

基于神经网络的液压泵故障诊断——学习系统的分析

郑军华, 马骏骑, 仲海卫

(昆明理工大学机电工程学院, 云南昆明 650093)

摘要: 说明了基于神经网络的故障诊断的学习系统的原理, 分析了多层感知器的隐层节点数的确定和对 BP 算法的改进. 并以液压泵的故障诊断为例, 解释了此学习系统的实现过程. 在对 BP 算法改进之后, 系统能很好地实现学习功能, 完全达到了预期的结果.

关键词: 神经网络; 故障诊断; 多层感知器; 学习系统

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2003)01-0039-04

Malfuction Diagnosis Based on Neural Network ——The Analysis of the Learning System

ZHENG Jun-hua, MA Jun-Qi, ZHONG Hai-wei

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: The paper illuminates the principle of learning system in malfunction diagnosis based on neural network, and analyzes how to decide the number of conceal layers node in the multi-sensor and how to improve the BP algorithms. Taking malfunction diagnosis of the fluid pump as an example, it explains the realization process of the learning system. After the improvement of BP algorithms, the system can better realize the learning system, and attain the expected result.

Key words: neural network; malfunction diagnosis; multi-sensor; learning system

0 引言

故障诊断是一门新发展的学科, 它所涉及的领域极广. 近年来, 神经网络理论在诊断中得到了广泛的应用. 学习过程是神经网络的主要特征之一. 本文所讨论的属多层感知器神经网络, 所应用到的 BP 算法是一种有导师学习算法(有导师学习是指待诊断的模式类别属性已知, 对于每次模式样本的输入, 网络输出端都有一个对应的指导信号与其属性相匹配. 基于网络输出端监督信号与实际输出的某种目标函数准则, 通过不断修正网络的连接权值, 使得网络输出端的输出与监督信号的误差逐渐减小到要求的限度内).

1 对 BP 算法的改进^[1]

BP 算法的学习过程由正向传播和反向传播两部分组成, 在正向传播过程中, 输入模式从输入层经过隐层神经元的处理后, 传向输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元状态. 如果在输出层得不到期望的输出, 则转入反向传播, 此时误差信号从输出层向输入层传播并沿途调整各层间连接权值和阈值, 以使误差不断减小, 直至达到精度要求. 该算法实际上是求误差函数的最小值, 它通过多个样本的反复训练, 并采用最快下降法使得权值沿着误差函数负梯度方向改变并收敛于最小点.

多层感知器的权值可以表达复杂的非线性映射, 为了描述一种映射要构造一个训练集也就是一个状态向量 $\{X\}$. 这个训练集由 k 个输入输出对 $\{X, T\}$ 组成, 这里的 X 代表网络的 n 维输入向量, T 代表网络的期望输出值. 需要优化的代价函数是

收稿日期: 2002-09-05.

第一作者简介: 郑军华(1977.6~), 男, 硕士; 主要研究方向: 机械加工自动化.

$$E(W, V) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i$$

$$\text{这里的 } E_i = \frac{1}{2}(t_i - y_i)^2 \quad (1)$$

对于一个给定的网络,上式定义了网络权值 W 和 V 的非线性优化问题. BP 算法中一层中的权值根据每个权值的偏微分独自改变,误差从输出层回到输入层,所有权值同时改变.这样会使网络的记忆和归纳能力下降,从而影响解决实际问题的精度.改进算法过程如图 1 所示.

2 隐层数的分析

多层感知器同单隐层感知器相比,在达到同样训练误差的情况下,需要更多的权值调整运算,并且划分空间过细容易导致网络的归纳和泛化能力下降.网络的层数可由映射存在定理确定,这个定理是:“给定任一连续函数 $f: U^n \rightarrow R^m, f(X) = Y$. 这里 U 是闭单位区间 $[0, 1]$, f 可以精确地用一个三层感知器网络实现”.任意连续函数可由一个三层感知器网络逼近.因为只有一个隐层的神经网络能够以期精度逼近非线性函数,对于一般的故障诊断问题,具有一个隐层的三层感知器已经足够用了.因此,确定神经网络的结构也就是确定隐层神经元数.所以液压泵故障诊断智能系统采用了一个隐层,即三层 BP 神经网络.

