

文章编号: 1005-8451 (2012) 02-0009-05

改进粒子群优化算法的BP神经网络在机车滚动轴承故障诊断中的应用

陶海龙, 奎琳丽, 张胜召

(兰州交通大学 机电技术研究所, 兰州 730070)

摘要: 本文提出了一个基于改进粒子群优化算法的BP神经网络优化模型来进行轴承故障诊断, 此模型融合粒子群优化算法的全局寻优能力和BP神经网络算法的局部搜索的优势, 有效地防止了网络陷入局部极小值, 同时又保证了诊断结果的精确性。仿真结果表明机车滚动轴承故障得到了有效诊断。相比于常规的BP神经网络模型, 此方法不仅改进网络的收敛速度并且提高了预测准确性。

关键词: 滚动轴承; 粒子群优化算法; BP神经网络; 诊断

中图分类号: U269 : TP39 **文献标识码:** A

Application of BP neural network based on improved PSO Algorithm in fault diagnosis of locomotive rolling bearing

TAO Hai-long, GU Lin-li, ZHANG Sheng-zhao

(Mechanical and Electronic Technology Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In this paper, a BP neural network model based on improved PSO was presented and applied it for bearing fault diagnosis, combined with PSO Algorithm for global optimization ability and BP neural network advantages of local search, the model effectively prevented the network into a local minimum, at the same time guaranteed the accuracy of diagnosis. Simulation results showed that the locomotive rolling bearings was effectively diagnosed. Compared with the conventional BP neural network model, this method not only improves the convergence speed, but also improved the prediction accuracy.

Key words: rolling bearing; PSO algorithm; BP neural network; diagnosis

机车滚动轴承作为机车的主要部件, 特别是牵引电机、轴箱轴承, 其功能对安全运输起着举足轻重的作用, 机车在走行过程中, 轴承一旦发生故障, 将直接威胁到机车的安全运行。因此预防和减少机车滚动轴承故障的发生, 保障机车的安全运输十分重要。BP神经网络因具有计算快速、占用内存小和很好的容错性等优点, 被成功的应用于许多领域^[1~2], 但常规的BP算法却有一些不足之处: 如低的收敛速度且易陷入局部极小点, 网络训练时对初始权值和阈值很敏感, 故研究改进常规BP算法成为近年来的一个热点, 学者们提出了许多改进方法^[3~4]。粒子群优化算法(PSO)是基于群体智能理论的优化算法, 算法概念非常简单, 具有好的鲁棒性及非常好的全局搜索能力, 利用

PSO优化BP神经网络的参数可以克服BP神经网络的上述不足。针对标准PSO容易陷入局部极小点且过早收敛的问题, 本文中提出了一种带动量的非线性递减权重PSO方法, 以4个基准函数进行测试, 测试结果表明此方法可以改进标准PSO的优化能力。

1 基于改进粒子群优化算法的BP神经网络优化模型

1.1 BP神经网络拓扑结构及算法原理

BP神经网络是一种反向传播并修正误差的多层前馈映射网络, 只要有足够的隐节点, 它可以实现任意 R^n 上 $[0, 1]^n$ 到 R^m 的映射能力, 自学习、自组织和适应能力^[5]。在本文中神经网络优化模型采用3层BP网络, 即1个输入层, 1个中间层(隐

含层) 和 1 个输出层, 其拓扑结构如图 1。

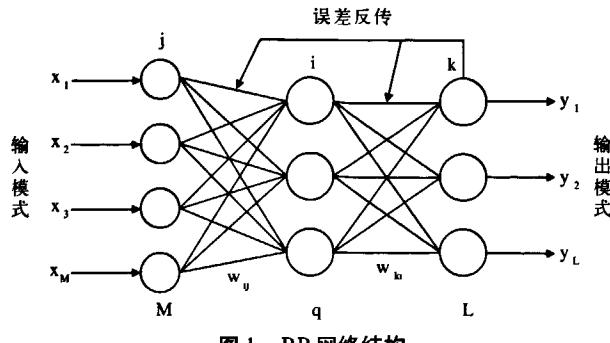


图 1 BP 网络结构

BP 算法的基本思想: 网络的学习由输入信号的正向传播和误差的逆向传播两个过程组成。正向传播过程是指样本信号由输入层输入, 经过网络权重、阈值和神经元转移函数的作用后, 从输出层输出。如果输出值与期望值之间的误差值大于规定量, 则进行修正, 转入误差反向传播阶段, 误差通过隐含层向输入层逐层返回, 并将误差按“梯度下降”原则“分摊”给各层神经, 获得各层神经元的误差信号, 作为修改权重的依据。以上两个过程反复多次进行, 权重不断修改的过程, 也就是网络的训练过程。此循环一直进行到网络的输出误差减小到允许值或到达设定的训练次数为止。

