

SOINN による画像特徴抽出を用いた画像分類

日大生産工 ○鈴木 佑輔 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

近年、情報数が不明な状況でもクラスタリングできる自己増殖型ニューラルネットワーク (Self-Organizing Incremental Neural Network: SOINN) が山崎らによって提唱された[1]。近年の顔認識の研究では、顔画像の濃淡パターン自体を特徴とする識別方法が主流となっている。この手法では濃淡パターンを用いるため照明変動の影響を受けやすいという問題点がある[2][3][4]。以上の事から本研究では、特徴抽出時に照明変動時の影響を限りなく除くためにSOINNを使用し特徴抽出を行い、照明変動の影響を受けにくい顔画像分類を目指す。

2 SOINN による画像特徴抽出

SOINNはSelf-Organizing Map(SOM)[5][6]とGrowing Neural Gas(GNG)[7]に着想を得て構築された教師なし学習手法の1つである。教師なし学習は、クラスタリングとも呼ばれ、代表的な手法としてk-means法やEMアルゴリズムなどがあげられている。SOINNは入力された情報を元にノードを追加するか、エッジで結合するか既存クラスタの情報内の修正をする事を繰り返すことによって、情報数が不明な状況でもクラスタリングできる自己増殖型ニューラルネットワークである。SOINNの概念図を図1に、アルゴリズムを図2に示す。ノードとエッジにより繋がれたものをクラスと呼ぶ。

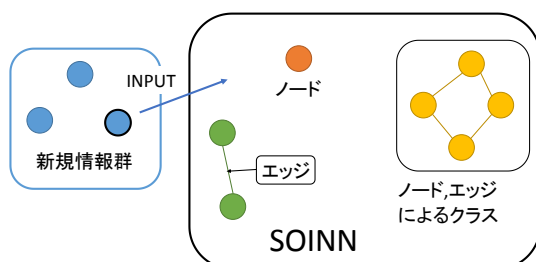


図1.SOINN概念図

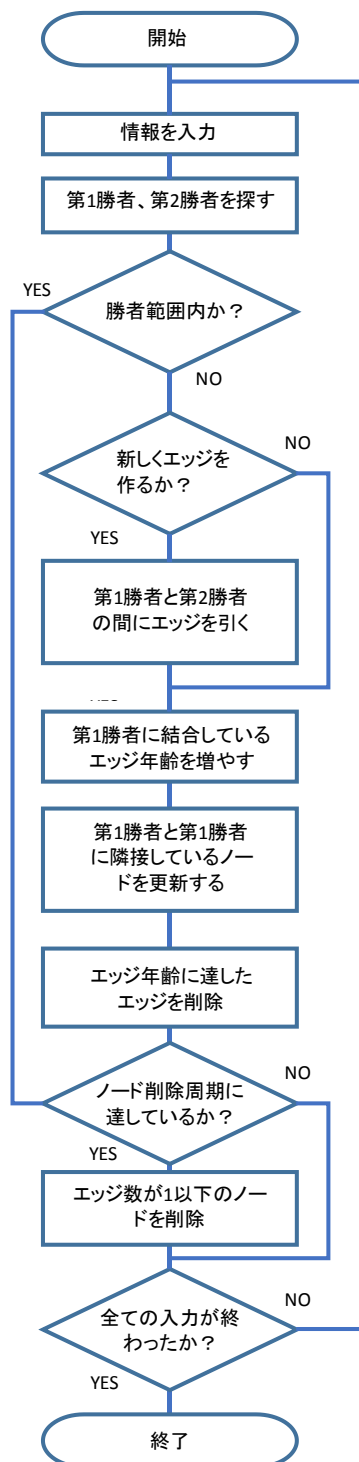


図2.SOINNアルゴリズム

Image Classification using Image Feature Extraction for SOINN

Yusuke SUZUKI and Yukari YAMAUCHI

3 提案手法

本研究では顔画像の特徴抽出後のデータを用いて、照明変動の影響を受けない顔画像分類を目指す。

SOINNによる画像特徴抽出とは、画像のドットごとに、それぞれの持つ位置情報(X,Y)、色情報(R,G,B)を画像特徴ベクトルWとし、クラスタリングを行うことによって特徴抽出を行う。抽出後の比較アルゴリズムを以下に示す。

