

# 基于小波神经网络柱塞泵液压系统的故障诊断研究

金莹

Fault diagnosis study on hydraulic system of piston pump based on wavelet neural network

JIN Ying

(咸阳职业技术学院 机电工程系, 陕西 咸阳 712000)

**摘要:**为了能够有效地对柱塞泵液压系统进行故障诊断,该文深入研究了小波神经网络在其中的应用。首先,分析了小波神经网络的基本原理,确定了小波神经网络的结构;然后,研究了小波神经网络的算法,选取了具有全局最优的粒子群优化算法。接着,设计了小波神经网络训练的流程;最后,对柱塞泵液压系统进行了故障诊断研究,经过仿真计算,最终得出小波神经网络具有故障诊断正确率高和诊断速度快的优点。

**关键词:**小波神经网络; 柱塞泵; 故障诊断

中图分类号:TH137.5 文献标识码:B 文章编号:1000-4858(2011)07-0107-04

液压系统是柱塞泵的关键部件之一,液压系统的工作是否稳定可靠与整个柱塞泵的正常与否是息息相关的,目前,柱塞泵不断地采用了机电一体化的技术,液体系统随之也就变得越来越复杂了。由于液压系统的工作环境比较差,所以,柱塞泵的液压系统经常会出现故障,主要故障有以下几种:重负荷无法提升,空负荷无法提升,提升速度缓慢,并且会出现颤动等故障。

由于柱塞泵液压系统的故障比较复杂,因此利用传统的故障诊断方法对其进行故障诊断具有较大的局限性,在故障诊断上具有模糊不清、主观性比较强的缺陷。同时,在进行故障诊断的过程中操作十分烦琐,自适应能力也比较薄弱。小波神经网络具有较高的智能性,远远优越于传统的故障诊断方法,它可以解决不确定性的问题,具有较强的自适应能力,在非线性故障诊断问题的处理上显示出比较强的优越性。

在算法上,小波神经网络通常利用梯度下降法进行训练操作,该算法的收敛与起始值的选取密切相关,因此,收敛速度非常慢,并且可能会陷入局部极值。为了弥补这些缺点,利用粒子群算法来替代梯度下降法,粒子群算法采用基于种群的全局搜索策略,通过惯性权重协调全局搜索与局部搜索,能以较大的概率保证最优解,克服了梯度下降法局部最优的缺陷。通过将小波神经网络与粒子群优化算法有机结合以构建改进

的小波神经网络,提出了基于粒子群优化算法的小波神经网络模型,用于柱塞泵液压系统的故障诊断。

## 1 小波神经网络结构

小波神经网络是把小波分析理论与神经网络理论相结合,主要研究方向为小波与BP神经网络相融合。小波神经网络的实质如下:小波神经网络的目标函数可以用网络的真正输出和网络的期望输出之差的平方和来表示,小波神经网络的权值系数可以利用最小化原则进行调整。小波神经网络的处理过程通常情况下有以下两个步骤:

(1) 前向传播:以小波神经网络的输入层为起始点,一层一层地向前进行运算,按照输入到小波神经网络的样本将每一层的输出计算出来,最后将小波神经网络的输出层的输出计算出来;

(2) 误差反向传播:调整权值系数,以小波神经网络的输出层为起始点,一层一层地向后计算权值系数,同时进行权值的调整。

这两个步骤依次进行,当小波神经网络的输出收敛,停止计算。

小波神经网络的隐层所选取的小波函数应该满足

收稿日期:2011-01-19

作者简介:金莹(1974—),男,陕西商洛人,讲师,硕士,主要研究方向:机械设计及计算机辅助设计。

容许性条件,小波神经网络的算法会随着所选取的小波函数的变化而发生改变。小波函数可以作为小波神经网络中神经元的激励函数,小波基的选取依据是小波变换的小波系数。

采用的小波神经网络是用非线性小波基取代了BP网络中传统的非线性 Sigmoid 函数,小波基采用 Morlet 母小波。非线性函数的拟合通过用所取的非线性小波基进行线性叠加来实现,即用小波级数的有限项拟合。小波神经网络基本结构如图 1 所示。