1.2 粒子群优化算法及算法的改造

PSO(Particle Swarm Optimization) 算法最初是 Kennedy 与 Eberhart 受鸟群觅食行为的启发后于 1995 年提出来的, 是基于群体智能理论的优化算法, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优的过程^[6~7], 为更好地控制算法的开发和探索能力, 文献[8]引入惯性权重 w 形成了当前的标准版本。和遗传算法相似, PSO 算法也是从随机解出发, 通过迭代寻找最优解, 并通过适应度来评价解的品质。但它比遗传算法规则更为简单, 没有遗传算法的“交叉”和“变异”等复杂的操作, 它是通过粒子在解空间中追随最优的粒子来进行搜索。

标准 PSO 算法首先初始化为一组随机粒子(随机解), 然后通过跟踪当前最优的粒子来搜索最优解。假设 d 维搜索空间中, 有 m 个粒子组成一个群体, 第 i 个粒子的位置和速度分别为 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ 和 $V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d})$, 在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个最优解来更新自己, (1) 粒子本身所找到的最优解, 及个体极值 p_{best} , $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,d})$; (2) 整个种群目前找到的最优解, 即

全局最优解 g_{best} 。在找到这两个最优解时, 粒子根据如下公式来更新自己的速度和新的位置。

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1r_1[p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2r_2[p_{i,j} - x_{i,j}(t)] \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), \quad j=1, 2, \dots, d; \quad i=1, 2, \dots, m; \quad (2)$$

上式中, w 为惯性权重, c_1 和 c_2 为正的学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

在标准粒子群优化算法中, 惯性权重 w 是可调整的重要参数, 其作用是有效控制标准粒子群优化算法的收敛和探索能力。其大小决定了粒子对当前速度继承的多少, 较大的权值将使粒子具有较大的速度, 从而有利于提高算法的全局搜索能力; 较小的权值会增强对算法局部搜索能力的提高, 从而有利于算法收敛性的控制。近年来, 学者们针对惯性权重参数值设置提出了多种变化方案^[8~10]。

对于式(2), 文献[8]等提出采用线性递减惯性权重策略 LDW(Linearly Decreasing Inertia Weight, 简称 LDW), 即:

$$w = w_{\max} - \frac{t \times (w_{\max} - w_{\min})}{t_{\max}} \quad (3)$$

其中, w_{\max} 、 w_{\min} 分别为表示 w 的最大值和最小值, t 表示当前迭代步数, t_{\max} 表示最大迭代步数, 但其存在一些问题。(1) 如果在运行初期探测到较优点, 则希望能迅速收敛于最优点, 而 w 的线性递减缓减了算法的收敛速度; (2) 在算法的运行后期, 随着 w 的减小, 导致全局搜索能力下降, 多样性减弱, 容易陷入局部最优^[12]。在本文中, 利用一种带动量的非线性递减权重 PSO 方法, 来改进基本粒子群算法的不足。这种算法可描述为如下:

$$w = w_{\max} - \frac{t \times (w_{\max} - w_{\min})}{2^{\lambda} t_{\max}} \quad (4)$$

式(4)中, 2^{λ} 为动量, 且 $\lambda = \frac{t}{t_{\max}}$ 。当 t 较小时, 动量 2^{λ} 接近于 1, w 接近于 w_{\max} , 保证了算法全局搜索能力; 随着 t 的增大, w 以非线性递减, 保证了算法的局部搜索能力; 在算法后期 ($t=t_{\max}$), 避免了因 w 快速减小导致全局搜索能力下降和多样性减弱的问题。为测试改进算法的有效性, 在本文中应用 4 个经典的测试函数来比较传统的粒子群

优化算法和本文提出的改进的粒子群优化算法的收敛性能^[11]。

$$F0: f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, -100 < x_i < 100 \quad (5)$$

$$F1: f(x) = \sum_{i=1}^n \left(100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right) \\ -30 < x_i < 30 \quad (6)$$

$$F2: f(x) = \sum_{i=1}^n \left(x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10 \right) \\ -5.12 < x_i < 5.12 \quad (7)$$

$$F3: f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1 \\ -60 < x_i < 600 \quad (8)$$

