

基于遗传神经网络的旋转机械故障预测方法研究

张琪¹, 吴亚锋¹, 李锋²

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072; 2. 中国华阴兵器试验中心 环境模拟室, 陕西 华阴 714200)

摘要: 许多大型旋转机械运行工况恶劣, 非平稳、非线性特征明显, 以及各种突发性、偶然性因素的影响, 给基于振动信号处理的状态预测和状态维护分析带来困难; 神经网络以其强大的处理非线性系统的能力在故障预测中得到广泛的应用, 但由于其在追求高精度训练目标时易陷入局部极值, 且收敛速度慢甚至发散; 针对这个问题, 提出了采用遗传算法对神经网络连接权值和阈值进行优化, 这样不仅发挥了神经网络广泛的映射特性也使遗传算法的全局搜索优势尽显无疑; 通过组合这两种算法, 在提升网络学习的准确度方面, 优点尤其突出, 最终提高对旋转机械故障预测和寿命估计的性能, 这在某环境模拟试验系统动力风机的轴承磨损故障预测中得到了验证。

关键词: 遗传算法; BP 神经网络; 磨损; 预测

Research on Mechanical Fault Prediction Based on Improved Neural Network

Zhang Qi¹, Wu Yafeng¹, Li Feng²

(1. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Department of Environment Simulation, Huayin Ordinance Test Centre, Huayin 714200, China)

Abstract: The representative characteristics of large-scale rotating machine in operation are non-stationary and nonlinear, and also influenced by sudden and accidental factors, thus the difficulty in condition monitoring and fault prediction based on vibration signal analysis is great. Artificial neural networks, which perform a nonlinear mapping between inputs and outputs, are widely used in fault prediction, but easy to fall into local optimal solution and converge with slow speed or even diverge. In this paper, aimed at this problem, the dynamic prediction model is studied, in which back propagation (BP) algorithm coupled with genetic algorithm (GA) will be used to train and optimize the networks. BP of ANN has been recognized as a powerful mapping approach to model extremely complex nonlinear process while GA for global search ability was used in various diverse optimization systems. Owing to complementary advantages of both merged, the accuracy of the GA-BP networks is improved significantly. The final goal is to improve the performance of GA-BP network in predicting faulty and estimating residual life for rotating machinery. Ultimately, verification of the optimization was showed at the bearing wear data from the power fan of a environmental simulation test system.

Keywords: genetic algorithm; back-propagation neural network; wear; prediction

0 引言

旋转机械是工业生产中转化能量和提供动力的关键设备, 其性能退化或失效影响整机性能甚至导致设备非计划停机, 造成经济损失甚至人员伤亡。如磨损是轴承最常见的一种失效形式, 磨损量较大时, 轴承便产生游隙, 使振动加剧、产生噪声以及旋转精度降低等严重影响轴承的工作性能。开展旋转机械的故障预测研究, 能够变定时维修为视情维修, 对预防故障发生和保证设备安全运转具有重要意义。

故障预测技术是故障诊断的一个组成部分, 前提是状态监测及诊断。我们知道, 机械设备需要长期使用并且经受各种环境作用, 必然会发生性能与功能的变化。如果能够通过监测采集到缓变信号参数的实时数值(突变信号不具普适性), 通过一定的方法对一定时间以后的参数进行科学预测, 从而评估设备的性能和可靠性, 为设备使用者及时准确的做出决策提供技术支持。如果想要做到在故障未发生之前做好防范工作, 就要开展早期故障预测。同时, 也可以在故障发生之后快速隔离故障和重组系统功能。