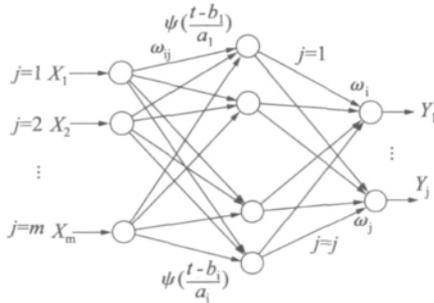


图 1 小波神经网络基本结构

利用小波  $\psi_{a,b}(t)$  拟合非线性函数  $y(t)$ ,可以得到如下公式:

$$\bar{y}(t) = \sum_{j=1}^J \omega_j \psi\left(\frac{t-b_j}{a_j}\right) \quad (1)$$

式中,  $\bar{y}(t)$  表示的是非线性函数  $y(t)$  对应的拟合值序列;  $\omega_j$  代表了小波神经网络的输出层和隐含层第  $j$  个单元间的连接权值系数;  $J$  表示小波基的数目;  $b_j$  与  $a_j$  分别表示小波基的平移系数与伸缩系统。

小波神经网络隐含层的激励函数利用 Morlet 母小波:

$$\psi(t) = \cos(1.75t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (2)$$

## 2 小波神经网络的算法

粒子群优化算法 (PSO) 由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出,源于对鸟群觅食的研究,其基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻求最优解。

在 PSO 系统中,每个粒子在空间中运动,并由一个矢量决定其运动方向和位移。粒子追随当前的最优粒子运动,并经多次搜索得到最优解。

PSO 算法数学表示如下:

设搜索空间为  $D$  维,总粒子数为  $n$ 。第  $i$  个粒子位置表示为向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ; 粒子每次迭代中追随最优粒子在空间搜索,直至找到最优解。在每次迭

代中,粒子通过跟踪两个最优解进行更新:一个是第  $i$  个粒子本身的过去最优位置  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ,二是整个种群目前找到的最优解  $P_g$ ; 第  $i$  个粒子的位置变化率(速度)为向量  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,每个粒子的位置按下式进行变化:

$$v_{id}(t+1) = W * v_{id}(t) + c_1 * rand(n) * (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 * rand(n) * (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (3)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (4)$$

其中,  $c_1, c_2$  为正常数,称为加速因子,也叫学习因子;  $rand(n)$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $W$  称为惯性因子,是粒子上一次的速度对本次飞行速度的影响因子,较大有利于跳出局部极小点,  $W$  较小有利于算法收敛。式 (3) 中右边共有 3 项:粒子上一次的速度与惯性因子的乘积、粒子自身行为的差异比较、粒子群体行为的差异比较。

## 3 小波神经网络的训练流程

小波神经网络 (WNN) 的训练一般采用梯度下降法,这是一种局部搜索算法,网络极易陷入局部最小值。梯度下降法的缺陷如下:

- (1) 极易陷入局部极小值;
- (2) 不容收敛,收敛速度非常低;
- (3) 可能会产生数值震荡。

为了避免以上缺点,利用粒子群算法来取代原来的梯度下降法,进行小波神经网络的参数训练,训练的结果可以得出结论,粒子群算法使的小波神经网络的训练迭代步数以及收敛精度都得到了提升。

从而基于粒子群算法的小波神经网络算法的流程如下:

- (1) 根据图 1 所示,小波的伸缩因子为  $a_k$ , 平移因子为  $b_k$ , 网络连接权重为  $\omega_{ij}$  和  $\omega_j$ 。

粒子群规模设为  $n$  个。每个粒子的位置向量为:

$$Position(i) = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_j, a_1, a_2, \dots, a_j, b_1, b_2, \dots, b_j] \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中  $k$  为隐含层神经元个数。

初始化  $n$  个粒子的位置向量、速度向量  $v$ , 其中每个粒子向量的元素随机产生。

输入学习样本为  $x_m(i)$  相应的期望输出为  $y_m$ 。其中  $m = 1, 2, \dots, M$ ,  $M$  为输入样本数量。

(2) 隐含层激励函数采用 Morlet 母小波,如式 (2) 所示。利用粒子群算法式 (3)、式 (4) 对每个粒子的位置向量  $Position$  和速度  $v$  进行迭代更新,并且记录每个粒子的历史最优位置  $p_i^d$  (第  $i$  个粒子第  $d$  次迭代的

历史最优位置向量)和全部粒子中的全局最优位置向量  $g^d$ 。

粒子的适应度的概念是第  $d$  次迭代后网络实际输出  $\bar{y}$  与期望输出  $y$  间的最小均方差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M [y_m - \bar{y}_m^d]^2 \quad (6)$$

其中,  $d = 1, 2, \dots, D$ ,  $D$  为最大迭代次数。记录对应于  $p_i^d$  和  $g^d$  的系统的适应度  $E_i^d$  和  $E^d$ 。