3 隐层节点数的确定

三层感知器网络的隐层节点数是不可以任意选择的,而是由所要求的学习误差来决定,学习样本集越大,学习的误差也越大;当学习的误差不能减小时,不一定是陷入了非线性优化的局部极小,可以是所用的 BP 网络的隐节点数不够.

可以给出三层 BP 网络隐层单元数与样本记忆的关系,任给: $(x_i, y_i) \in R^n \times R^m, i = 1, 2, \dots, k$ 有渐近函数 φ, φ 可以是函数、Sigmoid 函数、指数函数、径向偏置函数或高斯分布函数,存在着:

$$\omega_i \in R^n, \theta_i \in R, i = 1, 2, \dots, k-1, c_i \in R^k, i = 1, 2, \dots, m$$

使得:

$$C \cdot h_k(x_i) = y_i \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

这里:

$$h_k(x_i) = \varphi(\langle \omega_1, x_i \rangle - \theta_1), \varphi(\langle \omega_2, x_i \rangle - \theta_2), \dots, \varphi(\langle \omega_{k-1}, x_i \rangle - \theta_{k-1}, 1)^T$$

$$i = 1, 2, \dots, k; C = (c_1, c_2, \dots, c_m)^T$$

即:对于任意给定的 k 个实值样本, $k-1$ 个隐单元的三层感知器网络能记忆它们,当样本增加为 $k+1$ 个时,网络对它们联想记忆的概率为零.

上面的分析说明,当三层感知器网络用于学习和记忆的时候,如果训练样本较多,其隐节点要足够多,也就是说为了用一个三层感知网络去逼近一个有界连续函数,必须有相当数量的隐层节点数.

4 学习系统的实现

在本文中我们以液压泵故障诊断为例,把噪声信号的功率谱分为 9 个频段,如表 1 所示^[2].期望输出如表 2 所示.

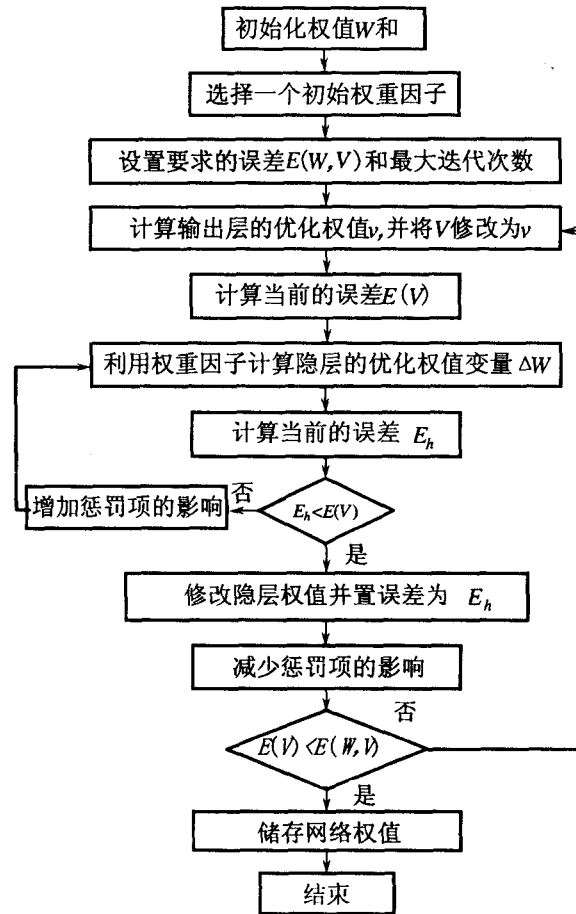


图 1 改进算法框图

表 1 液压泵振动故障原因与征兆表

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8
频段(f 为工频)	$< f$	f	$2f$	$3f$	$3f \sim 8f$	$8f$	$8f \sim 16f$	$16f$	$> 16f$
正常	0	0.022 5	0	0	0.000 1	0	0.000 7	0.015 6	0
电机转速慢	0.000 8	0	0	0	0.005 0	0	0.000 7	0	0
滤油塞阻塞	0.000 8	0	0	0	0.000 7	0	0.000 7	0	0
叶片不灵活	0.100 8	0	0	0	0.007 0	0	0.000 7	0	0
轴承有损伤	0.082 2	0	0	0	0.001 3	0	0.000 7	0	0
转子有裂纹	0.000 8	0	0.002 5	0	0.007 0	0	0.000 7	0	0
定子内磨损	0	0.002 5	0	0	0.000 1	0.002 5	0	0.390 6	0

