に基づく地域間の類似度算出に関する検討 (マルチメディア・仮想環境基礎), 電子情報通信学会技術研究報告 = IE-ICE technical report: 信学技報, Vol. 116, No. 73, pp. 83–88 (2016).
- [3] 伊達賢志, 北須賀輝明, 糸川 剛, 有次正義: 旅先での観光地選び支援のためのブログを用いた観光地の印象抽出手法, マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集 DICOMO2011, Vol. 2011, pp. 1566–1579 (2011).
- [4] 上原 尚, 嶋田和孝, 遠藤 勉: Web 上に混在する観光情報を活用した観光地推薦システム (言語理解とコミュニケーション・第4回集合知シンポジウム), 電子情報通信学会技術研究報告: 信学技報, Vol. 112, No. 367, pp. 13–18 (2012).