1. 概述

1. 根据 Habb 规则调节两个神经元之间的连接权（局部学习） $\Delta\omega_{ij} = \eta y_i y_j$，两个神经元同时兴奋，权加强

特点：竞争（胜者为王）、类似人脑

2. 种类

（1）ART

（2）Fukushimu 6 层网络 模仿视觉

各层的各神经元只覆盖局部区域，在同一区域中权重相同

（3）SOM —— Self - Orgnization - Mapping（Koliman 网格）

2. SOM

2.1. 结构

输入 $\vec{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^\top$，对于 y_j $\vec{\omega}_j = (\omega_{j1}, \cdots, \omega_{jn})^\top$

$$\frac{\mathrm{d}y_j}{\mathrm{d}t} = \sum_{i=1}^{n} \omega_{ji} x_i - \gamma(y_j)$$ 其中 $\gamma(y_j)$ 是遗忘因子。

当 $\frac{\mathrm{d}y_j}{\mathrm{d}t} = 0$ 时，有 $\gamma(y_j) = \sum_{i=1}^{n} \omega_{ji} x_i \Rightarrow y_j = \gamma^{-1}\left(\sum_{i=1}^{n} \omega_{ji} x_i\right) = f\left(\vec{\omega}_i^\top \vec{x}\right)$

其中 $f(\cdot)$ 是 Sigmoid 函数

- 当 $y_i = 1$ 神经元竞争获胜时，$\frac{\mathrm{d}\omega_{ji}}{\mathrm{d}t} = \alpha(x_i - \omega_{ji})$
- 当 $y_i = 0$ 神经元竞争未获胜时，$\frac{\mathrm{d}\omega_{ji}}{\mathrm{d}t} = 0$

2.2. SOM 中权的调整

$$\begin{cases} \vec{\omega}_j(t+1) = \vec{\omega}_j(t) + \eta(t)\left(\vec{x}^p - \vec{\omega}_j(t)\right) & j \in N_c \\ \vec{\omega}_j(t+1) = \vec{\omega}_j(t) & j \notin N_c \end{cases}$$

N_c：神经元的邻域，获胜的神经元及周围神经元的权获得调整

（1）邻域 N_c 随着时间的增加而缩小

（2）N_c 内离获胜神经元近的神经元的权调整多一些，远的则少一些

2.3. 算法

- 初始化连接权，$\vec{\omega}_j = (\omega_{j1}, \omega_{j2}, \cdots, \omega_{jn})^\top, j = 1, 2, \cdots, n$
- 与输入样本最接近的权对应的神经元内获胜神经元 C

$$C = \arg\min_{\forall j} ||\vec{x}(t) - \vec{\omega}_j(t)||$$

- 调整连接权 $\vec{\omega}_j(t+1) = \vec{\omega}_j(t) + \eta(t)h(j,c,t)(\vec{x}(t) - \vec{\omega}_j(t))$

  其中 $h(j,c,t)$ 为邻域函数，如 $h(j,c,t) = \exp\left(-\frac{d_{jc}^2(t)}{\sigma^2(t)}\right)$

  $\sigma(t)$ 随着 t 的增加而减小，$h(j,c,t)$ 随着 t 的增加而减小

  $\eta(t)$ 随着 t 的增加而减小，如可取 $\eta(t) = Ae^{-\frac{t}{\tau}}$
- 对于每一个样本均进行第二步和第三步运算

注：（1）可设置迭代次数或连接权变化阈值作为判断运算是否结束

（2）初始权重 $\vec{\omega}_j(t)$ 对学习的最终结果影响不大

2.4. 特点

- 相同的（类似的）输入拓扑有序的聚在一起非常直观
- 权的分布表示样本的分布
- 每个神经元的权是对所求的某类样本的加权平均

2.5. 应用

聚类、输入样本可视化、矢量量化、分类