

2D-9

特徴地図の操作を用いた画像変形

松山 泰男, 川本 博海, 黒澤 泰, 森澤 幸一, 熊谷 紀子

茨城大学

1. はしがき

特徴地図(feature map)とは, 自己組織化の過程において, 多次元のデータを, それより低い次元のデータに縮約した結果として生成されるパターンのことである. 通常は, 多次元のデータを2次元平面上に投影した形となる.

2次元画像は, ピクセル値を u とすると (x, y, u) というベクトルとなる. u はモノクロの場合にはスカラー u , そしてカラー画像の場合にはベクトル $(u_r, u_g, u_b)^T$ である. この場合の特徴地図は $(x, y, u)^T$ の集合である一枚の画像を2次元のメッシュに縮約したものとなる. 従って, 単に通常の方法^{1),2)}により, この特徴地図を得る場合には, 出来上がったメッシュパターン以上の情報は得られない. しかしながら, ベクトル量子化を組み込んだ多重降下競合学習^{3),4),5)}により, 同様なメッシュパターンを得る操作を行うと, 同時に各メッシュ内のピクセル値に対応する標準パターンが決まる. この標準パターンの集合はオフラインであらかじめ計算しておくものであり, メッシュパターンはこの標準パターン集合を用いた最適化の結果として得られる. このことは, メッシュパターンと標準ピクセルパターンを用いて, 画像の再生や変形, さらに生成ができることを意味する. 上の手法は, 学習理論の立場から解釈すると, 自己組織化(教師なし)の結果に対して, 外部から教師信号を与えて操作するという混合手法を提案したことになる.

2. 多重降下競合学習による特徴地図の作成

多重降下競合学習^{4),5)}(可変領域ベクトル量子化)には次のようなモードAとモードBがある.

モードA (インサイドモード)

与えられたトレーニングデータから標準パターン集合と特徴地図の両方を得る.

モードB (アウトサイドモード)

設計済みの標準パターン集合とデータが与えられているときに, 標準パターンをデータに対して最適割り当てするように特徴地図を求める.

モードBは, モードAにおいて標準パターン集合を形成していく画像を恒等写像にしたものである. アルゴリズム的にはモードAの特別な場合である. 本稿では, モードBを用いている. モードA/B共に, 標準パターンの変形, 部分計算性, 写像の組

み合わせ法等の細かい説明を要し, また本稿では準備項目なので, 詳細は^{3)~5)}を参照されたい.

3. 特徴地図の操作による画像の変形

特徴地図のメッシュパターンを操作することによって, どの様に画像が変形するかを調べてみる. 特徴地図は, 画像を凸四角形に切り分けたものになっている. 従って, 操作後の特徴地図も凸四角形の組み合わせであり, 元々の凸四角形と1対1の対応をしている必要がある. このとき, 凸四角形の対応については双一次変換とし, そしてその中のピクセル値については双一次パッチであるとする. 従って, 単なるアフィン変換の使用ではない.

図1はこのような操作により得られる画像の変換を示している. 図1(a)はメッシュパターンと原画像, 図1(b)は外部教師信号により操作を受けたメッシュパターンとその結果として変形を受けた画像である. 表情はこのように変化している. ここで, 大事なことは, メッシュパターンは自己組織化による特徴地図であるという点である. 従って, あらかじめワイヤーフレームモデルを作っておく方法⁶⁾とは, 学習という意味で全く異なるものである.

4. 頂点の移動

図2(a)は, 外部教師信号の指定により, 頂点 p を p' に移動する場合を表している. このとき, 周囲の頂点も移動させる.

[アルゴリズム1]

Step1

メッシュパターンにおいて, 移動頂点の始点と目標点(その後は固定)を設定する(移動点は複数個あってもよい).

Step2

周囲の可動点を指定する.

Step3

可動点について, 次の計算を行う.

$$p^{(new)} = p^{(old)} + \epsilon \{ f(n, p_0, u_n, u_{p_0})(n - p^{(old)}) + f(e, p_0, u_n, u_{p_0})(e - p^{(old)}) + f(w, p_0, u_n, u_{p_0})(w - p^{(old)}) + f(s, p_0, u_n, u_{p_0})(s - p^{(old)}) \} \quad (1)$$

Step4

$p^{(new)}$ の収束性を調べる. no なら Step3へ. yes なら Step5へ.

Step5

凸性が得られたかを調べる. no なら可動点を増やして Step3へ. yes なら Step6へ.

