

# BP神经网络在点群分类中的应用

尹洁林, 刘全坤

(合肥工业大学材料科学与工程学院, 安徽 合肥 230009)

**摘要:** 文章在介绍了 BP神经网络的基本原理和特点后, 将 BP神经网络引入到点群分类中来, 具体说明它在点群分类中的实现过程, 最后通过一个实例验证了 BP神经网络用在点群分类中的可行性。

**关键词:** BP神经网络; 点群; 逆向工程; 期望输出值

**Abstract** In the paper, BP neural network is introduced to classify point clouds after explaining the basic principal and characteristic of BP neural network. Then the detailed operating process is given. And BP neural network is proved to be a feasible method used in grouping point clouds by the result of a given example.

**Key words** BP neural network; point clouds; reverse engineering; expected output value

## 0 引言

随着测量仪器的不断改进以及工业产品越来越强调美观、效率和个性化设计, 逆向工程以其先进的技术、快捷的方式和美观的造型而广泛应用于众多领域, 反求技术正越来越被人们看好。逆向工程中最基本最关键的几何建模过程是研究的重点。这个过程分为数据获取和 CAD模型建立两个阶段<sup>[1]</sup>。就数据获取这个阶段而言, 当测量设备获得点群后, 首先面临的的就是点数据的处理。面对数以万计的散乱点, 我们要做的工作包括点数据的坐标定位、杂点的删除、数据的噪声滤除、排序、平滑化及筛减。利用特征搜寻功能找出曲面的趋势或特征、点群数据的分割等<sup>[2]</sup>。点数据处理中的点群数据分割可将复杂的数据处理问题简化, 有利于提高曲面拟合的精度, 因此研究工作具有重要的意义。点群数据分割的实质是根据点的局部几何特征的相似性对点进行分类<sup>[3]</sup>。本文所讨论的正是点群数据的分类问题。神经网络是目前研究的热门

问题, 它所具有的模式识别、分类和知识表达能力使它开始广泛地应用于国民生产各领域中。下面, 就 BP神经网络在点群数据分类中的应用简单作一介绍。

## 1 BP神经网络与点群分类

### 1.1 BP神经网络的概述

BP(Back - Propagation)神经网络是用 BP算法训练的一种多层前馈型非线性映射网。网络中的各神经元接受前一级的输入, 并输出到下一级, 在网络中没有反馈。BP神经网络通常可以分为不同的层。由于输入层和输出层的结点可与外界相连, 直接接受环境的影响, 所以称之为可见层, 而其它中间层称为隐层。BP网络通常有一个或多个隐层, Robert Hecht - Nielson 证明了对于闭区间内的任一个连续函数都可以用一个隐层的 BP网络来逼近, 因而具有一个隐层的三层 BP网可以完成任意的  $n$  维到  $m$  维的映射, 这给了我们一个基本的设计 BP网络的原则。BP网络的神经元作用函数一般采用 sig-

收稿日期: 2003- 11- 30

作者简介: 尹洁林 (1979-), 女, 安徽阜阳人, 硕士生, 研究方向: 逆向工程。刘全坤, 教授, 研究方向: 模具 CAD/CAM。

moid压缩函数  $y = 1 / (1 + e^{-x})$ 。在算法方面, BP神经网络采用的是反向传播学习算法 (BP算法), 该方法方便、直观且训练有效

## 1.2 BP算法的基本原理

网络的学习就是利用样本资料并根据一定的目标函数来优化网络的参数 (权值和阈值) 的过程。目前, 网络学习的算法较多, 其中 BP算法是目前应用最广泛且较成功的一种算法。下面给出了该算法原理示意图 (图 1)。

