

不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

ー 特徴量ごとの傾向を考慮した閾値の設定 ー

松田翔 長名優子

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

1 はじめに

類似画像検索を行う手法の1つとして不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索 [1] が提案されている。このシステムでは、画像をキーとして検索を行うことができ、1枚の画像をキーとした検索だけでなく、複数の画像をキーとした検索、画像の一部をキーとした検索なども行うことができる。しかしながら、このシステムで検索を行う際に、人工物を含む画像では検索されて欲しい画像が検索されないことがしばしばある。この原因として、人が類似していると感じる画像であっても特徴量によっては類似度が低くなっている可能性があり、類似されていないと判断されてしまうことが考えられる。

本研究では、不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索において、特徴量ごとの傾向を考慮した閾値を設定することで検索精度の向上を目指す。

2 不応性を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

提案システムでは、不応性を有する自己組織化特徴マップ [2] を用いて類似画像検索を行う。

2.1 画像蓄積過程

画像蓄積過程では、システムに記憶させる画像の特徴量を不応性を有する自己組織化特徴マップに学習させる。画像蓄積過程は (1) 特徴量ベクトルの生成、(2) 不応性を有する自己組織化特徴マップの学習の2つの段階からなる。

2.1.1 特徴量ベクトル

このシステムでは、画像の特徴を特徴量ベクトルとして表現し、それを用いて学習や検索を行う。

(1), (2) 領域ごとの色情報

画像を K 平均法 [7] を用いて分割し、各領域における色情報を特徴量として用いる。領域ごとの色情報を学習データとして自己組織化特徴マップ [8] に学習させ、その出力を特徴量として用いる。なお、提案システムでは、各領域を人工物が含まれる領域と含まれない領域 (自然物が含まれる領域) とに分け、原画像を 3×3 個のエリアに分割したそれぞれのエリアに属する領域ごとに色情報を自己組織化特徴マップに入力し、特徴量を求める。

(3) 人工物の色の割合

人工物の色の割合は人工物領域が人工物全体に占める面積の割合を人工物の色の割合を表している。人工物に含まれる色の割合を (2) で用いる自己組織化特徴マップと人工物領域の面積を用いて算出し、特徴量とする。

(4) 人工物の割合

画像全体に占める人工物の割合を特徴量とする。

(5) 外接円からの距離

外接円上の点から重心に向かって人工物の輪郭までの距離で表す方法 [3] を用いて人工物の形状を表現している。 K 平均法を用いて人工物領域を抽出し、人工物の重心を中心とした外接円から輪郭までの距離を計算し、それを特徴量とする。

(6) SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

局所的な輝度勾配の情報を利用して詳細な形状の特徴を表す SIFT [4] を画像全体に対して求め、特徴量として用いる。SIFT は回転やスケール変化に頑健な特徴量であり、画像の大きさや向きが違う場合でも特徴量は一緒になる。

(7) HOG (Histogram of Oriented Gradients)

ブロック単位での輝度勾配の情報を利用して大まかな形状情報を表す HOG [5] を人工物領域に対して求め、特徴量として用いる。

Similarity-based Image Retrieval by Self-Organizing Map with Refractoriness
— Threshold Setting considering Tendency for Each Feature —
Sho Matsuda and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@stf.teu.ac.jp)

(8), (9) スペクトル

自然物領域と人工物領域それぞれのスペクトルを高速フーリエ変換を用いて求める。スペクトルを $N^k \times N^l$ 個の領域に分割し、各領域のスペクトルの平均値を閾値処理することによって、大きい (1) か小さい (0) かの 2 値で表したものを特徴量ベクトルとする。

(10) LBP (Local Binary Pattern)

LBP[6] はグレースケール化した画像の各画素値に対して 3×3 の領域内の周囲 8 つの画素値を中心の画素値と比較し、大きければ 1, 小さければ 0 としたものを時計回りに並べ、8 桁の 2 進数で表した値を 0 ~ 255 の 10 進数で表したものである。求めた LBP の頻度のヒストグラムを求め、それを特徴量として用いる。