其中：F0为Sphere函数，单峰，在 $x_i=0$ 时达到极小值0；F1为Rosenbrock函数，非凸、病态函数，在 $x_i=1$ 时达到极小值0；F2为Rastrigin函数，多峰，当 $x_i=0$ 达到全局最小值0；F3为Griewank函数，多峰，当 $x_i=0$ 达到全局最小值0。

在测试中，粒子群的粒子数量设为40，维数分别为10和20， c_1, c_2 都设为2.05，循环次数均为1 000。标准PSO算法的 w 为0.65；改进PSO和线性递减权值的PSO(LDW-PSO)的 w_{max}, w_{min} 分别为0.9, 0.4；最大限制速度 $w_{max}=1$ 。用上述4个测试函数来测试每个算法各30次，得到不同PSO算法函数性能测试的结果如表1。

表1 实验结果

函数	维数	标准PSO结果	线性递减权值PSO结果	改进的PSO结果
F0	10	1.3066e-007	1.3570e-010	1.9427e-013
	20	0.0282	0.0013	6.3756e-004
F1	10	2.3588	1.8627	0.6037
	20	31.4208	28.8073	26.7895
F2	10	11.6079	9.6179	8.5235
	20	29.0100	25.7036	23.1589
F3	10	6.1894	5.9772	5.2214
	20	29.0821	31.1891	21.5147

从表1中可以看出，对于测试函数F0、F1、F2、F3，当维数分别为10和20时，改进的PSO算法结果均优于标准PSO算法和LDW-PSO算法的结果；故相比线性递减权值的方式，改进后的PSO算法在算法执行的整个过程中能灵活地调整全局搜索与局部搜索，从而保证了其具有较好的全局搜索和局部搜索能力。

1.3 基于改进粒子群算法的BP神经网络

PSO算法属于进化算法的一种，它是从随机解出发，通过迭代寻找全局最优解，具有良好全

局搜索能力，但其对局部精确搜索就显得能力不足；而BP算法具有较强的局部寻优能力，故两者可以进行优势互补。PSO-BP算法是用PSO算法优化神经网络的初始权重和阈值，算法结束时能够寻到全局最优点附近的点；在PSO算法的基础上，利用局部寻优能力较强的BP算法，从该点出发进行局部搜索，进而达到网络的训练目标。本文中利用改进的粒子群优化算法来优化BP神经网络的过程可描述为如下：

步骤1：初始化。 n_i 为输入层的神经元个数， n_h 为隐含层的神经元个数， n_o 为输出层的神经元个数。则粒子群的维度D为：

$$D = n_i + n_o + n_i \times n_h + n_o \quad (9)$$

步骤2：设置粒子群的适应值函数，本文中选用BP神经网络的均方差（mean square error）作为粒子群的适应值函数。

$$E = \frac{1}{M} \sum_k^M \sum_{j=1}^{n_o} (y_{kj} - \bar{y}_{kj})^2 \quad (10)$$

其中， y_{kj} 是对于样本k神经网络的理论输出， \bar{y}_{kj} 是对于样本k神经网络的实际输出，M为神经网络样本的数目。

步骤3：利用改进的粒子群优化算法优化BP网络权值与阈值。

步骤4：根据式(11)得到优化的权值和阈值。

$$g_{best} = [h_1, h_2, \dots, h_{n_h}, o_1, o_2, \dots, o_{n_o}, ih_1, ih_2, \dots, ih_{n_i \times n_h}, ho_1, ho_2, \dots, ho_{n_h \times n_o}] \quad (11)$$

其中， h_i ($i=1, 2, \dots, n_h$)为隐层中的阈值， o_i ($i=1, 2, \dots, n_o$)为输出层中的阈值， ih_i ($i=1, 2, \dots, n_i \times n_h$)为输入和隐层间的权值， ho_i ($i=1, 2, \dots, n_h \times n_o$)为隐层和输出层间的权值。

步骤5：将优化后的权值、阈值作为BP算法的初始权值和阈值代入神经网络进行训练，根据BP算法的训练进行调节权值和阈值，直至网络的性能指标均方误差(MSE) < e，其中，e为预先设定的期望指标。