故障预测方法的研究内容基本分为 3 个方面: 第一, 基于历史数据统计模型的预测方法, 相应的预测值是经过模型参数的估计得到的。如时间序列预测 ARMA 模型; 第二, 基于模糊理论或灰色理论的数学预测方法。如灰色预测通过一阶微分方程解释数列的发展规律, 该模型用于故障短期预测效果比较好; 第三, 数据驱动预测方法, 这种智能方法不需要被测系统精确的数学模型, 而是借助历史的状态数据, 在对数据处理和分析之后, 其中隐含的有效信息被挖掘出来。现已用于设备关键部件寿命预测的数据驱动方法主要有神经网络、支持向量机等^[7-10]。有人用支持向量机 SVM 预测股价指数, 用人工神经网络 ANN 预测时间序列, 都收到了较好的预测效果。

现实环境中, 机械设备的性能和功能受到各种复杂因素的影响, 想要用精确的函数关系描述其变化过程是不现实的, 这是实际问题中的普遍现象。大量真实数据集的性质表明, 基于数据更能进行准确预测和恰当的描述。神经网络和遗传算法这两种智能算法都是模拟生物结构去表达输入输出之间隐性关系的。人工神经网络是预测应用中普遍和灵活的工具, 是现代数据分析中的热点, 可以处理“黑箱”问题, 它自身具有强大的自主学习能力, 学习对象是网络输入层的大量样本, 通过对各层的神经元进行训练, 在以网络输出均方误差最小的训练目标下, 连接权重和阈值不断被调整到最佳值, 最终确定的网络结构和参数, 以此进行外推预测后续的状态。在人工神经网络中, 有一类是用误差的反向传播来调整网络训练的权值, 这种

收稿日期: 2015-09-07; 修回日期: 2015-09-29。

作者简介: 张琪(1984-), 女, 陕西咸阳人, 硕士研究生, 主要从事智能诊断与预测方向的研究。

吴亚锋(1961-), 男, 陕西渭南人, 教授, 博士研究生导师, 主要从事现代信号处理理论与方法及振动噪声分析与控制方向的研究。

多层的前馈神经网络就是 BP 网络。作为前向网络的核心，BP 网络在神经网络中是最完美、最精华的。从统计数据得出，应用的神经网络模型中有八成至九成都采用了 BP 网络或它的变形。虽然它具有结构简单，可调整参数多，训练算法多，可操作性好的特点，但其自身也存在缺陷，由于搜索求解算法是沿梯度下降的，导致网络存在收敛速度慢的缺点，难以保证复杂网络的全局优化而易导致陷入局部极小值，加之无法准确获得网络结构、初始连接权值和阈值，而它们却是影响网络训练效果的主要因素。因此，有必要采用遗传算法对神经网络进行优化，以期克服这些问题，提高网络的泛化能力。

遗传算法将初始连接权值和阈值作为染色体，建立种群，利用生物遗传特性（复制、交叉、变异）逐代进行选择，高收敛精度与速度保证了搜索到全局范围内的最优解。这个最优解就是最佳的网络结构，比用经验和试验判断更能使网络参数合理化，它的交叉因子和变异因子在网络陷入局部极值时能很好地跳出来，从而克服网络陷入局部最小的缺点，提高网络的学习精度。

综上所述，采用遗传算法优化神经网络的预测方法对旋转机械进行故障预测是可行和有效的。

1 结合遗传算法的 BP 神经网络的原理

遗传算法优化 BP 神经网络是为了得到最佳的网络连接权值和阈值，其原理是把网络的初始权值和阈值作为遗传种群中的个体，定位出一个理想的搜索解空间。遗传 BP 神经网络（以下简称 GA-BP）算法的流程如图 1 所示。

