

基于串-并行计算 BP 网络拓扑结构的研究与实现*

任立勇** 卢显良

(电子科技大学计算机学院 成都 610031)

【摘要】 在传统 BP 网络拓扑结构及学习算法的理论分析基础上, 提出了一种更接近人类大脑思维方式的采用串-并行计算构造的神经网络拓扑结构的方法; 将样本特征三大问题中的“排序”问题的解决体现在网络的拓扑结构上, 有效地提高了神经网络的学习速度和识别精度。

关键词 串-并行 BP 网络; 模式识别; 显著特征; 拓扑结构

中图分类号 TP18

前馈神经网络分类器在神经网络模式分类器中占有重要的地位。一般来说, 学习算法只与网络收敛速度的快慢有关, 在所定义的误差代价函数形式确定的情况下, 网络的分类性能与所选择的学习算法关系不大, 而影响网络分类性能的关键因素主要是输入待分类样本的特性和分类网络的结构与规模^[1]。

样本的特征问题一直是神经网络和模式识别领域的研究热点和难点。文献[2]提出模式样本的“特征选择、提取和排序”对网络的成功应用起着重要的作用^[2]。图 1 给出了样本特征学习前的一系列过程。对于特征的选择和提取, 有关学者提出过很多方法^[2], 在特征的排序问题上也提出过一些设想和实现, 但总的思想不外乎一点, 即在网络学习时, 将重要的特征赋予较大的权值, 而不重要的特征赋予较小的权值。随着网络学习的不断深入, 网络权值的进一步调整, 重要的特征完全有可能淹没在不重要的特征之中。因此, 本文提出的一种改进型 BP 网络, 将重要特征单独进行串行运算并分类, 在此基础上再进行并行运算, 进行更为细致的分类。实验证明, 这种对样本特征排序的方法大大地改善了网络的学习速度和分类性能。

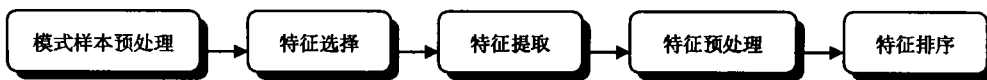


图 1 样本特征的选择、提取与排序

1 串-并行 BP 网络拓扑结构及学习算法

传统的前馈型 BP 网络在模式识别应用较为广泛, 但有不足之处, 而实际应用中网络往往对模式样本的数量和质量要求极高, 样本的遍历性、相容性与致密性对网络学习速度影响较大^[3,4]。

传统的思想认为: 人脑在进行判断时, 采用综合分析、并行处理所获得各种信息, 巨量并行性是人脑信息活动的重要特点。因此, 人工神经网络的拓扑结构和学习算法参考了并行处理这一特点, 忽略了人脑在进行判断活动时, 总是先根据样本主要特征将其与模式进行对比分成若干大类, 然后在大类中根据其他特征再进行分类或单个识别。这种人脑的工作方式完全可以在人工神经网络中实现, 称作“先串行后并行处理”^[5]。下面给出利用这种思想构造的一种改进型 BP 网络结构及其算法实现。

1.1 网络拓扑结构

图 2 为串-并行 BP 网络拓扑结构示意图。在这种网络中, 输入样本首先根据其主要特征在串行分类器中将其分为若干类, 然后将去掉主要特征的样本再分别送入相应的 BP 网络中作并行处理。

