

不応性を有する自己組織化特徴マップによる人工物領域を考慮した類似画像検索
- 人工物領域の色情報を考慮した検索 -

小林港 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

ニューラルネットワークの持つ柔軟な情報処理機能を利用して、類似画像検索を行う研究も盛んに行われている [1]–[5]。しかしながら、これらの検索システムでは、風景画像中に人工物が含まれていると検索の精度が落ちてしまうという問題がある。それに対し、人工物領域を考慮することで人工物が含まれるような画像に対する検索の精度を上げようとする試みも行われている [3]–[5]。これらのシステムでは、画像を複数の領域に分割し、分割した領域に人工物が含まれる場合には、その領域の色情報を検索に使用しないことで人工物領域を考慮した検索を実現している。しかしながら、これらのシステムでは、人工物の色情報を検索に用いていないため、同じ位置に人工物が含まれているというだけであまり類似していない画像が検索されてしまうこともあるという問題がある。

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人工物領域を考慮した類似画像検索システムにおいて、人工物領域に関しても色情報を考慮した検索を実現する。提案システムでは、 K 平均法 [6] を用いて画像を領域分割して各領域に人工物が含まれているかどうかを判断する。また、色情報と各領域に人工物が含まれているかどうかを考慮して検索を行うことで人工物が含まれる画像に対する検索精度の向上を目指す。

2 人工物領域を考慮した類似画像検索

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 構造

提案システムは、不応性を有する自己組織化特徴マップと同様に入力層とマップ層の 2 層から構成されている。入力層は、(1) 画像全体の色情報、(2) 領域

ごとの色情報 (自然物)、(3) 領域ごとの色情報 (人工物)、(4) 画像全体のスペクトル、(5) キーワードを表す 5 つの部分から構成されている。提案システムにおいて検索を行う場合には、検索のキーとして入力した画像に対する特徴量ベクトルを生成し、それを入力する。提案システムでは、マップ層のニューロンが不応性を持っているので、入力されたキー画像と共通する特徴をもつ複数の画像が検索結果として順次出力されることになる。

2.2 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と (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。

2.2.1 特徴量ベクトル

提案システムでは、画像の特徴を特徴量ベクトルとして表現し、それをを用いて学習や検索を行う。特徴量ベクトルは、(1) 画像全体の色情報、(2) 領域ごとの色情報 (自然物)、(3) 領域ごとの色情報 (人工物)、(4) 画像全体のスペクトル、(5) キーワードを表す 5 つの部分から構成される。

(1) 画像全体の色情報

画像全体を $N_{H1} \times N_{W1}$ 個の領域に分割し、それぞれの領域における HSV 値の平均値を求め、HSV 色空間における座標に変換したものを特徴量とする。なお、 x, y は、 $-1 \sim 1$ の範囲の値をとるが、 $0 \sim 1$ に正規化した値を用いるものとする。また、分割した領域内に人工物が含まれる場合は、求めた特徴量から -1 することで、 $-1 \sim 0$ の範囲の値をとるようにする。

(2), (3) 領域ごとの色情報

画像を K 平均法を用いて分割し、各領域における色情報を特徴量として用いる。 K 平均法で分割した領域の形状は一定ではないため、各領域

Similarity-based image retrieval considering artifacts by self-organizing map with refractoriness – Retrieval considering color of artifacts –
Minato Kobayashi and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@cs.teu.ac.jp)

における HSV の平均値を HSV 色空間における座標に変換し、色情報として用いる。なお、 x, y は全体の色情報の場合と同様に 0~1 に正規化した値を用いる。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 [7] 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、それぞれを別の自己組織化特徴マップに学習させ、特徴量を求めるものとする。

(4) 画像全体のスペクトル

画像全体のスペクトル情報を高速フーリエ変換を用いて求め、 $N^k \times N^l$ 個の領域に分割し、各領域のスペクトルの平均値を特徴量とする。

(5) 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。

2.2.2 不応性を有する自己組織化特徴マップの学習

2.2.1 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。

2.3 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、それを用いて検索を行う。提案システムでは、人工物が含まれる画像が検索の対象となる時、以下のような 3 通りの検索要件を考え、検索を行う。

検索要件 1 人工物が含まれている位置の情報も考慮した検索

検索要件 2 人工物が含まれていない領域のみを考慮した検索

検索要件 3 人工物が含まれている位置と色の情報を考慮した検索

提案システムでは、ユーザがキー画像を入力し、ユーザが指定した検索要件とキーワードに基づいて検索に用いる特徴量ベクトルを生成する。なお、キーワードについては使用するかどうかをユーザが指定することができる。使用する場合はユーザが指定した値をそのまま特徴量として用いる。

提案システムでは、検索要求に応じて作成された特徴量ベクトルが入力層に入力されることで画像検索が



図 1: 検索結果

行われる。提案システムで用いる不応性を有する自己組織化特徴マップでは、ニューロンの不応性を考慮しているため 1 つのニューロンが発火し続けることなく、入力された画像に類似した画像を表す複数のマップ層のニューロンが順次発火することになる。

3 計算機実験

提案システムにおいて、図 1 の左に示すような画像をキーとして検索を行った。その結果、図 1 の右に示すような結果が得られた。この結果を見ても分かるように、検索要件 1 では、人工物の含まれる場所も含めて類似した画像が検索できている。また、検索要件 2 では、人工物領域以外が類似した白い砂浜と青空が含まれる画像が検索されていることが分かる。さらに検索要件 3 で人工物の色情報も含めて類似した画像が検索できていることが分かる。記憶させた他の画像や未学習の画像をキーとして検索を行い、同様の結果が得られることを確認した。

参考文献

- [1] J. T. Laaksonen, J. M. Koskela, S. P. Laakso and E. Oja : “PicSOM – content-based image retrieval with self-organizing maps,” Pattern Recognition Letters, Vol.21, No.13-14, pp.1199–1207, 2000.
- [2] H. Mogami, M. Otake, N. Kouno and Y. Osana : “Self-organizing map with refractoriness and its application to image retrieval,” Proceedings of IJCNN, Vancouver, 2006.
- [3] D. Hanagaki and Y. Osana : “Similarity-based image retrieval considering artifacts by self-organizing map with refractoriness,” Proceedings of IJCNN, Atlanta, 2009.
- [4] T. Okawa and Y. Osana : “Similarity-based image retrieval considering artifacts by self-organizing map with refractoriness – artifacts extraction by RBF network —,” Proceedings of NaBIC, Kitakyusyu, 2010.
- [5] 林田, 長名 : “不応性を有する自己組織化特徴マップによる人工物領域を考慮した類似画像検索 - K 平均法により分割された領域の特徴の利用 -,” 電子情報通信学会技術研究報告, ニューロコンピューティング研究会, 2010.
- [6] 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.
- [7] T. Kohonen : Self-Organizing Maps, Springer, 1994.