输入信号  $x$ , 通过中间结点 (隐层点) 作用于输出结点, 经过神经元作用函数, 产生输出信号  $y$ , 网络训练的每个样本包括输入向量  $X$  和期望输出量  $d$ , 网络输出值  $y$  与期望输出值  $d$  之间的偏差, 通过调整输入节点与隐层节点的权重  $W_{hi}$  和隐层节点与输出节点的权重  $\omega_{ij}$  以及阈值, 使误差沿梯度方向下降。经过反复学习训练, 确定与最小误差相对应的网络参数 (权值和阈值), 训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息, 自行处理输出误差最小的经过非线性转换的信息<sup>[4]</sup>。

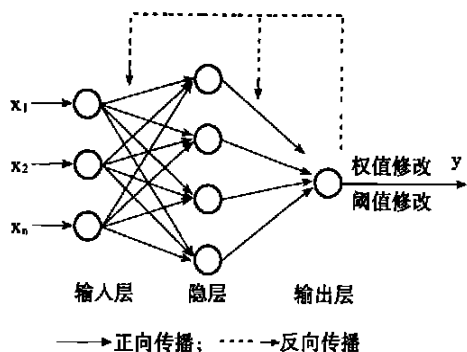


图 1 BP算法原理示意图<sup>[5]</sup>

## 1.3 在点群分类中采用 BP神经网络

点群分类之所以可以采用 BP神经网络方法是由它们各自的特点决定的。逆向工程中所研究的点群是大量离散点的集合, 由于测量设备的原因其中可能还有少部分的坏点。面对这样的点群, 要想将它们分类是相当困难的。

BP神经网络具有如下特点:

(1) 对于所要解决的问题, 不需预先编制计算程序来计算, 只需给它若干训练实例就可以通过自学习完成;

(2) 具有很强的容错性。当系统接受了不完整信息时仍能给出正确的解答;

(3) 具有较强的分类、模式识别和知识表达能力, 善于联想、类比和推理

上述这些特点使 BP神经网络能够用在上述点群的分类方面。试想, 提取点群中有限的点数据, 根据模型的特征将这些点数据分类后, 将它们作为训练样本和对应的输出期望值输入到 BP算法程序中, 在一定的误差范围内, 经过有限次的学习次数, 得到需要的网络参数, 然后用这些网络参数来验证点群中的其它点各属于哪一类

## 1.4 BP神经网络在点群分类中的具体实现过程

点群分类使用的是三层 BP网络模型。输入神经元是点数据的坐标值, 期望输出值是将点群中属于一类的点数据用自定义的一数值来表示而得到的一系列数据, 输出神经元的值是确定点数据所属类型的依据。设  $h_i$ 、 $i$ 、 $j$  分别为输入层、隐层、输出层的节点数目,  $\theta_i$ 、 $\theta_j$  分别为隐层节点、输出层节点的阈值,  $\omega_{hi}$ 、 $\omega_{ij}$  分别为输入层节点与隐层节点、隐层节点与输出层节点之间的权值, 各节点的输入为  $x$ , 输出为  $y$ , 实现过程如下:

(1) 输入样本值并计算各节点的输入和输出值

设已归一化的输入样本及对应的期望输出值为  $\{x_k, d_k\}$ ,  $k$  为样本容量。给  $\{\omega_{hi}\}$ 、 $\{\omega_{ij}\}$  和  $\{\theta_i\}$ 、 $\{\theta_j\}$  赋予  $(-0.1, 0.1)$  区间上的随机值; 置  $k=1$ , 把点样本  $\{x_k, d_k\}$  提供给网络; 计算隐层各节点的输入  $x_i$ , 输出  $y_i$ :  $x_i = \sum_{h=1}^h \omega_{hi} \cdot x_h + \theta_i$ ,  $y_i = 1 / (1 + e^{-x_i})$ ; 计算输出层各节点的输入  $x_j$ , 输出  $y_j$ :  $x_j = \sum_{i=1}^i \omega_{ij} \cdot y_i + \theta_j$ ,  $y_j = 1 / (1 + e^{-x_j})$ ;

(2)修正各权值和阈值

根据梯度下降原理,按如下公式修正各权值和阈值<sup>[5-6]</sup>.