2 在机车滚动轴承故障诊断的应用

2.1 网络的输入样本与检测样本

选取某机车轴承箱的滚动轴承的4个特征参数，包括均方根值、峭度、谐波指标和SQ参数，以这4个参数组成网络输入。进行故障诊断时，为

为了使相同模式间具有可比性，需对特征参数进行归一化处理^[12]，归一化公式如下：

$$x_{ig} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (12)$$

其中， x_{ig} 表示归一化后的特征参数； x_i 表示第 i 个特征参数； x_{\max} ， x_{\min} 分别表示 x_i 中的最大和最小值。

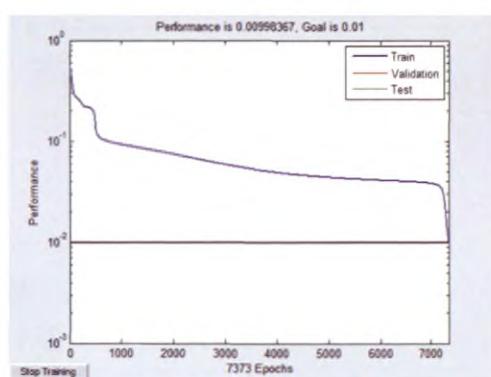
2.2 网络输出状态编码与网络结构参数

对输出状态进行编码，编码如下：类别1，正常轴承(0 0 0 0)；类别2，内圈裂纹(1 0 0 0)；类别3，内圈点蚀(0 1 0 0)；类别4，滚珠点蚀(0 0 1 0)；类别5，保持架破坏(0 0 0 1)。BP 神经网络参数如下表2。

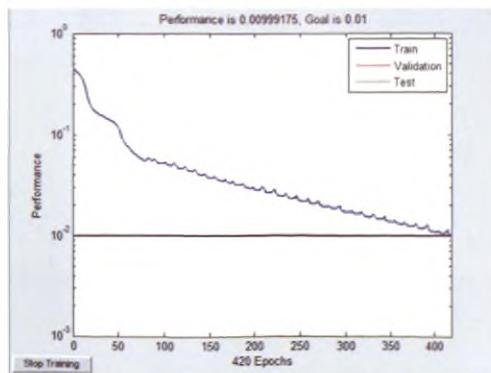
由表2中BP网络拓扑结构和公式(9)可得本文中改进PSO-BP网络中粒子群的维数为85；其余参数设置如下：粒子数设为20，学习因子 c_1, c_2 都设为2.05，大限制速度 $v_{\max}=1$ ，迭代次数为1 000。

表2 BP 神经网络参数

网络层数	各层神经元数目	传递函数	训练算法	训练目标	学习速率	训练次数
3	[9,4]	{'tansig', 'logsig'}	'traingd'	e=0.01	n=0.3	10 000



(a) 标准 BP 网络误差曲线



(b) 基于改进 PSO 算法 BP 网络误差曲线

图2 网络误差曲线

表3 BP 网络诊断结果

实际轴承状态	诊断数据	诊断状态
类别1	0.0116	0.0140
类别1	0.0129	0.0271
类别1	0.0019	0.0190
类别1	0.0084	0.0625
类别2	0.9952	0.0195
类别2	0.8783	0.0159
类别2	0.8600	0.0150
类别3	0.0003	0.9699
类别4	0.1799	0.0210
类别5	0.0003	0.0395

表4 基于改进 PSO 算法 BP 网络诊断结果

实际轴承状态	诊断数据	诊断状态
类别1	0.0029	0.0099
类别1	0.0195	0.0014
类别1	0.0020	0.0033
类别1	0.0006	0.5802
类别2	0.9847	0.0009
类别2	0.8119	0.0044
类别2	0.8098	0.0045
类别3	0.0003	0.9883
类别4	0.0872	0.0231
类别5	0.0003	0.0064

2.3 仿真测试

应用输入样本和输出样本向量对网络进行训练，分别用BP和改进PSO-BP网络检测样本进行检验，网络误差曲线如图2，网络诊断结果分别见表3和表4。

表3为标准的BP网络诊断结果，表5为基于改进PSO算法BP网络诊断结果。表4中结果表明，标准的BP网络诊断结果的精度为90%，从图2(a)中可知网络需迭代7 373次收敛到误差精度；表5中的结果表明，基于改进PSO算法BP网络诊断结果的精度为100%，从图2(b)中可知网络只需迭代420次收敛到误差精度。因此相对于标准的BP网络，基于改进PSO算法的BP网络不但具有更好的故障诊断精度，并且提高了网络的收敛速度。

