

球面畳み込み自己組織化マップを用いた画像のクラスタリング

豊住健太† 堂菌浩†

佐賀大学大学院工学系研究科先端融合工学専攻†

1 はじめに

現在、情報化社会において多くのビッグデータが生成されている。このような多くのデータを可視化して人間にわかりやすく表示することが必要であり、その手法の一つとして球面自己組織化マップ(球面 SOM)^[1]と呼ばれるものがある。球面 SOM とは、高次元データの類似性を色や距離を用いて球面上に写像しデータの分類を行うニューラルネットワークのことである。本研究では WebGL を用いて、Windows のみではなく、多くのシステムで使用可能な JavaScript を利用して球面 SOM 上に Web ページから検索された画像にクラスタリングを行い、類似した画像をわかりやすく可視化するシステムを作成する。

2 提案する画像検索システム

Google や Yahoo! のイメージ検索は、キーワードを入力して画像を検索する。その検索結果は、アクセス数、ページランキングやキーワードにヒットした Web ページ内の画像などに基づく。今回提案する画像検索システムは、Web ページから検索された画像にクラスタリングを行う。画像のクラスタリングの方法は、検索された画像の 1 ピクセル毎の色の情報を取り出し、その画像とフィルタ画像との相関係数を求め、その相関係数を入力データとして SOM で学習させる。また、学習結果の画像をクリックすると関連した Web ページへ飛べるシステムを作成する。

3 球面 SOM

球面 SOM を作るためには球面上に格子を作成する必要がある。そこで、頂点の間隔が同じである多面体の中で最も頂点数の多い正二十面体を用いて球面を作成していく。まず、正二十面体のなす三角形の面の一つ一つの辺の中点ととり、正二十面体に外接する球の中心とそれぞれの通る直線と球面との交点に点を配置できる。この点を結ぶことを繰り返すことにより正二十面体を何回も分割できる。また、頂点数は n 回の分割で(1)式となる。

$$\text{頂点数} = 2 + 10 \times 4^n \quad (1)$$

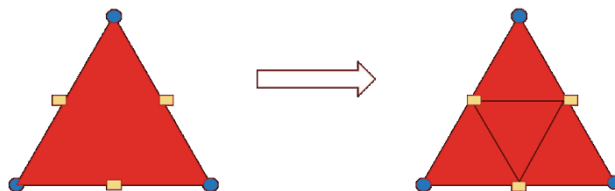


図 1: 正二十面体分割方法の模式図

このようにして作成した球面を図 2 に示す。また、この球面の分割数は 3 回であり、頂点数は 642 個である。

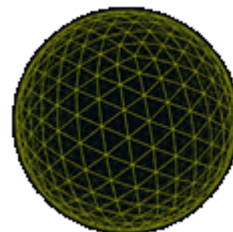


図 2: 作成した球面

次に、球面 SOM のアルゴリズムを説明する。

(a) マップの初期化

SOM は球面上の格子に写像されていて、パラメータとしての参照ベクトルと呼ばれるすべてのモデルベクトル m_i の初期化を行う。

(b) 入力ベクトルの決定

入力ベクトル x_j を決める。

(c) 勝者ノード

決めた k 次元の入力ベクトルと k 次元の参照ベクトルを比較し、入力データに最も近いユークリッド距離のノード(勝者ノード)を決定する。これは (2) 式のように求める。

$$\|x_j - m_c\| = \min_i \{\|x_j - m_i\|\} \quad (2)$$

m : ノードの参照ベクトル, x : 入力データのベクトル, i : ノード番号, c : 勝者ノード番号, j : 入力データの番号

(d) マップデータの更新

勝者ノードと近傍にあるノードを勝者ノードに近づくように更新する。

$$m_i = m_i + h_{ci}(x_j - m_i) \quad (3)$$

Image clustering using spherical convolution self-organizing map

†Kenta Toyozumi †Hiroshi Dozono

†Saga University Graduate School of Engineering Department of Advanced Integrated Engineering

$$h_{ci} = \alpha \cdot \exp\left(-\frac{\theta^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

h_{ci} は近傍関数と呼ばれる。ただし、 α ：学習の強さを表す定数（学習係数）， θ ：ノード間の中心角， σ ：近傍の広がりを決める正の定数（近傍領域）。