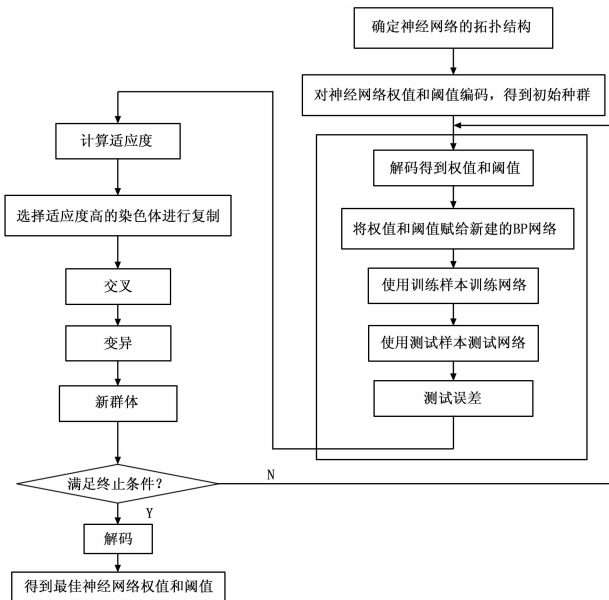


图 1 GA-BP 算法流程

该组合算法由三部分组成：BP 神经网络结构确定、权值与阈值的遗传优化、网络训练及仿真。根据样本的输入和输出参数的个数来确定 BP 神经网络拓扑结构^[3]，进而得出遗传算法待优化参数的数目，也就能计算出种群中个体的编码长度。训练网络的第一步需要初始化参数，获取一组随机数，这个参数是影响网络训练的重要因素，但是随机的通常不准确，为了得到最佳的权值和阈值，运用遗传算法对训练过程进行优化。遗传算法按照其染色体的复制、交叉、变异原则调整网络的连接权值和阈值，计算出 BP 网络输出与测试目标的均方误差

$$E : E = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [O_k(l) - T_k(l)]^2$$

(O_k, T_k 分别为输出层输出和目标值)，进而得到遗传进化的适应度 $fitness = \frac{1}{E}$ ，向着适

应度增大的方向在进化代中搜寻最优的个体，即使网络的均方误差最小的权值和阈值。将全部样本按步骤让网络学习一遍后，训练结束的条件是全部样本的输出误差均小于设定的误差精度，如果未达到，网络将继续学习，以相同的条件判定是否结束，最终得到最优的权值与阈值输入网络进行预测。

2 经遗传算法优化后的 BP 神经网络与传统 BP 神经网络的性能比较

为了验证 GA-BP 网络预测准确度高的普适性，我们用 MATLAB 产生一组呈指数生长特征的数据，加入高斯白噪声组成原始信号。将这组原始信号依据当前数值加上前 3 个时序点的数值来预测下一个点的数值的思想构建网络的输入输出结构，分别输入 BP 和 GA-BP 训练并进行仿真预测，用预测值与实际值的均方误差来评判网络模型的泛化水平。

2.1 创建神经网络，确定结构和参数

按照 BP 神经网络设计方法选用最常见的三层 BP 网络，输入层、隐含层和输出层。输入样本为 4 维的输入向量，因此输入层一共有 4 个神经元节点；输出层有 1 个节点；隐含层神经元数目选取采用经验公式 $\sqrt{n_0 + s2 + 1}$ ， n_0 和 $s2$ 分别是输入和输出数据的个数， l 通常在 1~10 之间取值，则隐层节点数为 $+l$ ($l=1\sim 10$)，经试验，隐层神经元个数取为 4 时，测试误差均方最小，则中间隐含层应该取 4 个神经元。因此，网络应该为 $4 \times 4 \times 1$ 的结构。设计隐含层与输出层传递函数分别为 tansig 函数和线性 purelin 函数。通过这样的多层神经网络的学习，输入和输出之间隐含的非线性关系最终被训练好的模型表示出来。

2.2 确定遗传算子

在解决一个实际的优化问题时，染色体长度由待优化参数的个数确定并编码成二进制形式，然后初始化种群大小。神经网络的各层神经元个数确定后，将产生对应的染色体长度和种群大小。本例中遗传算法染色体长度

$$s = R \times s1 + s1 \times s2 + s1 + s2 = 4 \times 4 + 4 \times 1 + 4 + 1 = 25$$

$R, s1, s2$ 分别为输入层，中间隐含层和输出层的神经元个数，种群大小和遗传代数分别设定为 50 和 100。遗传寻优搜索的目的是使神经网络的输出误差最小。交叉概率和变异概率这两个关键的遗传参数是根据适应度的大小进行选择的。

