

画像データを用いたL1ピボット可視化法の評価

島崎 涼† 小林 えり‡ 斉藤 和巳† 池田 哲夫†

†静岡県立大学 経営情報学部

‡静岡県立大学大学院 経営情報イノベーション研究科

1 はじめに

近年、Web 上には膨大な量のデータが蓄積されており、そのため、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でき、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。そこで、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の類似検索方法であるピボット法[Bustos03]を用いた可視化法を提案する。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。

2 ピボット法

オブジェクト集合 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ とクエリ q と距離 $d(x_n, q)$ が与えられたとき、代表的なピボット選定法では、クエリ q に対し、ピボット集合 $P = \{p_1, \dots, p_K\}$ による最大の距離下界値 $D(q, x_n; P)$ を次式で定義する。

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

Bustos らはピボット集合選択の指標として目的関数を定義し、目的関数を最大化する最適化問題として定式化した。具体的には、集合 X の中から次の目的関数値を最大化させるようなピボット集合 P を求める。

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

2.1 ピボット選択法

最も単純なピボット選択の方法として、与えられたオブジェクト集合の中からピボットをランダム選択する方法が考えられ、この方法をランダム選択法(rs法)とする。

一方、オブジェクト空間、ここでは H 次元のユークリッド空間(R^H)の任意の点として、ピボット集合を構築

する手法が提案されている [Kobayashi13, Kimura 09]。ここで、オブジェクト空間よりピボットベクトルの h 次元の値 $p_{k,h}$ をランダムに選択しピボットを生成する方法をランダム生成法 (rg 法) とする。

また、[Kobayashi13, Kimura 09] では、以下の目的関数を最大化させるようなピボット集合を求める。

$$F(P) = \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=n+1}^N D(x_n, x_m; P \subset X) \quad (3)$$

ただし、 $X = \{x | x \in R^H\}$ であり、ピボット集合を X ではなく、 X の部分集合としている点に留意されたい。以下では、この方法をピボット生成法 (pgm 法) と呼ぶ。

本稿では、上記の3つのピボット法を用いて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、生成するピボットを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次元空間に射影する。

3 実験評価

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 [Bolettieri09]。本稿では、類似度がL1距離によって定義される、ColorStructure, ScalableColor, Edge-Histogram, HomogeneousTextureの4つのMPEG-7ビジュアル属性を用いる。ColorStructure, ScalableColor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。EdgeHistogram, Homogeneous-Texture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。

4 実験結果

4.1 可視化結果

図1に、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。

Visualization by Generalized Pivots based on Manhattan distance using images

†Ryo SHIMAZAKI ‡Eri KOBAYASHI †Kazumi SAITO †Tetsuo IKEDA

†University of Shizuoka

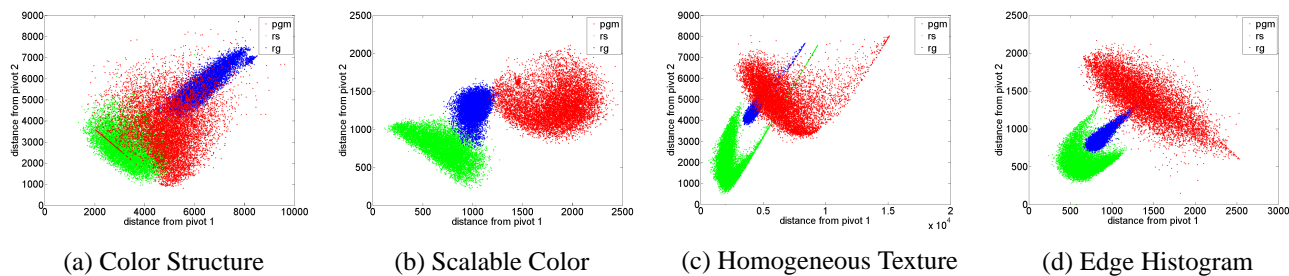


図 1: 可視化結果

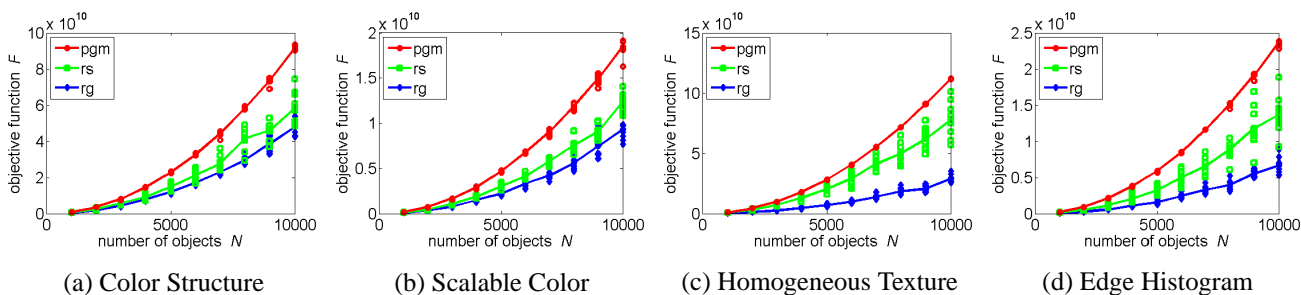


図 2: 目的関数

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 法以上の広がりを見せるが、pgm 法には劣る結果となった。

pgm 法にて最適化する目的関数 (3) は、各ピボットに対する、オブジェクト集合 X による最大の距離下界値の総和を表す式であり、目的関数 (3) の値が大きいことは直感的にはピボットと距離の近いオブジェクトが少ないことを意味し、よって、pgm 法が最もデータの散らばる結果となったと考えられる。

4.2 目的関数での評価

図 2 より、オブジェクト集合 X を変化させた際の 3 手法の目的関数値を示す。縦軸が目的関数値 ($F(P)$)、横軸がオブジェクト数 ($N = |X|$) をとる。赤が pgm 法、青が rg 法、緑が rs 法での結果を示す。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 2 より、どの属性、どのオブジェクト数でも赤の pgm 法がもっとも高い目的関数値をとった。また、ピボット生成にランダムな要素が絡む rs 法、rg 法は試行ごとの目的関数値のばらつきが大きく、ピボットとして選択されたオブジェクト、またはピボットの要素に

よって性能が大きく変化することが確認できる。対し、目的関数 (3) を用いて新たにオブジェクト空間よりピボットを生成する pgm 法は試行ごとの目的関数値のばらつきが小さく、常に安定した結果が期待できると分かった。

5 おわりに

本稿では、高次元データ間の関係性・構造の視覚的把握を目的に、ピボットを用いた可視化法を提案し、画像データを用いて提案法を評価した。実験より、目的関数 (3) を用いてオブジェクト空間よりピボットを生成する pgm 法が最もデータが散らばった結果となり、定量的もその散らばり具合を確認した。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、など定性的な評価と共に、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、総務省 SCOPE(No.142306004)、及び、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

[Bustos03] B. Bustos, G. Navarro, and E. Chavez, "Pivot Selection Techniques for Proximity Searching in Metric Spaces," *Pattern Recognition Letters*, Vol.24, No.14, pp. 2357-2366 (2003)

[Kobayashi13] 小林 えり, 伏見 卓恭, 斉藤 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).

[Kimura 09] 木村 学, 斉藤 和巳, 上田 修功, "効率的な類似検索のためのピボット学習法," *情報処理学会論文誌*, Vol.50, No.8, 1883-1891(2009).

[Bolettieri09] Bolettieri, Paolo, et al. "CoPhIR: a test collection for content-based image retrieval," *arXiv preprint arXiv:0905.4627* (2009).