

画像データ間の距離定義の違いによるピボット可視化評価 Evaluation of Pivot Visualization based on Differences of Distance Definitions

宋 鵬[†]
Peng Song

斉藤 和巳[†]
Kazumi Saito

1. はじめに

近年, Web 上には膨大な量のマルチメディアデータが蓄積されており, これらデータ間の関係や特性を把握することは一層重要になっている. 画像や音声, 映像などに代表されるマルチメディアデータの多くは高次元ベクトルで表現される. よって, 高次元ベクトルで定義されたオブジェクト集合を低次元ベクトルに埋め込むことは, データの隠れた構造やオブジェクト間の関係を視覚的に把握するために重要なことである.

本稿では, 画像を構成する4つのMPEG-7ビジュアル属性に着目し, マルチメディアデータ類似検索に有効なピボット法を土台にして考案された可視化法 [小林 13] を評価する. 具体的には, オブジェクトとピボットとの距離を軸としてデータをプロットする. 先行研究 [島崎 16] では, $L1$ (マンハッタン) 距離を採用し, 各種ピボット構成法による可視化結果の違いについて評価した. これに対し本研究では, $L1$ 距離に加え, $L2$ (ユークリッド) 距離も採用し, 各種ピボット構成法による可視化結果の違いについて評価考察する.

2. ピボット法

オブジェクト集合 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ と距離 $d(x_n, x_m)$ が与えられたとき, オブジェクト空間, またはオブジェクト集合から選定されるピボット集合 $P = \{p_1, \dots, p_K\}$ に対して, オブジェクト間の最大距離下界値 $D(x_n, x_m; P)$ は次式で定義される.

$$D(x_n, x_m; P) = \max_{1 \leq k \leq K} |d(x_n, p_k) - d(x_m, p_k)| \quad (1)$$

Bustos ら [Bustos 03]) は, 次式の目的関数値を最大化しピボット集合 P を求める方法を提案している.

$$F(P) = \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=n+1}^N D(x_n, x_m; P) \quad (2)$$

以下では, 各オブジェクト x_n は H 次元のユークリッド空間 (R^H) の点として与えられるとする. 先行研究 [島崎 16] と同様に, 与えられたオブジェクト集合 X からランダムに選択したオブジェクトをピボットとする方法をランダム選択 (rs) 法, オブジェクト空間 (R^H) の任意の点をピボットとする方法をランダム生成 (rg) 法, さらに, オブジェクト空間 (R^H) の任意の点として, 式 (2) を最大化させてピボット集合を求める方法 [小林 13] をピボット生成法 (pgm 法) と呼ぶ.

ピボット可視化法は, 先行研究 [島崎 16] の $L1$ 距離だけでなく, $L2$ 距離も採用でき, これら距離は次式で

定義される.

$$d_{L1}(x_n, x_m) = \sum_{h=1}^H |x_{n,h} - x_{m,h}|, \quad (3)$$

$$d_{L2}(x_n, x_m) = \sqrt{\sum_{h=1}^H (x_{n,h} - x_{m,h})^2}, \quad (4)$$

明らかに, これら距離を採用すれば, 上記3つのピボット構成法は高次元ベクトルを低次元空間に縮小写像する. 具体的には, 構成するピボットを2つ $\{p_1, p_2\}$ に限定し, 各オブジェクト x_n と2つのピボットとの距離 $\{d(x_n, p_1), d(x_n, p_2)\}$ より, オブジェクトを2次元空間に縮小写像しプロットする. 本研究では, $L1$ 距離, $L2$ 距離のそれぞれで, 各種ピボット構成法による可視化結果の違いについて評価考察する.

3. 実験による評価

実験データとして, 写真画像のコンテンツデータベースである, CoPhIR(Content-based Photo Image Retrieval) を用いた [Bolettieri 09]. 本稿では, ColorStructure (CS), ScalableColor (SC), EdgeHistogram (EH), HomogeneousTexture (HT) の4つのMPEG-7ビジュアル属性を用いる. CS, SCは色に関するビジュアル属性であり, 両者とも64次元のベクトルからなる. EH, HTは模様に関するビジュアル属性であり, 順に80次元, 62次元のベクトルからなる. 実験では, 全105,998,779画像の中からランダム抽出した10,000画像を実験対象とする.

図1に, $L2$ 距離を用いたピボット法による可視化結果を示す. 横軸はピボット p_1 との距離, 縦軸はピボット p_2 との距離をとり, 赤が pgm 法, 青が rg 法, 緑が rs 法での結果を示す. 図1より, どの属性でも赤の pgm 法が最もデータが散らばった結果となった. さらに, pgm 法は他のピボット法と比べてピボット p_1, p_2 とオブジェクト間の距離が大きいのも特徴である. 青の rg 法はどの属性でも彗星のような形をとり, 最もデータの散らばりが小さい結果となった. 緑の rs 法はどの属性でも rg 法以上の広がりは見せるが, pgm 法には劣る結果となった.

図2には, $L1$ 距離を用いた可視化結果を示す [島崎 16]. $L2$ 距離での結果と同様に, どの属性でも赤の pgm 法が最も散らばっている結果となった. $L2$ 距離での結果と比較すれば, どの属性においても, pgm 法では他の方法と比較して, $L2$ 距離を採用すれば, ピボット p_1 と p_2 はオブジェクト集合から大幅に離れた位置に生成されていることが分かる.

