

## 不応性の項を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

最上光<sup>†</sup> 大竹正彦<sup>†</sup> 河野直樹<sup>†</sup> 長名優子<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>東京工科大学 工学部情報工学科, <sup>‡</sup>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おうとする研究として、文献 [1], [2] の研究では、複数勝者自己組織化ニューラルネットワーク [3] とカオスニューラルネットワーク [4] を用いて類似画像検索を実現している。このシステムでは、類似画像検索が実現できることは確認されているが、画像の特徴量として色情報のみを用いているため、「青空と白い砂浜」の画像と「青空と雪野原」の画像を区別することができないという問題がある。

本研究では、不応性の項を有する自己組織化特徴マップ [5] を用いた類似画像検索システムを提案する。提案システムでは、画像の特徴量を利用した類似画像検索と印象語やキーワードによる検索を組み合わせることで、よりユーザが望む画像を検索できるようにしている。

### 2 不応性の項を有する自己組織化特徴マップを用いた類似画像検索

自己組織化特徴マップでは、入力データに最も類似した重みを持つニューロンの出力のみが 1 となり、それ以外の出力は 0 になる。したがって、1 つの入力データに対して、1 つのマップ層ニューロンしか発火することができない。提案する不応性の項を有する自己組織化特徴マップでは、マップ層のニューロンにおいて不応性を考慮することで、入力データに類似した複数のニューロンが発火順次発火することができる。

#### 2.1 不応性の項を有する自己組織化特徴マップ

入力層のニューロンに入力データ  $x^p$  が入力されると、マップ層のニューロン  $i$  の内部状態  $u_i$  は

$$u_i = 1 - \frac{D(w_i, x^p)}{\sqrt{N}} - \alpha \sum_{d=0}^t k_r^d x_i^{MAP}(t-d) \quad (1)$$

Similar Image Retrieval using Self Organizing Map with Refractoriness  
Hikaru Mogami, Masahiko Otake, Naoki Kouno and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@cc.teu.ac.jp)

で計算される。ここで、 $w_i$  はマップ層のニューロン  $i$  に結合する重みベクトル、 $x^p$  は入力データベクトル、 $N$  は入力層のニューロン数である。また、 $D(\cdot)$  は入力データベクトルと重みベクトルのユークリッド距離である。また、 $\alpha$  は不応性の項のスケールリングファクタ、 $k_r (0 < k_r < 1)$  は時間減衰定数、 $x_i^{MAP}(t)$  は時刻  $t$  におけるマップ層のニューロン  $i$  の出力である。式 (1) において、 $1 - D(w_i, x^p)/\sqrt{N}$  は  $0 \sim 1$  の値をとり、入力データとニューロンの重みが類似しているほど大きな値になる。このようにして計算されたニューロンの内部状態が最大となるニューロンが勝ちニューロンとなり、1 を出力する。

ただし、学習の際には、マップ層のニューロン  $i$  の内部状態は式 (1) から不応性の項を除いた以下の式を用いて計算する。

$$u_i = 1 - \frac{D(w_i, x^p)}{\sqrt{N}} \quad (2)$$

#### 2.2 不応性の項を有する自己組織化特徴マップによる類似画像検索

##### 2.2.1 システムの構造

提案する類似画像検索システムは図 1 に示すように、入力層とマップ層の 2 つの層から構成されている。入力層には検索のキーとなる画像の特徴量が入力されるため、入力層は複数の特徴量に対応する部分から構成されることになる。提案システムでは、入力層は (1) 色情報、(2) 印象語、(3) キーワードを入力する 3 つの部分から構成されることになる。マップ層のニューロ

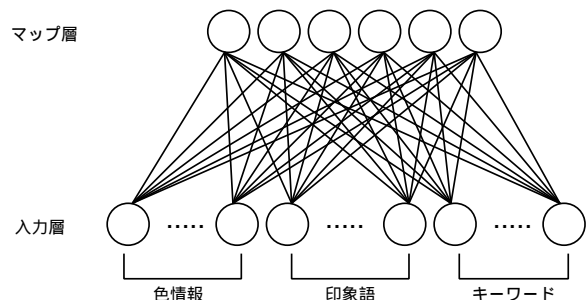


図 1: 類似画像検索システムの構造

ンは、それぞれ記憶させた画像に対応しており、学習により、類似した画像が近くに配置されるようになっている。

### 2.2.2 画像蓄積過程

提案システムにおける画像蓄積過程は、自己組織化特徴マップの学習に相当する。記憶させたい画像の特徴量に対し、類似した画像がマップ層において近くに配置されるように自己組織化特徴マップの学習アルゴリズムにしたがって学習を行う。

ステップ1：特徴量の抽出 蓄積する画像の色情報の抽出、印象語情報の自動付与、キーワード情報の設定を行う。

ステップ1-1：色情報の抽出 画像を  $H \times W$  個に分割し、領域ごとにRGB値の平均値を求める。

ステップ1-2：印象語の自動付与 色情報と印象語の関係を学習させた階層型ニューラルネットワークを用いて、ステップ1-1で抽出した色情報から各画像に対して印象語の情報を付与する。

ステップ1-3：キーワード情報の設定 各画像に対して、それぞれのキーワードがあてはまるかどうかを2値で設定する。

ステップ2：自己組織化特徴マップの学習 ステップ1で抽出した特徴量を入力データとして、自己組織化特徴マップの学習を行う。

### 2.3 画像検索過程

提案システムにおいて画像検索を行う場合には、検索のキーとしたい画像の特徴量を入力層に入力する。特徴量が入力されると式(1)にしたがって、マップ層のニューロンの内部状態が計算され、勝ちニューロンが決定される。提案システムで用いる不応性の項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はなく、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

図2の画像をキーとして検索を行ったときの提案システムの検索結果を図3に示す。



図2: キー画像



(a) 色情報のみによる検索結果



(b) 印象語のみによる検索結果



(c) キーワードのみによる検索結果



(d) 印象語+キーワードによる検索結果



(e) 全特徴量による検索結果

図3: 図2の画像に対する検索結果

### 4 おわりに

本研究では、不応性の項を有する自己組織化特徴マップを用いた類似画像検索を提案した。構築したシステムを用いて実験を行い、提案システムにおいて類似画像検索が行えることを確認した。

### 参考文献

- [1] Y. Osana: "Improved chaotic associative memory using distributed patterns for image retrieval," IJCNN, Portland, 2003.
- [2] S. Kosuge and Y. Osana: "Chaotic associative memory using distributed patterns for image retrieval by shape information," IJCNN, Budapest, 2004.
- [3] 黄炯韜, 萩原将文: "複数勝者自己組織化ニューラルネットワーク," 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.3, pp.547-556, 1998.
- [4] K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda: "Chaotic neural networks," Physics Letter A, Vol.144, No.6,7, pp.333-340, 1990.
- [5] T. Kohonen: Self-Organizing Maps, Springer, 1994.