(3) 当  $E^d$  小于预设的误差值, 则停止, 否则重新进入步骤(2)。

(4) 依据最后获得的全局最优值  $g^d$  求解小波神经网络的输出。

#### 4 柱塞泵液压系统的故障诊断实例

柱塞泵液压系统的主要故障有: 分离块分离; 液压油太少; 油箱缺油; 漏油; 轴承座圈损坏; 空气泡沫; 柱塞卡死; 连杆脱落, 内提升臂不能得到动力; 液压缸与活塞卡死; 液压油脏导致活塞和缸壁被拉伤; 柱塞和泵体配合面磨损严重; 安全阀密封不严; 液压缸顶部油管松动等。其中最经常发生的故障是: 轴承座圈损坏; 液压缸与活塞卡死; 安全阀密封不严。利用具有 2 kHz 截止频率的低通滤波器对柱塞泵的滤波信号进行处理, 分别以轴承座圈损坏, 液压缸与活塞卡死, 安全阀密封不严以及完好的柱塞泵作为样品。输入参数取以下几个参数: 峰值  $M$ , 方差  $D$ , 轴承座的特征频率幅值  $V1$ , 液压缸的特征频率幅值  $V2$ , 安全阀的特征幅值  $V3$ 。输出向量分别为: 无故障(0 0 0 0), 轴承座圈损坏(0 1 0 0), 液压缸与活塞卡死(0 0 1 0), 安全阀密封不严(0 0 0 1)。经过归一化处理, 可以得到小波神经网络的学习样本, 部分学习样本见表 1。

表 1 柱塞泵液压系统的部分学习样本

	$M$	$D$	$V1$	$V2$	$V3$	$D1$	$D2$	$D3$	$D4$
无故障	0.089	0.009	0.204	0.113	0.835	0	0	0	0
轴承圈故障	0.584	0.430	0.685	0.634	0.328	0	1	0	0
无故障	0.090	0.010	0.201	0.112	0.861	0	0	0	0
安全阀故障	0.145	0.950	0.028	0.295	0.482	0	0	0	1
液压缸故障	0.955	0.350	0.960	0.695	1.000	0	0	1	0
无故障	0.243	0.321	0.140	0.165	0.254	0	0	0	0
安全阀故障	0.120	0.935	0.028	0.025	0.415	0	0	0	1
轴承圈故障	0.585	0.450	0.700	0.643	0.350	0	1	0	0
无故障	0.267	0.465	0.135	0.103	0.204	0	0	0	0

依据小波神经网络的原理, 构造出 1 个三层的小波神经网络, 该网络有五输入节点, 分别是 5 个特征参数, 网络有 4 个输出节点, 与柱塞泵的 4 种故障一一对应。根据柱塞泵故障样本的数目, 最终设定隐含层的节点数为 15 个, 动量因子取为 0.925。经过大量的仿真实验, 利用不同的学习率  $\eta$  对小波神经网络进行训练, 经过不断地对比, 最终确定最佳的学习率为 0.005。

为了防止小波神经网络出现数值震荡现象, 在小波神经网络进行学习的过程中, 权值系数取 [0, 1] 内的值, 设定误差不能超过 0.01, 经过仿真最终可以得到误差曲线, 如图 2 所示, 从图中可以看出, 经过 45 步迭代计算, 小波神经网络就达到了设定的误差, 收敛速度非常快。训练之后, 就可以获得柱塞泵液压系统的故障诊断模型, 该故障诊断模型具有学习效率高、适应能力强的优势。将 6 组检验样本的柱塞泵的故障特征参数作为输入参数引入小波神经网络的故障诊断模型中, 最终可以获得诊断结果, 结果见表 2。

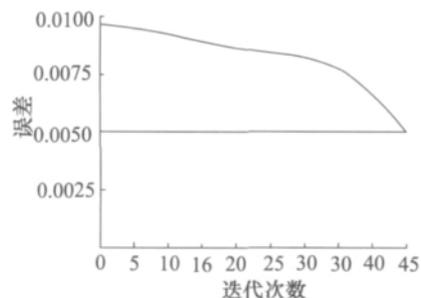


图 2 基于粒子群优化算法的小波神经网络误差-迭代次数曲线

从表 2 中的后四列数值可以判断出柱塞泵的故障类型, 经过判断, 表明识别的故障结果与选定的柱塞泵液压系统的故障完全一致, 误差均小于 0.005, 说明基于粒子群优化算法的小波神经网络具有非常高的诊断正确率。