- I. 全てのクラスについてクラス a に属するノードのX、Y座標の最大値 $maxX^a$ 、 $maxY^a$ 、最小値 $minX^a$ 、 $minY^a$ を求める。式(1)を使いクラスの形状比 S^a を求める。

$$S^a = \frac{maxX^a - minX^a}{maxY^a - minY^a} \quad (1)$$

- II. クラスごとの色情報の平均値 $aveR^a$ 、 $aveG^a$ 、 $aveB^a$ を計算する。

- III. I, II, で得た情報を使い式(2)により未知画像内のクラス i に対応する既知画像クラス c を求める。

Nは未知画像のクラス数、Mは既存画像のクラス数、 $\mathbf{U}$ はI, II, で求めた形状比と色平均の4次元ベクトルである。

$$c = \underset{k \in M}{argmin} \|\mathbf{U}_i - \mathbf{U}_k\| \quad (2)$$

- IV. 未知画像クラス i 内のノード j とIIIで求めた既知画像クラス c のノード l から式(3)によりノード間距離 d_j を求める。Oは未知画像のノード数、Pは既知画像のノード数である。

$$d_j = \min_{l \in P} \|\mathbf{W}_j - \mathbf{W}_l\| \quad (3)$$

- V. 式(4)によりクラス間距離 D_i を算出する。

$$D_i = \sum_{j=1}^P d_j \quad (4)$$

- VI. 式(5)により画像間距離GDを算出する。

$$GD = \sum_{i=1}^N D_i \quad (5)$$

- VII. 既存の画像分をI~VIまで繰り返し、最も画像間距離GDに近いものを類似画像とする。

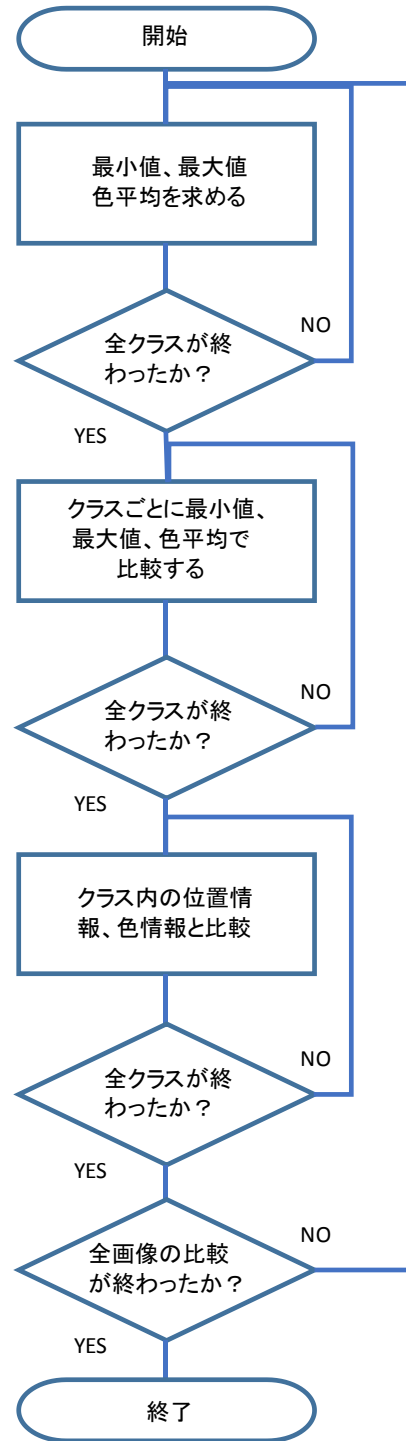


図3.提案手法アルゴリズム

4 実験環境

使用顔画像は2次元のビットマップ形式、サイズは640×480を使用する。図2~4までを既知画像とし、図5を未知画像とする。また、照明変動の影響を調べるために、顔画像にフラッシュを焚いた物と焚かなかったものを用意

する。

本実験で用いた SOINN のパラメーターは実験 1 ではノード削除周期 λ を 9600 とし、エッジ年齢である age_{max} は 48 とする。実験 2 では λ を 6144、 age_{max} を 6 とする。