3 结语

在本文中提出了一种改进的粒子群优化算法，应用此方法来优化BP网络的权值和阈值可改进BP神经网络的缺陷，并将其应用于机车滚动轴承故障诊断中，有效地提高了故障诊断性能。仿真结果表明，相对于标准的BP网络，基于PSO-BP神经网络模型在诊断机车滚动轴承故障中不仅得到

(下转 P16)

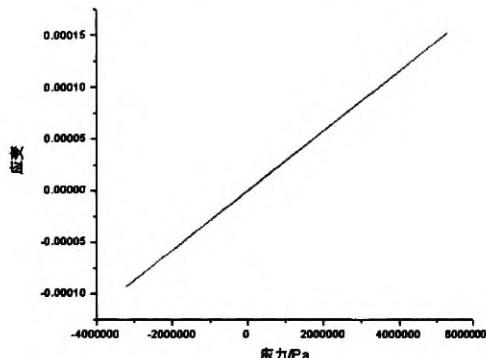


图11 第3跨跨中应力-应变关系

4 结束语

桥梁形变监测是评估运营中桥梁的健康状况的主要因素之一，而对于桥梁状况的计算机仿真分析又是提升桥梁健康评价的理论依据，具有重要的实际意义。本文通过使用ABAQUS有限元的方法，在建立府保黄河铁路桥连续梁模型的基础上，分别从桥梁的自振频率、横向摇摆下的变形，

(上接P12)

了令人满意的诊断结果，并且提高了BP网络的收敛速度。

参考文献：

- [1] 丁福焰, 邵军, 张生玉, 杜永平. 神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2004, 17 (5): 425-428.
- [2] 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.
- [3] Wei Hu, Jingtao Hu. A New BP Network Based on Improved PSO Algorithm and Its Application on Fault Diagnosis of Gas Turbine[J]. ISNN 2007, Part III, LNCS 4493, 277-283, 2007.
- [4] Hao Huang, Kuisheng Chen, and Liangcai Zeng. A Genetic Algorithm-Based Neural Network Approach for Fault Diagnosis in Hydraulic Servo-Valves[J]. ICMLC 2005, LNAI 3930, 813-821, 2006.
- [5] 朱凯, 王正林. 精通MATLAB神经网络[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 193-195.
- [6] Eberhart, R.C., Kennedy, J.: A New Optimizer using Particle Swarm Theory[J]. Proc. 6th Int. Symp. on Micro Machine Human Science (1995) 39-43.
- [7] Kennedy, J., Eberhart, R.C.: PSO optimization. IEEE Int. Conf [J]. Neural Networks. Perth, Australia 4 (1995) 1941-1948.

以及动力计算中的竖向挠度、横向摇摆、应变应力关系进行仿真分析，为府保黄河铁路桥的安全监测奠定了理论基础。

参考文献：

- [1] 王穗平, 赵泽辉, 刘亚磊, 张秀如. 基于巡检的高速公路桥梁安全监测与维护研究[J]. 中国安全科学学报, 2009, 19 (5): 165-170.
- [2] 王戒躁, 钟继卫, 王波. 大跨桥梁健康监测系统设计构成及其进展[J]. 桥梁建设, 2009 (A02): 7-12.
- [3] 王小敏, 熊军, 马木欣. 基于GPS的大跨度桥梁变形监测与数据处理[J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2009, 33 (2): 219-222.
- [4] 李俊. 基于ABAQUS的高墩大跨连续刚构桥动力弹塑性时程分析[J]. 科技创新导报, 2009 (27): 83-83.
- [5] 卫军, 李昊, 杨曼娟, 朱玉. 基于ABAQUS平台的四渡河悬索桥隧道锚固稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24 (A01): 4894-4899.

责任编辑 徐侃春

[8] Shi Y, Eberhart R.A Modified Particle Swarm Optimization[C] //Proc of the IEEE Int' l Conf of Evolutionary Computation, 1998: 69-73.

[9] 韩江洪, 李正荣, 魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18 (10): 2969-2971.

[10] 黄轩, 张军, 唐志辉. 基于随机惯量权重的快速粒子群优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30 (3): 647-650.

[11] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 70-72.

[12] 魏秀业, 潘宏侠. 粒子群优化及智能故障诊断[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 101-102.

责任编辑 徐侃春



摄影/本刊记者 国敢