近傍関数はマップ上の距離が勝者ノードに近づくほど学習強度を大きくするはたらきを持つ。そのため、近傍関数は学習係数とマップ上の距離に依存する。また、学習係数と近傍関数は学習回数によって減衰し小さくなる。通常のSOMは二次元平面のマップを形成するためノード間の距離はユークリッド距離により求められる。それに対し球面SOMは中心角の大きさに比例する。

このように、それぞれの勝者ノードに対して近傍のノードを更新させることを何回も行うことでマップの学習が行われ入力データの類似関係を示すことができる。

また、このSOMのアルゴリズムを色の三原色であるR(赤)G(緑)B(青)を入力データとして作成した球面に適応させると図3、4の結果が得られた。



図 3:学習前



図 4:学習後

4 画像の畳み込み

画像の畳み込み^[3]を行う手順を以下に示す。

(a)対象となる画像を一部重ねながら16分割する。

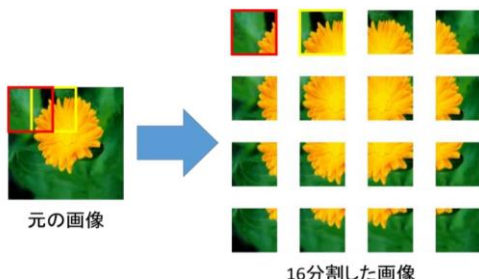


図 5:画像の16分割

(b)RGBの各色において、対象の画像とフィルタ画像とのデータ間の相関係数の計算を行う。



図 6:対象画像

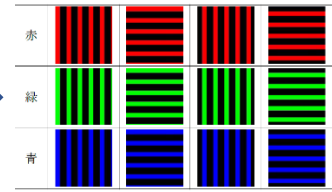


図 7:フィルタ画像

計算結果である相関係数を入力ベクトルとして球面SOMで学習させる。入力ベクトルの次元は、フィルタ画像の枚数×対象画像の分割数、で求められ、今回は $12 \times 16 = 192$ 次元である。

5 実験結果

対象画像を23枚として上記の手順を行った結果、図8、9のような結果が得られた。



図 8:実行結果(表)

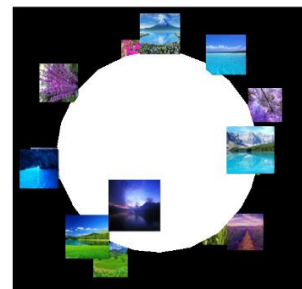


図 9:実行結果(裏)

実行結果を見てみると、画像の色ごとでおおよそは分類できていることが分かる。しかし、図9を見てみると紫やピンクの花の画像が離れているのが読み取れる。このことから、色での分類だけでなく物体の形なども考慮していく必要があると考える。

6 まとめ

球面上にSOMを作成することができた。画像のクラスタリングはある程度は可能であるがまだ不十分であるので画像処理の方法を新たに作成する必要があると思われる。例として、分割数を増やす、画像をグレースケール化やエッジを抽出するなど様々な方法を試していく。また、画像からWebへ飛べるようなシステムを作成する必要がある。

参考文献

- [1]T.コホネン, 徳高 平蔵, 大藪 又茂, 堀尾 恵一, 藤村 喜久郎, 大北 正昭 /SOM /シュプリンガー・フェアラーク東京
- [2]松岡 宣 /作りながら覚える HTML5 + JavaScript プログラミング/ソフトバンク クリエイティブ株式会社
- [3]山口 浩樹 /平成 26 年度 修士論文 画像に基づく WEB ページのクラスタリング