$$\Delta\omega_{ij}^{t+1} = \eta \frac{\partial E_k}{\partial x_j} y_i + \alpha \Delta\omega_{ij}^t;$$

$$\Delta\theta_j^{t+1} = \eta \frac{\partial E_k}{\partial x_j} + \alpha \Delta\theta_j^t;$$

$$\Delta\omega_{hi}^{t+1} = \eta \frac{\partial E_k}{\partial x_i} x_k + \alpha \Delta\omega_{hi}^t;$$

$$\Delta\theta_i^{t+1} = \eta \frac{\partial E_k}{\partial x_i} + \alpha \Delta\theta_i^t;$$

式中,t为修正次数;学习速率 $\eta \in (0, 1)$ ;  $\alpha$ 为一小正数;  $E_k$ 为单样本点误差;

$$\frac{\partial E_k}{\partial x_j} = y_i(1 - y_i)(y_i - d_k),$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial x_i} = y_i(1 - y_i) \sum_{j=1}^j \left( \frac{\partial E_k}{\partial x_j} \cdot \omega_{ij} \right).$$

(3)确定合适的网络参数

置  $k = k + 1$ ,将点样本提供给网络,计算隐层和输出层各节点的输入和输出值以及修正的各权值和阈值,直至全部点数据训练完毕.重复以上步骤,直至学习次数大于预先设定的值,学习结束.此时所得到的  $\theta_i, \theta_j, \omega_{hi}, \omega_{ij}$  即为所需要的网络参数.

(4)将点数据分类

将欲分类的点数据提供给网络,由上面得到的网络参数  $\theta_i, \theta_j, \omega_{hi}, \omega_{ij}$  计算输出层节点的输出值  $y_j$ ,通过将其与期望输出值比较,确定点数据所属类型.

2 实例说明

为了验证上述方法在点群数据分类中的可行性,下面以一个简单的实例来加以说明.图 2是由一个等腰三角形(腰长为 3)、一个正方形(边长为 3)、一个半圆形(圆心(3, 1.5),半径 1.5)三个特征组合而成.这里将属于等腰三角形特征的点设为第一类点,将属于正方形特征的点设为第二类点,将属于半圆特征的点设为第三类点.分别在这三个特征中各取 20个样本,且设其期望输出值分别为 1 2 3.所取点样本及期望输出值的数据如表 1中所示(注:点坐标以  $(x_1, x_2)$ 表示,期望输出值以  $d$ 表示).

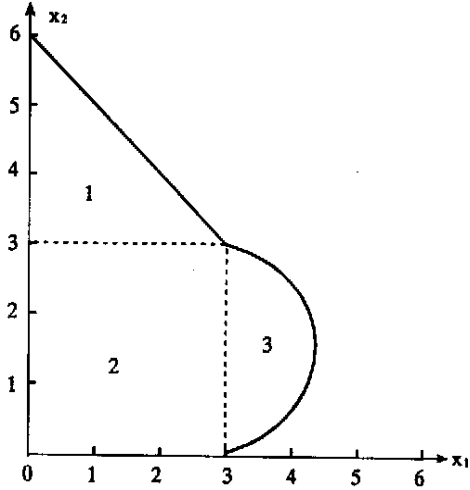


图 2 实例图形

表 1 样本列表

序号	$x_1$	$x_2$	$d$	序号	$x_1$	$x_2$	$d$	序号	$x_1$	$x_2$	$d$
1	0.5	3.5	1	21	0	0	2	41	3.6	1	3
2	1	3.5	1	22	1	0	2	42	3.3	2	3
3	1.5	3.5	1	23	2	0	2	43	3.2	2.5	3
4	2	3.5	1	24	3	0	2	44	3.5	0.4	3
5	2.5	3.5	1	25	0.5	1	2	45	3.5	0.7	3
6	0	3.5	1	26	1	1	2	46	3.5	1.5	3
7	0	4	1	27	1.5	1	2	47	3.5	2.1	3
8	0.5	4	1	28	2	1	2	48	3.5	2.6	3
9	1	4	1	29	2.3	1	2	49	3.5	1.2	3
10	1.5	4	1	30	0.5	2	2	50	4	0.6	3
11	2	4	1	31	1	2	2	51	4	0.9	3
12	0.3	5.5	1	32	1.5	2	2	52	4	1.3	3
13	0	5	1	33	2	2	2	53	4	1.7	3