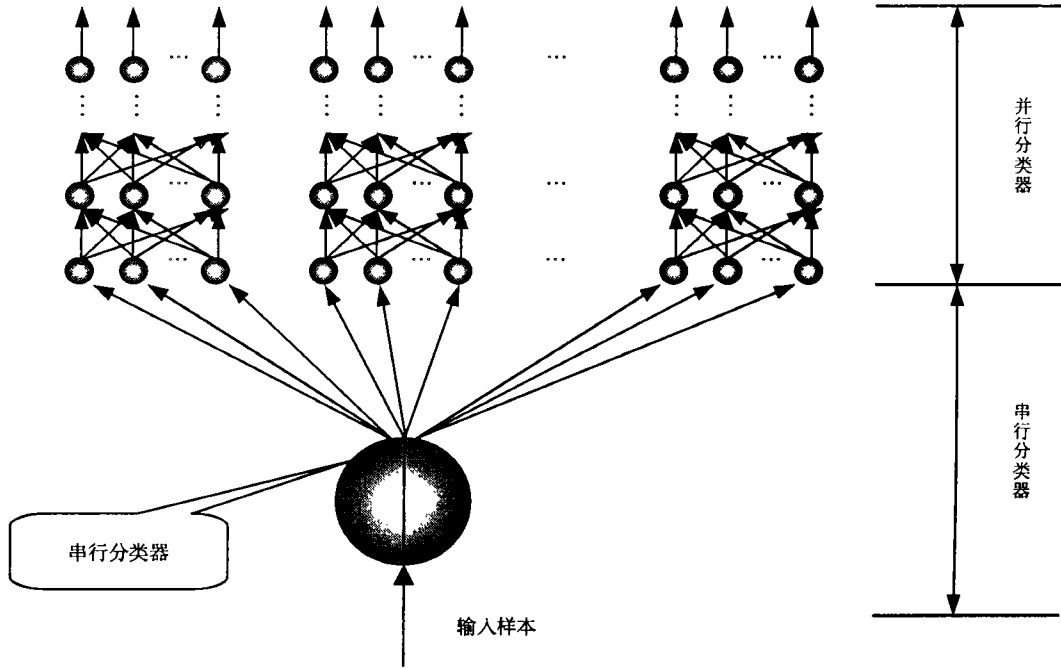


图 2 串-并行 BP 网络结构

1.2 学习算法

根据上述拓扑结构, 串-并行 BP 网络的学习分两步完成, 首先进行串行分类, 再进行并行 BP 算法学习。设输入样本特征为 $X_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,m}, x_{i,m+1}, \dots, x_{i,n})^T$, 其中 $(x_{i,1}, \dots, x_{i,m})^T$ 为样本的显著特征, 用于串行分类。经过串行分类后形成 K 个大类, 于是可构造 K 个完全一样的 BP 网络, 其输入特征为 $(x_{i,m+1}, x_{i,m+2}, \dots, x_{i,n})^T$, 输出节点数为 K 个 BP 网络中的最大节点数 N , $Y_{ki} = \underbrace{(0, 0, \dots, 1, 0, \dots, 0)}_N^i$ 为

第 k 个 BP 网络的第 i 个期望输出, 其学习步骤为:

- 1) 将 K 个 BP 网络的 W_{ij} 分别赋予较小的非 0 随机值, 设定学习率 η 和惯性系数 α ;
- 2) 输入第一个样本 $X_1 = (x_{1,1}, \dots, x_{1,m}, x_{1,m+1}, \dots, x_{1,n})^T$, 令 $\bar{X}_1 = (x_{1,1}, \dots, x_{1,m})^T$, $\underline{X}_1 = (x_{1,m+1}, \dots, x_{1,n})^T$;
- 3) 将 \bar{X}_1 送入串行分类器, $Y = f(X)$ 为一串行分类函数(如一个简单的选择算法), 根据 $Y_i = f(\bar{X}_i)$ 的值决定该样本属于第 k 个 BP 网络;
- 4) 将 \underline{X}_1 送入第 k 个 BP 网络进行传统的 BP 网络学习;
- 5) 输入第 i 个样本 $X_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,m}, x_{i,m+1}, \dots, x_{i,n})^T$, 令 $\bar{X}_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,m})^T$, $\underline{X}_i = (x_{i,m+1}, \dots, x_{i,n})^T$ 转步骤 3);
- 6) 循环利用 p 个样本对, 直至每一个 BP 网络的误差足够小, 且 W_{ij} 趋于稳定。

性能分析: 这种串-并行 BP 网络算法较为简单, 其学习速度比传统 BP 网络快得多, 但耗费的空间是传统 BP 网络的 K 倍。表 1 给出了两种 BP 网络的网络学习对比情况。

表1 串-并行 BP 网络和传统 BP 网络学习对比表

样本牙个数	串并行 BP 网络		传统 BP 网络	
	学习次数	误差	学习次数	误差
36	51	0.000 093 27	664	0.000 089 1
126	124	0.000 098 72	1 000	0.000 783 4
216	327	0.000 994 57	2 000	0.092 768 5
414	529	0.009 763 95	10 000	0.987 645 6