Image Transformation via Feature Map Modification

Y.Matsuyama, H.Kawamoto, Y.Kurosawa,

K.Morisawa and N.Kumagai, Ibaraki University

Step6

すべての凸四角形にピクセルを埋め込んで画像を生成する。

上のアルゴリズムのStep5において、許容範囲以上に可動点を指定する必要が出たり、あるいは局所最適点に補えられて凸性が得られない場合が生ずることがある。この場合の対策としては次のようなものがある

[アルゴリズム II]

アルゴリズム I は p に対する NEWS 方向の 4 頂点のみを用いているが、局所最適点に引っかかった時点で、 p に対する対角方向の 4 頂点を用いて (1) 式と同様な演算を行う。

[アルゴリズム III]

小移動を行って収束させた後、再び小移動を試みて最終点に移す。

アルゴリズム I~III を適宜選択するスケジューラを付けて、統合化されたアルゴリズムをつくることもできる。

図 2(b) はアルゴリズム I による結果である。これは $f(x, y, u_x, u_y) \equiv 1$ の場合である。頂点のピクセル値を考慮した関数としては、 $g(u_x - u_y)$ がある。ここに $g(z) \in (0, 1]$ は単調増加関数である。いずれの場合においても、繰り返しは数回から十数回である。

5. あとがき。

多重降下競合学習アルゴリズムを画像に適用すると、従来の特徴地図と同様な図形の切り分け (メッシュパターン) が教師なしで得られる。このときのメッシュパターンには、ピクセルの標準パターンが付随しているので、単なる特徴地図とは異なり、原画像に近い画像の回復が可能である。本稿では、外部教師 信号の指定によりメッシュパターンを変形し、結果として画像変形を行うことを試みた。この方法は、情報圧縮のされた標準パターンと自己組織化をベースにして画像の法則合成を行うことを初めて試みたものになっている。

[文献]

1. Willshaw, D.J. and Von der Malsburg, Ch., Proc. R. Soc, Lond. B, 194, 431-445 (1976).
2. Kohonen, T., Self-Organization and Associative Memory, Springer (1984).
3. 松山泰男, 可変領域ベクトル量子化, 信学論, J70-A, 1830-1837 (1987).
4. Matsuyama, Y., Proc. IJCNN-SD, II, 299-306 (1990).
5. Matsuyama, Y., Proc. InfoJapan'90, Pt.2, 113-120 (1990).
6. Aizawa, K. et al., Proc. GLOBECOM, 45-49 (1987).

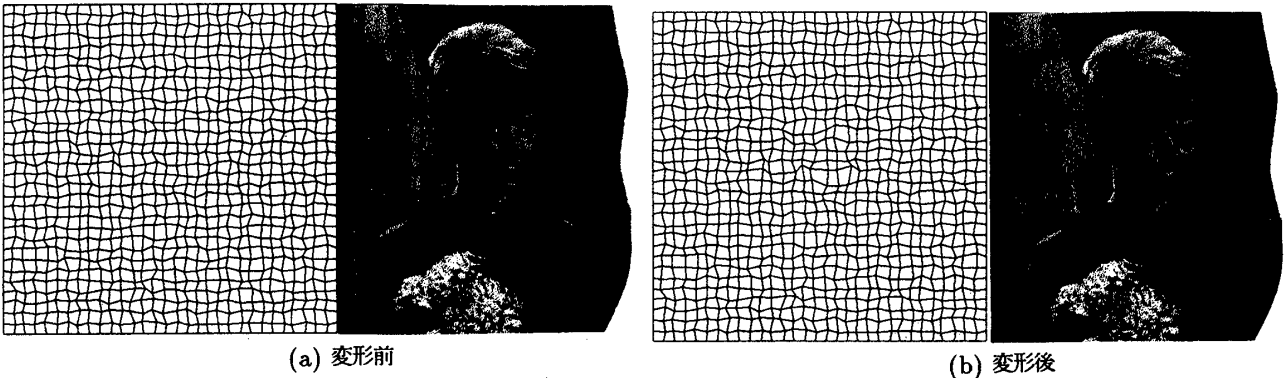


図1 メッシュパターンの変形

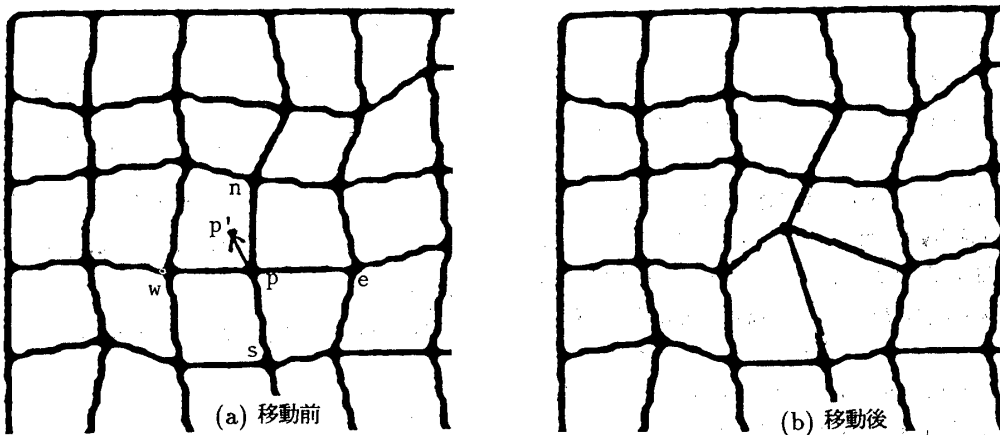


図2 頂点の移動