

神经网络自适应学习系统

姚敏 (浙江大学光科系)

摘要: 本文简要介绍人工神经网络自适应学习系统(ANNALS)的结构。在 ANNALS 的支撑下,既能自动获取网络参数,又可以方便自如地对各种样本数据进行聚类分析。

一、引言

人工神经网络学习基本思想是从优生学的角度对生物神经元进行各种模拟,企图模仿脑神经系统的学习机理。神经网络学习的研究始于四十年代末,并且在神经网络研究中一直起着重要作用,如今,神经网络学习已被公认为神经网络研究的核心。

神经网络有多种学习算法。可分为有导师学习和无导师学习两大类。有导师学习是根据给定的输入输出集调整网络参数,使得网络的实际输出与期望输出之间的误差为零或最小;而以竞争学习为代表的无导师学习则是使得网络节点有选择地接受外界刺激模式的不同特性,从而提供了基于检测特性空间活动规律的性能描述。无导师学习网络可以自动地向环境学习,从而具有较强的自适应学习能力,据此,我们用软件模拟的方法建立了基于无导师学习方法的人工神经网络自适应学习系统(简称 ANNALS)。在 ANNALS 的支持下既能根据输入数据自动获取网络参数,又可以方便自如地对各种样本数据实现自动分类。

二、ANNALS 的结构

人工神经网络自适应学习系统 ANNALS 由七个相对独立的模块所组成。下面分别介绍它们的功能与结构。

1. 建立数据文件模块

建方数据文件模块(CDF)的功能是建立研究对象的数据文件。该模块通过屏幕提示,以人机会话方式引导用户按一定的格式从键盘上输入有关对象的 M 个样本向量,并以文件形式存储在硬盘上。

2. 离差学习模块

离差学习模块(DEL)在误差平方和准则指导下,以 CDF 建立的数据文件作为训练样本集,按优化技术中的梯度下降算法,迭代寻求使准则函数 J 最小化的网络参数,即网络的连接权矩阵 W。

误差平方和准则是:

$$J_1 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^P \sum_{A_k \in \Omega} \|A_k - W_j\|^2$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^P \sum_{A_k \in \Omega} \sum_{i=1}^N (a_{ik} - w_{ij})^2$$

其中 N 和 P 分别为无导师学习网络的输入节点数的输出节点数; $A_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)^T$ 表示第 k 个 N 维输入样本; $W_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})^T$, 其分量 w_{ij} 是输入节点 i 与输出节点 j 之间的连接权; f_i 是与 w_i 距离最近的输入样本集合,满足

$$\sum_{j=1}^P |f_j| = m,$$

其中 $|f_j|$ 为集合 f_j 中的样本数。

3. 相关学习模块

相关学习模块(CTL)依据的学习准则是相关准则,其表达式为:

$$J_2 = \sum_{j=1}^P \sum_{A_k \in \Omega} R(A_k, W_j)$$

其中 $R(A_k, W_j)$ 为输入样本向量 A_k 与权向量 W_j 之间的相关函数,通常取

$$R(A_k, w_j) A_k^T W_j$$

与离差学习模块相反,相关学习模块迭代寻求使准则函数 J_2 最大化的连接矩阵 W。

4. 模糊学习模块

人脑的重要特点之一就是能对模糊事物进行识别和判决。模糊学习的基本思想就是根据人脑思维的模糊性

特点,提出一种模糊熵准则作为无导师学习网的学习准则,其定义式如下:

$$H = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p H(B_j)$$

其中 $B_j(j=1, \dots, p)$ 是输入样本集 $U = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ 上的模糊子集,分别代表 U 的 P 个模糊分类 $F_j(j=1, \dots, P)$; $H(B_j)$ 为模糊子集 B_j 的模糊熵

$$H(B_j) = k_0 \sum_{k=1}^m [m_{B_j}(A_k)]$$

而 $k_0 = \frac{1}{m \ln 2}$, $s(\cdot)$ 为商农函数, $m_{B_j}(A_k)$ 是输入模式 A_k 对 B_j 的隶属度。模糊熵 $H(B_j)$ 描写模糊子集 B_j 的模糊度,是 B_j 所含模糊性大小的三种度量。当 $m_{B_j}(\cdot) \in \{0, 1\}$, 即 B_j 为分明集合时, $H(B_j) = 0$; 当 $m_{B_j}(\cdot) = 0.5$, 即分类最模糊时, $H(B_j)$ 取最大值 1。显然,学习的目标就是要降低分类的模糊性,因此,模糊学习模块(FEL)可采用梯度下降算法,迭代寻求连接权矩阵 W , 达到 $\min H$ 。

5. 多准则学习模块

多准则学习就是将两个或两个以上不同的学习准则有机地结合起来,可以克服诸如离差学习、相关学习和模糊学习等单准则学习的某些局限性,更好地模拟人脑的自适应学习功能,实现更有效的学习。多准则学习模块 CMCL 就是在误差平方和准则和模糊熵准则的指引下,迭代求解网络的连接权矩阵,同时达到 $\min J$ 和 $\min H$ 。

MCL 提供了两种基于误差平方的准则和模糊熵准则学习算法把学习的全过程按时间顺序分为粗调阶段和细调阶段,在学习的不同阶段考虑不同的学算法,即在粗调阶段按误差平方和准则确定权值修正量,而在细调阶段按模糊熵准则修正权矩阵。融合学习算法将误差平方和准则和模糊熵准则合二为一,从而获得新的准则函数 J 。

$$J = aJ_1 + (1-a)H$$

然后就可以象离差学习或模糊学习那样,采用梯度下降法去求解最小化 J 的权矩阵 W 。

6. 聚类分析模块

聚类分析模块(CA)是利用学习好的网络将 M 个输入样本自动分为 P 类。聚类分析为更深入的研究提供有用的信息。此外,聚类分析还可用来对社会、经济等抽

象系统中的诸对象实现自动划分与评价。

7. 帮助模块

帮助模块(HELP)简要说明人工神经网络自适应学习系统 ANNALS 的结构与使用操作方法。HELP 告诉我们,利用 ANNALS 解决问题一般步骤是:

(1)在主菜单中选取“建立数据文件”项,从键盘上输入研究对象的样本向量;

(2)在主菜单上从离差学习、相关学习、模糊学习和多准则学习中选取任一种学习方法对网络进行训练;

(3)如果需要对输入样本进行分类,可从产菜单上选取“聚类分析”项。

三、结束语

本文介绍人工神经网络自适应学习系统 ANNALS 是在微机 Turboc 环境下采用结构化设计方法开发的,既可靠又方便实用。我们打算在现有系统的基础上增加有导师学习算法(如 BP 算法)以及有导师学习和无导师学习相结合的学习算法,进一步增强系统的功能和实用价值。

参考文献:

- [1] R. Hecht-Nielsen, *Neurocomputing*, Addison-Wesley, 1990.
- [2] S. Zanarini, *Complex Systems and Cognitive Processes*, Springer-Verlag, 1990
- [3] 姚敏, 一种改进型的模糊聚类分析法及应用, 计算机时代, 1993 年第 1 期。
- [4] 蔡元龙, 模式识别, 西北电讯工程学院出版社, 1986。

花钱少办事多

300元省一台打印机

SXD系列打印机共享器

清华大学科学馆

邮政编码: 100084

电话: 01-2594866

联系人: 魏宝英·张罗平

传真: 01-2595569