2 主要特征的选择^[6]

在上述算法中, 我们提出了主要特征用于串行分类。对于主要特征的选择, 一般根据具体情况在构造网络和网络学习之前确定, 但此方法缺乏普遍性。下面给出选择主要特征的一般方法。

设 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为 n 个样本, $C = (C_1, C_2, \dots, C_m)$ 为样本特征向量, 考虑下列矩阵

$$F = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1m} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nm} \end{bmatrix}$$

其中 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im})$, $1 \leq i \leq n$ 为第 i 个样本; $C_j = (X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{nj})^T$, $1 \leq j \leq m$ 为所有样本的第 j 维特征。

如果假设 m 维特征的密度函数有较好的形状, 那么当 n 足够大时, 其密度函数可以被认为是高斯分布函数^[5], 可表示为

$$F(X_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\eta_j)^2}{2\sigma_j^2}\right\} \quad 1 \leq j \leq m$$

式中 η_j 为第 j 维特征的期望值, σ_j 为方差, 可表示为 $N(\eta_j, \sigma_j)$, 对于 n 个样本, $N(\eta_j, \sigma_j)$ 则可预先求出。由此, 对于给定属于 j 维特征的参数 X , 可求出其远离度为

$$F_j(X) = \frac{X - \eta_j}{\sigma_j} \quad j = 1, 2, \dots, m$$

式中 $F_j(X)$ 即可显示出给定参数的重要性。

3 结束语

本文提出了一种串-并行的 BP 网络拓扑结构及其学习算法, 将样本特征三大问题中的“排序”体现在网络的拓扑结构上。该结构虽然在空间上产生了一定的耗费, 但其网络学习速度和识别精度却大大提高, 文中还对样本特征的显著特征选择进行了有益的探索。

参 考 文 献

- 1 黄德双, 马颂德. 关于前馈网络分类器研究的进展. 成都: 西南交通大学出版社, 1996
- 2 靳 蕃, 范俊波. 神经网络与神经计算机的原理与应用. 成都: 西南交通大学出版社, 1989
- 3 殷勤业. 模式识别与神经网络. 北京: 机械工业出版社, 1992
- 4 黄德双. 神经网络模式识别系统理论. 北京: 电子工业出版社, 1996
- 5 潘中良. 多处理机系统的一种并行算法. 电子科技大学学报, 1996, 25(2):165-170

- 6 Jin Fan, Fan Junbo. A Humanoid Intelligent System for High-speed Recognitions. Proc of Intern Conf on Intelligent Information Processing and System, 1992: 412~414

Study and Implementation of BP Network Based on Serial-parallel Computing Topology

Ren Liyong Lu Xianliang

(College of Computer Science & Engineering, UEST of China Chengdu 610031)

Abstract The topology of an artificial neural network (ANN), characterized by connectionism, is an important factor which affects the function and the performance of ANN. In this paper, based on analysis of some existing neural network models, a method for constructing BP networks using serial-parallel computing is proposed. "Ordering", one of the three sample feature problems, is solved topologically. Analysis shows that precision and learning speed of ANN are enhance remarkably.

Key words serial-parallel BP network; pattern recognition; remarkable character; topology

· 科研成果介绍 ·

自然电位测井的数值模拟及应用研究

主研人员: 聂在平 袁 宁 潘 锦 聂晓春

自然电位测井的数值模拟完成了自然电位测井问题的精细建模与求解, 成功地将数值模式匹配(NMM)这一高效算法用于自然电位响应的数值模拟; 给出了复杂非均匀介质中多偶极层响应的全波分析, 严格匹配了偶极层激励条件和各界面边界条件; 建立了电流和电压激励的两种自然电位测井模型, 完成了相应的自然电位响应数值模拟程序; 给出了井内外和各层间地层水电阻率对比度的自然电位响应图版, 并利用奇异值分解方法, 依据 SP 测井响应反演出地层静自然电位。

该研究成果对自然电位测井从定性分析上升到定量分析, 得出的若干结论对自然电位测井的定量分析和解释有广泛指导意义。

· 科 卞 ·