#### 5 结束语

利用基于粒子群优化算法的小波神经网络对柱塞泵液压系统进行故障诊断, 诊断结果表明, 该故障诊断方法的诊断正确率非常, 能够有效地应用于柱塞泵的液压系统。采用粒子群优化算法避免了传统算法容易陷入局部最优的缺陷, 提高了故障诊断的可靠性。

# 液压系统混入空气后的影响的分析及措施

陈成<sup>1</sup>, 严雯<sup>2</sup>

The analysis and measure of the hydraulic system mixed with air

CHEN Cheng<sup>1</sup>, YAN Wen<sup>2</sup>

(1. 东华大学 机械工程学院, 上海 201620; 2. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240)

**摘要:** 该文对空气进入液压系统的途径进行了分析和混入空气后液压刚度的计算, 最后在分析了混入空气对液压系统所造成影响的基础上, 介绍了在设计、使用过程中降低空气影响的几种措施。

**关键词:** 液压系统; 空气; 刚度分析; 影响; 措施

中图分类号: TH137 文献标识码: B 文章编号: 1000-4858(2011)07-0110-03

液压技术在国民经济的各个领域中得到越来越广泛的应用, 成为农业、工业、国防和科学技术现代化进程中不可替代的一项基础技术。但是, 液压系统性能的好坏, 直接关系到液压设备能否长期保持良好的运行状态, 除了工程设计、加工制造等影响因素外, 液压系统油液中的含气量也是及其重要的影响因素。

混入液压系统的空气分子, 通常以  $\phi 0.05 \sim \phi 0.50$  mm 的气泡形态悬浮于液压油中, 对液压系统最大和最直接的影响是液压油体积弹性模量  $K$  值大幅度下降。悬浮在油液中的空气分子与液压油结合而成为混合油液, 这种混合油液的稳定性决定于空气气泡的几何尺寸、分布密度等, 导致液压系统出现随机振动、噪声污染、压力值波动、液压元件动作不稳定、执行部件产生爬行、换向冲击、定位不准或动作错乱等故障, 同时还使功率消耗上升, 液压油加速氧化以及液压油润滑性能大幅降低。

## 1 空气进入液压系统的途径

进入液压系统的空气, 根据其进入途径可以分为两类: 溶解在液压油中的空气和在工作过程中被卷入的空气。前者是不可避免的, 不可能完全排除。每次更换液压部件时或开放油箱等, 都会把部分空气卷入液压系统中, 而空气被卷入液压油中大多与液压系统的结构有关。

实际设计中的液压站或油箱系统大多采用空气—液压油直接接触式增压结构, 这种结构使得空气在液压油中的溶解度变大, 液压油箱中的过滤隔板结构虽然可以有效地过滤掉液压油中的杂质, 但混入其中的空气依然存在, 且使气泡排除更为困难, 因此系统中液压油与空气接触的部分要格外注意, 特别是有速度变化的地方。

收稿日期: 2011-01-14

作者简介: 陈成(1986—) 男, 安徽六安人, 硕士研究生, 主要从事机电控制及液压方面的研究工作。

表2 柱塞泵液压系统的故障诊断结果

序号	$M$	$D$	$V1$	$V2$	$V3$	$D1$	$D2$	$D3$	$D4$	诊断结果
1	0.092	0.012	0.215	0.106	0.785	0.001	0.000	0.001	0.002	无故障
2	0.635	0.465	0.703	0.589	0.426	0.001	0.998	0.004	0.001	轴承圈故障
3	0.158	0.855	0.045	0.305	0.526	0.003	0.002	0.004	0.997	安全阀故障
4	0.961	0.354	0.953	0.584	1.035	0.005	0.001	0.998	0.003	液压缸故障
5	0.585	0.562	0.825	0.736	0.415	0.002	0.996	0.001	0.005	轴承圈故障
6	0.267	0.386	0.246	0.145	0.223	0.004	0.001	0.003	0.003	无故障

## 参考文献:

[1] 张玲霞, 陈明, 刘翠萍. 冗余传感器故障诊断的最优奇偶向量法与广义似然比检验法的等效性[J]. 西北工业大学学报, 2005, 23(2): 266-270.

[2] 张若青, 裘丽华. 基于动态神经网络的液压伺服系统故障检测[J]. 机械工程学报, 2002, 38(3): 46-49.

[3] 彭滔, 汪鲁才. 一种改进的神经网络机械故障诊断专家系统[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(1): 232-235.