図 4.既知画像 1



図 5.既知画像 2



図 6.既知画像 3



図 7.未知画像 1

5 実験結果及び考察

本実験では、既知画像 3 枚と未知画像 1 枚を SOINN により画像特徴抽出を行い、提案手法により顔画像分類を行った。

実験 1

既知画像と未知画像の SOINN による画像特徴抽出後のクラス別の色表示を図 8, 図 9, 図 10, 図 11 に示す。

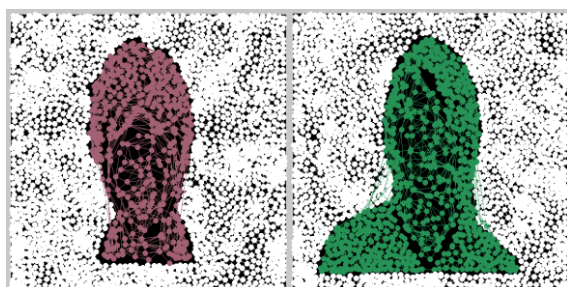


図 8.既知画像 1

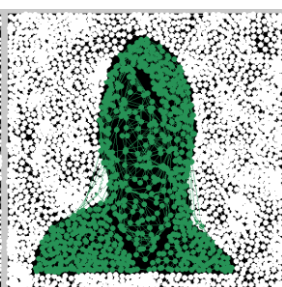


図 9.既知画像 2

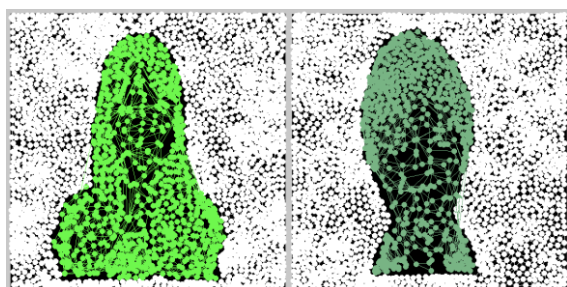


図 10.既知画像 3

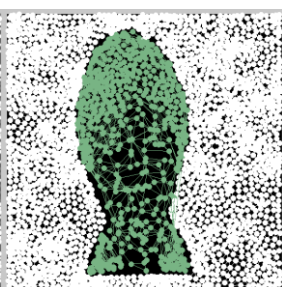


図 11.未知画像 1

図8～11より、背景と人物データとでクラス分けが出来ていることが確認できる。実験1では、全ての画像が2クラスになるようにパラメーター設定をしている。

次にそれぞれの画像のクラスごとの位置情報の最大値、最小値、形状比を表1に示す。次にクラスごとの色情報の平均値を表2に示す。

表1.位置情報

画像名	Class	MaxX	MinX	MinY	MaxY	Ratio
既知画像1	1	0.996	0.001	0.001	0.995	1.001
	2	0.658	0.287	0.287	0.904	0.465
既知画像2	1	0.814	0.101	0.101	0.941	0.841
	2	0.995	0.003	0.003	0.994	1.000
既知画像3	1	0.995	0.003	0.003	0.996	0.998
	2	0.775	0.160	0.160	0.964	0.697
未知画像1	1	0.996	0.004	0.004	0.995	0.998
	2	0.657	0.256	0.256	0.940	0.457

表2.色情報

画像名	Class	R	G	B
既知画像1	1	1.000	1.000	1.000
	2	0.331	0.398	0.299
既知画像2	1	0.130	0.165	0.109
	2	1.000	1.000	1.000
既知画像3	1	1.000	1.000	1.000
	2	0.181	0.211	0.165
未知画像1	1	1.000	1.000	1.000
	2	0.154	0.185	0.132

表1より形状比の違いが0.457～1.001まで出ていることがわかる。表2より、それぞれの画像のクラスにおいて色平均が1.000のものがある。これは背景が白の為、顔情報がクラスに1つも入らずにクラスタリング出来たことがわかる。次に画像間距離比較を表3に示す。