2.3 网络的测试及优化前后预测结果分析

在 MATLAB7.0 环境下训练网络并进行仿真试验，检验网络预测的准确性。在学习参数和迭代步数相同的情况下，设定自学习率 $lr = 0.1$ ，学习目标 $goal$ (精度) 为 0.001，用训练样本训练网络。把测试样本数据分别输入到训练好的 GA-BP 和 BP 网络中运行程序进行仿真。

将仿真结果和原始数据进行比较（横轴用数据时序模拟时间），来检查输出和实际测量值之间的误差是否满足要求。如表 1、图 2 所示。

表 1 两种网络仿真结果的比较

网络类型	BP	GA-BP
MSE	0.002 45	0.000 523

通过比较可以看出，经过遗传算法优化，神经网络预测的

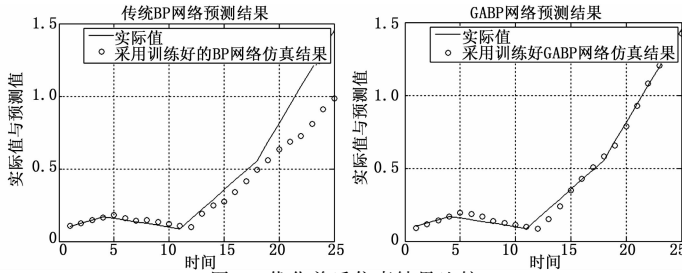


图 2 优化前后仿真结果比较

准确度得到了比较大的改善,这也表明将 GA-BP 应用于实际问题中作预测能够比较准确地进行故障预报。

3 GA-BP 在动力风机轴承寿命预测中的应用

3.1 试验数据来源

试验数据采集自某环境模拟试验系统动力风机的深沟球轴承内圈损伤尺寸变化监测过程。采集故障轴承的振动加速度信号,分别将接触式传感器安装在电动机风扇端和驱动端的轴承座上。对于滚动轴承的全寿命过程,取轴承单点损伤为例,损伤应该是逐渐扩大且加深的。我们在这里用 1 797 rpm 转速下滚轴内圈单点损伤直径为 0 (正常状态)、0.007 英寸、0.014 英寸、0.021 英寸、0.028 英寸来描述轴承单点损伤的发展过程,以此来构造滚动轴承的全寿命过程。

反映轴承设备磨损状况的特征量采用磨损尺寸对应的能量值,并设定一个能量阈值作为故障发生点,以此为判据来预测滚动轴承的寿命。我们采取了 3 次样条插值的方法对数据进行了插值处理,扩充样本量。以损伤直径每增大 0.001 英寸为一组数据,用 28 段 3 次多项式在数据点之间构建一个 3 次样条,得到相对于待插值函数的最小震荡,插值后共得到 29 组数据,这样做的目的就是能更详细地表达故障的程度。扩充后的数据样本如表 2 所示。

表 2 故障预测的训练样本

损伤尺寸	能量	损伤尺寸	能量	损伤尺寸	能量
0	10.996	0.010	134.900 9	0.020	489.592
0.001	33.813 4	0.011	122.951	0.021	556.673 8
0.002	56.636 3	0.012	111.001 2	0.022	684.7
0.003	79.459 1	0.013	99.051 3	0.023	812.7
0.004	102.281 9	0.014	87.101 5	0.024	940.7
0.005	125.104 7	0.015	154.183 3	0.025	1 068.7
0.006	147.927 6	0.016	221.265	0.026	1 196.7
0.007	170.750 4	0.017	288.346 8	0.027	1 324.7
0.008	158.800 6	0.018	355.428 5	0.028	1 452.733
0.009	146.850 7	0.019	422.510 3		

