

Kohonen の SOM

浅川伸一 <asakawa@twcu.ac.jp>

コホネン (Kohonen, 1997) は、ヘップ則を用いた主成分分析アルゴリズム (??節を参照) と同様に、多次元刺激を 2 次元にマッピングするアルゴリズムを提案している。トリーズマン (Treisman & Gelade, 1980) の特徴地図の形成モデルと捉えることもできるし、入力刺激の分類器としての性質も考えることができる。

コホネンのアルゴリズムは競合学習 (competitive learning) の考え方を採用し、入力データに対して最大出力を与えるニューロン (とその近傍のニューロン) の結合係数のみを変更する学習則である。このように競合する素子の中で最大出力を与える素子のみが勝ち残ってその後の処理に影響を及ぼす方式をウィナー・テイク・オール (winner take all) 方式と呼ぶ。最大出力を与えるニューロン c は、

$$c = \underset{i}{\operatorname{argmin}} \{|x - w_i|\}, \quad (1)$$

と定義される。上式はすべての結合強度ベクトル w_i のなかで x との距離が最小になる w_i が選択されることを意味する。結合ベクトルの大きさが 1 に正規化されていれば

$$|x - w_c| = \min_i \{|w_i - x|\}, \quad (2)$$

と等価である。このようにして勝残ったユニットの近傍関数 h_{ci}

$$h_{ci}(t) = h(|r_c, r_i|, t), \quad (3)$$

を定義する。近傍関数には、たとえば次のようなガウシアン関数

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \exp\left(-\frac{|r_c - r_i|^2}{2\sigma^2(t)}\right), \quad (4)$$

が用いられることがある。コホネンの自己組織化地図 SOM (Self Organizing Map) とは、各入力刺激に対して最大出力を与えるユニット c と、その近傍関数 $h_{c,i}(t)$ で定義されるユニット群に対してヘップ則による学習を行い、類似した入力刺激の特徴が類似した場所に投射されるようにしたものである。

コホネンのアルゴリズム以下のようにまとめられる。

1. 2 次元状に配置した任意の数の素子を用意し、乱数で初期化する。各素子は入力刺激の次元数に応じた入力を受けとり、以下のような方法で各素子の結合係数を修正する。

2. 与えられた刺激に対して (1) もしくは (2) で最大値を与えるユニット c を選択する

3. 以下のような更新式

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - w_i(t)], \quad (5)$$

で結合係数を更新する。

4. すべての入力データについて 2, 3 を繰り返す

5. 学習を収束させるために $\alpha(t)$ を単調減少関数とし、たとえば、以下のように定義する。

$$\alpha(t) = 0.9 \left(1 - \frac{t}{t_{\max}} \right) \quad (6)$$

6. 2,3,4 を t_{\max} 回繰り返す。

近傍関数の広がりを決めるパラメータ $\sigma(t)$ を同様に t の関数として徐々に小さくしてゆく方法もある。

図 1 は 2 次元平面の点を入力データとして SOM に学習させた結果である。初期段階では中心付近に集まっていた結合係数が時間と共に徐々にほどこけて 2 次元平面の各点を反映するように広がる様子が見て取れる。

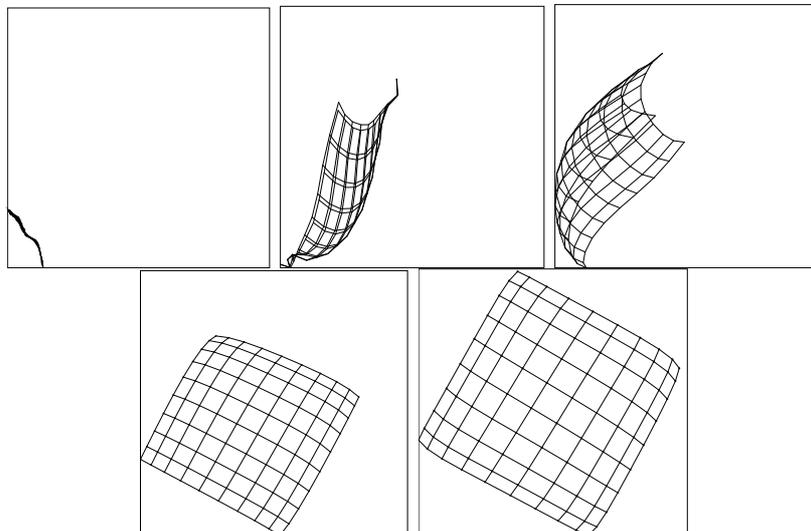


図 1: コホネンの SOM による二次元データの学習結果。左上より右下に向かって $t=20,100,200,400,800$ である。学習の進行に従って徐々に 2 次元格子が解けて行く。シミュレーションは ftp://cochlea.hut.fi/pub/som_pak のプログラムによった。

文献

Kohonen, T. (1997). *Self-Organizing Maps Second Edition*. Springer. (邦訳「自己組織化マップ」、徳高、岸田、藤村訳、1996、シプリンガー・フェアラーク).

Treisman, A. & Gelade, G. (1980). A feature integration theory of attention. *Cognitive Psychology*, 12, 97–136.