図3では, $L2$ 距離を用いたピボット法に関して, 横軸のオブジェクト数 ($N = |X|$) を変化させた際の3手

[†]静岡県立大学 経営情報学部

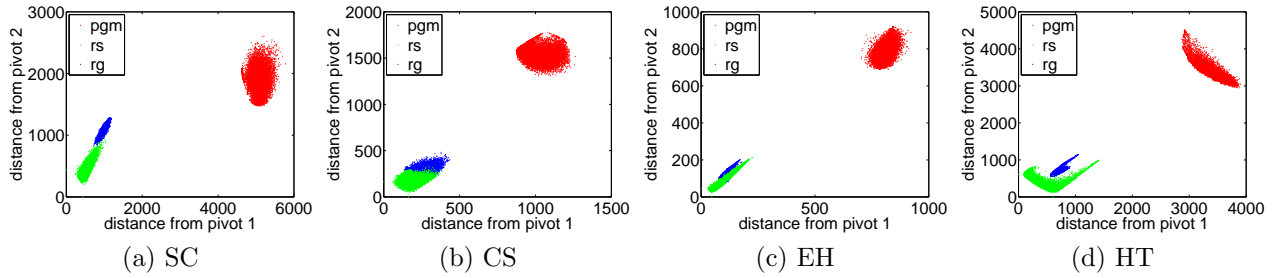


図 1: L2 距離での実験結果

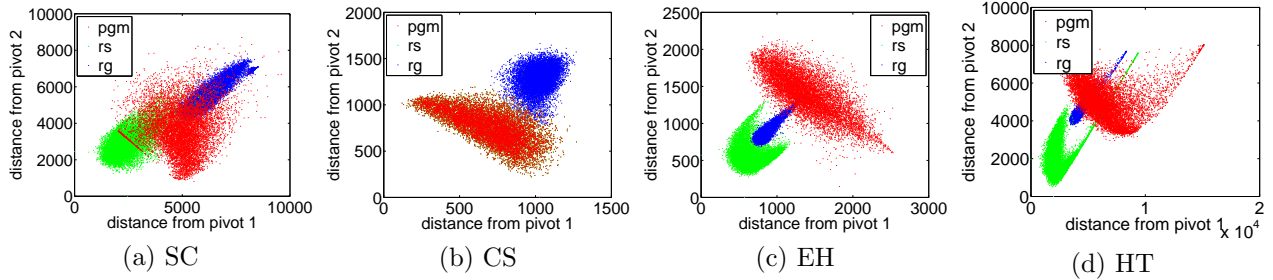


図 2: L1 距離での実験結果

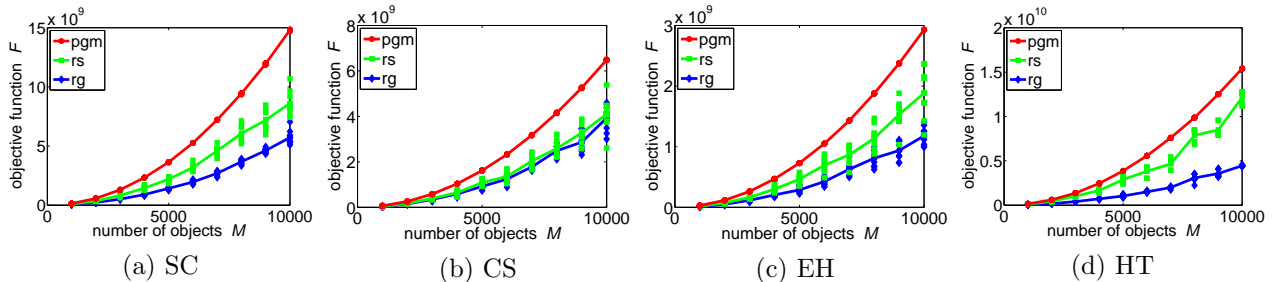


図 3: L1 距離での実験結果

法 (赤が pgm 法, 青が rg 法, 緑が rs 法) の縦軸の目的関数値 ($F(P)$) を比較する。この実験では、オブジェクト集合 X を固定し、ピボットの初期値のみを変更して目的関数を計算する試行を 10 回繰り返し、点は各試行での目的関数値を、折れ線グラフはその平均値を表す。図 3 より、どの属性、どのオブジェクト数でも赤の pgm 法が安定して最も高い目的関数値となったことが分かる。

4. おわりに

本研究では、画像データを用いて、 $L1$ 距離に加え、 $L2$ (ユークリッド) 距離も採用し、各種ピボット構成法による可視化結果の違いについて評価考察し、オブジェクト空間よりピボットを生成する pgm 法の有効性を確認した。今後は、可視化結果に対して近傍に類似した画像が配置されているかなどの定性評価とともに、多様なデータでの検証、他の可視化手法と比較し提案法を評価する。

謝辞 本研究は、科学研究費補助金基盤研究 (C)(No.26330138) の助成を受けた。

参考文献

- [Bustos 03] B. Bustos, G. Navarro, and E. Chavez, "Pivot Selection Techniques for Proximity Searching in Metric Spaces," *Pattern Recognition Letters*, 24(14):2357-2366, 2003.
- [小林 13] 小林 えり, 伏見 卓恭, 齊藤 和巳, 池田 哲夫, "マンハッタン距離に基づく一般化ピボットによるオブジェクト可視化," 第 100 回 知識ベースシステム研究会 (SIG-KBS), 2013.
- [島崎 16] 島崎 涼, 小林 えり, 齊藤 和巳, 池田 哲夫, "画像データを用いた $L1$ ピボット可視化法の評価," 情報処理学会第 78 回全国大会 (IPSJ2016), 2016.
- [Bolettieri 09] Bolettieri, Paolo, et al. "CoPhIR: a test collection for content-based image retrieval," *arXiv preprint arXiv:0905.4627* (2009).