设计输入向量矩阵如下^[11]:

$$P = \begin{bmatrix} 10.996 & 33.8134 & 56.6363\dots 940.7 \\ 33.8134 & 56.6363 & 79.4591\dots 1068.7 \\ 56.6363 & 79.4591 & 102.2819\dots 1196.7 \\ 79.4591 & 102.2819 & 125.1047\dots 1324.7 \end{bmatrix}$$

对应的目标输出向量如下:

$$q = [102.2819 \quad 125.1047 \quad 147.9276\dots 1452.733]$$

3.2 轴承磨损趋势预测试验

这里我们做出假设,假设损伤直径变化的每个节点数据采集时间间隔是 10 小时。这里我们采取的方法是将前 25 组数据能量(前 280 个小时)归一化处理后输入网络进行训练,然后

利用训练好的网络进行外推预测,对 25 组之后的 30 组数据进行智能预测,如图 3 所示。

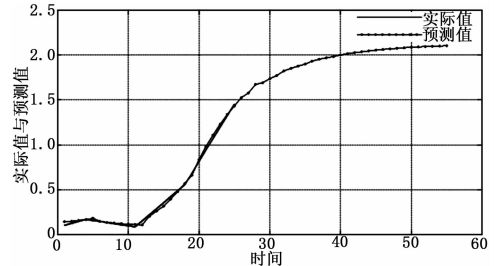


图 3 不同时刻(磨损量)对应的能量图

我们定义某个时间对应的磨损量作为轴承故障磨损量的阈值,对应图中的预测值我们可以看到当轴承工作到某个时刻故障对应的能量达到我们定义的阈值,此时完成轴承寿命预测,认为在该点故障发生。如设定 1 800 为极限磨损量对应的能量阈值,对照图中结果表明,设备运行大约在第 350 个小时发生故障,这种预测与实际情况比较吻合。

4 结束语

针对大型旋转机械非平稳状态的趋势预测及状态维护,提出了基于遗传算法优化神经网络权值和阈值的预测方法,研究了 GABP 神经网络模型的建模过程。最后,运用某环境试验风机轴承上的实际振动信号,验证了预测结果的高精确度,它是一种理想的预测方法。

参考文献:

- [1] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [2] 秦衡峰. 基于神经网络的设备状态预测方法研究及在风机上的应用 [D]. 长沙: 中南大学, 2004.
- [3] 林 香, 姜青山, 熊腾科. 一种基于遗传 BP 神经网络的预测模型 [J]. 计算机研究与发展, 2006, 43 (S): 338-343.
- [4] 徐小力, 许宝杰, 张 森. 机械设备趋势预测与神经网络预测方法的研究 [J]. 现代机械, 2000 (1): 62-64.
- [5] Peck Loo Kiew. A hybrid of back propagation neural network and genetic algorithm for optimization of collagen extraction from Malaysian cultured catfish [J]. Biotechnology and Bioprocess Engineering, 2013, 18: 257-265.
- [6] Nasseri M, Asghari K. Optimized scenario for rainfall forecasting using genetic algorithm coupled with artificial neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35: 1415-1421.
- [7] 罗小荣, 吴亚锋, 魏文德. 滚动转子式压缩机故障的在线检测 [J]. 压缩机技术, 2005 (1): 22-24.
- [8] 李长征, 雷 勇. 航空发动机气路故障诊断 [J]. 测控技术, 2005, 25 (8): 21-24.
- [9] 张新海, 雷 勇. BP 神经网络在机械故障诊断中的应用 [J]. 噪声与振动控制, 2008 (5): 95-97.
- [10] 吴今培. 智能故障诊断与神经网络 [M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [11] 姜旭峰, 费逸伟, 王 惠, 等. 基于遗传算法的人工神经网络在航空发动机磨损预测中的应用 [J]. 润滑与密封, 2007, 32 (2): 168-170.
- [12] 张绪锦, 谭剑波, 韩江洪. 基于 BP 神经网络的故障诊断方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002 (6): 22-24.
- [13] 李 锋, 汤宝平, 刘文艺. 遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断 [J]. 重庆大学学报, 2020, 33 (12).