表3.画像間距離比較

	既知画像1	既知画像2	既知画像3
未知画像1	1.653	42.131	15.301

最も画像間距離が近い組み合わせは1.653の同一人物の既知画像1となった。ここから照明変動による影響下でも画像分類が出来たと分かる。

実験 2

既知画像1～3と未知画像1から特徴抽出をした。抽出後の結果を図12～15に示す。

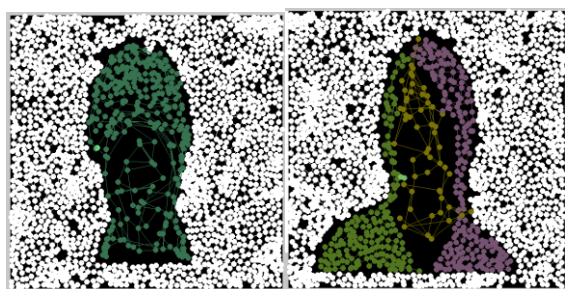


図 12.既知画像 1

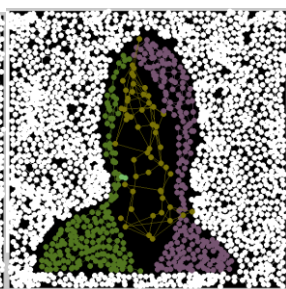


図 13.既知画像 2

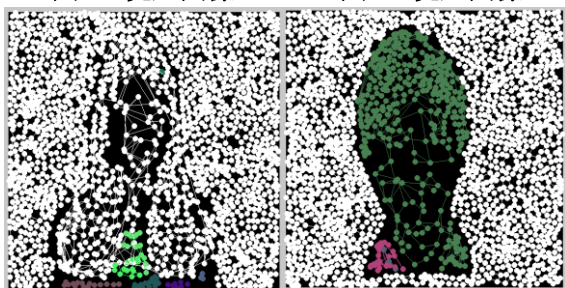


図 14.既知画像 3

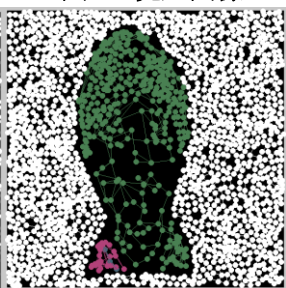


図 15.未知画像 1

図12、図15を見ると実験1と比べてあまり変化が見られない。対して図13は髪は左側、右側、顔部分に分かれている。図14は顔部分と背景部分が一緒になってしまっている。

次にそれぞれの画像別のクラス数を表4に示す。

表4.クラス数表

	既知画像1	既知画像2	既知画像3	未知画像1
クラス数	2	7	7	4

表4より、SOINNのパラメーターによってクラス数が増えたため、より細かい領域分割が出来たことがわかる。表5に画像間距離比較を示す。

表5.画像間距離比較

	既知画像1	既知画像2	既知画像3
未知画像1	2.446	2.924	3.383

表5より最も画像間距離に近い画像は2.446の同一人物の既知画像1と分かる。しかし、表3と比較すると他画像との画像距離間の差が小さくなっていることがわかる。

実験1、実験2からクラス数に関係なく画像分類が出来た。クラス数が少ない場合は大まかな画像分類に向いていて、クラス数が多い場合は、より細かい違いの画像分類に向いていることが分かった。また、実験1、実験2から両実験共に提案手法によって、照明変動の影響を受けずに画像分類を行えることが分かった。

6 まとめ

本研究では、特徴抽出時に照明変動時の影響を限りなく除くためにSOINNを使用し特徴抽出を行い、照明変動の影響を受けにくい顔画像分類を行った。その結果、実験1と実験2共に照明変動の影響を受けずに画像分類を行えた。しかし、実験2のような場合では画像間距離の差が実験1より近くなってしまった。

今後の課題としては、SOINNのパラメーターの指標、及びサイズ違いや背景が白以外の場合でも顔画像比較が行えるように改良していきたい。

「参考文献」

- [1] 山崎 和博, 巻渕 有哉, 申 富饒, 長谷川 修, 自己増殖型ニューラルネットワーク SOINNとその実践, 日本神経回路学会誌 Vol.17, No.4, 187-196, 2010
- [2] 加藤 典司, 福井 基文, 鹿志村 洋次, XYI空間における面特徴を用いた顔認識(顔・身体動作認識 <特集>画像の認識・理解論文), 電子情報通信学会論文誌, D-II, 情報・システム, II・パターン処理 J88-D-II(8), 1634-1642, 2005
- [3] 上東 太一, 甫足 創, 柳井 啓司, Multiple Kernel Learningによる50種類の食事画像の認識(パターン認識応用,<特集>画像の認識・理解論文), 電子情報通信学会論文誌, D, 情報・システム, j93-D(8), 1397-1406, 2010
- [4] 伊藤 信貴, 奈良 高明, 桜井 鉄也, 複素モーメントに基づく画像特徴抽出(応用, 行列・固有地問題の解法とその応用,<特集>平成19年研究部会連合発表会), 日本応用数理学会論文誌, 18(1), 135-153, 2008
- [5] Willshaw, D.J., von der Malsburg, How patterned neural connections can be setup by self-organization, IN PRoc. Of the Royal Society of London B, Vol.194, 431-445, 1976
- [6] Kohonen, Self-organized formation of topologically correct feature maps, Biological Cybernetics, Vol.43, 59-69, 1982
- [7] Fritzke, A growing neural gas network learns topologies, Advances in neural information processing systems, 625-632, 1995