(11) キーワード

人手で画像に割り当てたキーワードを当てはまる (1) か、当てはまらない (0) かの 2 値で表したものを特徴量ベクトルとする。

2.1.2 不応性を有する自己組織化特徴マップの学習

2.1.1 で作成した特徴量ベクトルを学習ベクトルとして不応性を有する自己組織化特徴マップの学習を行う。

2.2 画像検索過程

画像検索過程では、検索キーとなる画像の特徴量ベクトルを生成し、自己組織化特徴マップに入力し、検索を行う。従来のシステム [1] では、画像の出力を行う際に、出力の条件の一つに特徴量の類似度の最小値を利用しているため、人工物を含む画像では、検索されてほしい画像が検索されないことがしばしばあった。提案システムでは、特徴量の類似度の最小値を条件にするのではなく、すべての特徴量の類似度に対してそれぞれ閾値を設定し、それを用いて出力を計算するものとする。

3 計算機実験

提案システムの有効性を確認するために実験を行った。図 1, 2 にその結果の一部を示す。図 1, 2 には従来システム [1] における検索結果も示してあるが、提案システムではより適切な画像が検索されるようになっていることがわかる。

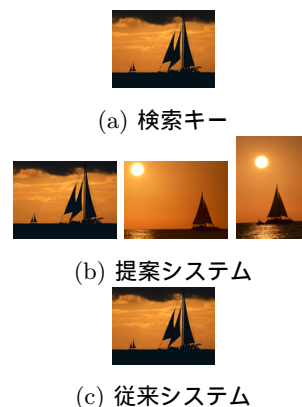


図 1: 検索結果 (1)

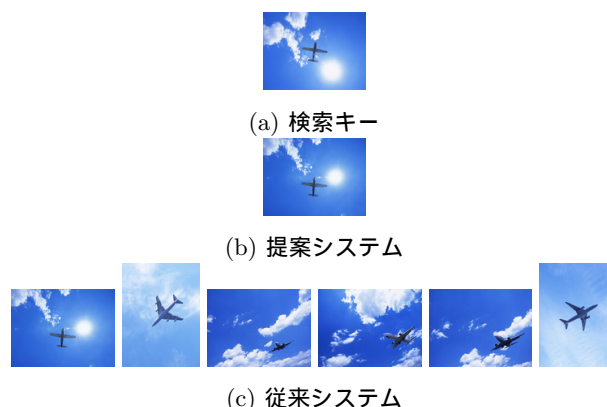


図 2: 検索結果 (2)

参考文献

- [1] H. Nakajima and Y. Osana : “Similarity-based image retrieval by self-organizing map with refractoriness — new distance between image features —,” Proceedings of NOLTA, Hong Kong, 2015
- [2] H. Mogami, M. Otake, N. Kouno and Y. Osana : “Self-organizing map with refractoriness and its application to image retrieval,” Proceedings of NOLTA, Vancouver, 2006.
- [3] J. B. MacQueen : “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol.1, No.297, University of California Press, 1967.
- [4] T. Kohonen : Self-Organizing Maps, Springer, 1994.
- [5] 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 木本春夫, 山室雅司 : “オブジェクトに基づく高速画像検索システム : ExSight,” 情報処理学会論文誌, Vol.40 No.2, pp.732–741, 1991.
- [6] D. G. Lowe : “Object recognition from local scale-invariant features,” Proceeding of ICCV, pp.1150–1157, 1999.
- [7] N. Dalal and B. Triggs : “Histograms of oriented gradient for human detection,” Proceeding of CVPR, pp.886–893, 2005.
- [8] T. Ojala, M. Pietikäinen and D. Harwood : “A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions,” Pattern Recognition, Vol.29, pp.51–59, 1996.