表 2 样本的目标输出

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8
频段(f 为工频)	$< f$	f	$2f$	$3f$	$3f \sim 8f$	$8f$	$8f \sim 16f$	$16f$	$> 16f$
正常	1	0	0	0	0	0	0	0	0
电机转速慢	0	1	0	0	0	0	0	0	0
滤油塞阻塞	0	0	1	0	0	0	0	0	0
叶片不灵活	0	0	0	1	0	0	0	0	0
轴承有损伤	0	0	0	0	1	0	0	0	0
转子有裂纹	0	0	0	0	0	1	0	0	0
定子内磨损	0	0	0	0	0	0	1	0	0

表 3 样本的实际输出

故障样本	0	1	2	3	4	5	6	7	8
频段(f 为工频)	$< f$	f	$2f$	$3f$	$3f \sim 8f$	$8f$	$8f \sim 16f$	$16f$	$> 16f$
正常	0.997 5	0.006 5	0.005 0	0.006 7	0.000 1	0.006 7	0.003 1	0.000 4	0.005 6
电机转速慢	0.000 8	0.998 4	0.003 4	0.007 5	0.005 0	0.006 4	0.000 7	0.000 7	0.006 5
滤油塞阻塞	0.000 8	0.005 4	0.998 7	0.006 4	0.007 0	0.007 8	0.000 7	0.002 3	0.004 5
叶片不灵活	0.005 4	0.008 5	0.007 8	0.999 9	0.007 0	0.007 4	0.006 5	0.007 5	0.003 2
轴承有损伤	0.002 2	0.004 5	0.009 4	0.004 2	0.997 4	0.003 2	0.000 7	0.001 3	0.007 2
转子有裂纹	0.000 8	0.008 5	0.002 5	0.007 4	0.007 0	0.988 9	0.000 7	0.007 4	0.006 5
定子内磨损	0.000 3	0.002 5	0.000 4	0.005 6	0.000 1	0.002 5	0.999 8	0.003 2	0.003 2

根据上面的分析,选三层感知器网络,输入层单元数为 9,对应 9 个频率特征量,输出层数为 9,对应于 9 种故障;先使用 7 个样本对网络进行训练,根据上面的理论,隐层神经元数选为 9 个比较合适;规定系统误差为 0.000 1,用改进算法进行训练,网络很快收敛.网络的训练结果见表 3,可见,对相应输入样本和目标样本,输出模式中相应故障节点值接近 1,非故障节点值接近 0,由此可见该三层感知器网络学习知识能很好地记忆.

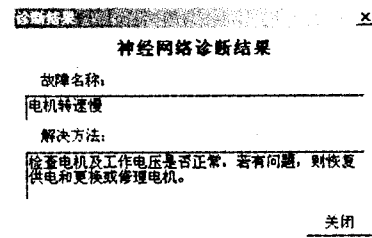


图 2 液压泵故障诊断结果界面

5 输出结果与结论

以液压泵故障诊断为例的故障智能诊断系统应用 BP 神经网络的正向传播过程,根据输出层 y_k 来判断给定信号的故障类型^[3].诊断结果界面如图 2 所示.

从系统运行结果来看,在对 BP 算法改进之后,系统完全实现了预想的学习功能,并表现了很强的智能化行为.当未知故障发生时,技术人员只要做出正确的判断,并把故障名称及解决方法输入电脑数据库,其它的事情都可由电脑完成.当这一故障再次发生时,电脑就能自动识别,并告诉工作人员方案,并不需要技术人员在现场指导,这一过程符合专家系统理论.

参考文献:

- [1] 虞和济等.基于神经网络的智能诊断[M].北京:冶金工业出版社,2000,120~129.
- [2] 黄文虎.设备故障诊断原理,技术及应用[M].北京:科技出版社,1996,51~62.
- [3] 欧阳洪志.基于神经网络的液压泵故障诊断[J].机床与液压,1996,(6):33~37.