序号	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	d	序号	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	d	序号	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	d
14	0.5	5	1	34	2.5	2	2	54	4	2.1	3
15	1	5	1	35	0.5	2.8	2	55	4	2.4	3
16	0	6	1	36	2.6	1.5	2	56	3.7	1	3
17	1	3.2	1	37	1	2.7	2	57	3.7	2	3
18	2	3.2	1	38	1.5	2.6	2	58	4.3	1	3
19	0.5	3.2	1	39	2.5	2.8	2	59	4.3	2	3
20	2.5	3.4	1	40	0	2	2	60	4.5	1.5	3

针对本例的特点,在所编写的程序中,分别将输入层结点数、隐层结点数、输出层结点数设置为 2, 3, 1 将表 1 列出的 60 个点数据和其对应的期望输出值作为训练样本和期望输出值输入程序,设定经过 10 万次学习以后结束训练,此时所得到的网络参数即为所需要的。

下面,在所绘的图形中任意取 8 个点数据,用刚刚得到的网络参数来识别它们各属于哪一类。如果得到的  $y$  值界于 1 和 1.5 之间,则该点属于第一类点;如果得到的  $y$  值界于 1.5 和 2.5 之间,则该点属于第二类点;如果得到的  $y$  值界于 2.5 和 3 之间,则该点属于第三类点。

将各数据记于表 2 中。

表 2 点数据所属类型对比表

序号	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	y	由运算得到的 所属点类型	实际所属 点类型
1	1.7	3.3	1.3591	1	1
2	1.2	2.7	1.6951	2	2
3	2.8	2.7	2.1692	2	2
4	3.3	2.2	2.6178	3	3
5	2.7	2.5	2.1707	2	2
6	2.4	3.2	1.7160	2	1
7	3.2	0.9	2.8093	3	3
8	2.1	2.6	1.7650	2	2

将表 2 中由运算得到的所属点类型和实际所属点类型进行对比可知,它们基本一致,其中只有第五个点不相符。这样的结果验证了 BP 神经网络在点群数据分类中的可行性。而造成有点数据所属类型不一致的原因

包括 BP 算法本身的限制以及程序在执行中的不稳定性等方面。

### 3 结论

用 BP 神经网络法算得的点数据所属类型与它们实际所属类型是基本一致的。由此我们可以得出这样的结论: BP 神经网络用在点群数据分类中是可行的,而且总体效果也是非常好的。但同时也有误差存在,产生误差的最主要原因是 BP 算法本身有明显的不足。现在有人提出了一些改进的方法,如动量—自适应学习调整算法、L—M 算法、BP—AGA 混合算法等,目的在于提高网络的学习速度和避免局部极小值的产生。随着 BP 算法的改进, BP 神经网络在点群分类方面具有广泛的研究和应用前景。

### 参考文献:

- [1] 史桂蓉,邢渊,张永清.反向工程应用现状及研究方向[J].机械科学与技术,2000,19(4): 653- 655.
- [2] 许智钦,孙长库.3D逆向工程技术[M].北京:中国计量出版社,2002.
- [3] 史桂蓉,邢渊,张永清.用神经网络进行散乱点的区域分割[J].机械科学与技术,2002,21(4): 75- 78.
- [4] 王三明,蒋军成.基于神经网络理论的系统安全评价模型[J].工业安全与防尘,2001(2):
- [5] 金菊良,丁晶.水资源系统工程[M].成都:四川科学技术出版社,2002.
- [6] 胡守仁,余少波,戴葵.神经网络导论[M].长沙:国防科技大学出版社,1993.
- [7] 张军英,许进.二进前向人工神经网络——理论与应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2001.