

7-3-2020

Application of PSO-BP Algorithm in Hydraulic System Fault Diagnosis

Handong Zhang

1. Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China;;

Liusong Tao

2. Electrical Engineering and Information School, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of PSO-BP Algorithm in Hydraulic System Fault Diagnosis

Abstract

Abstract: It is of great significance to monitor, forecast and diagnose hydraulic systems' fault timely and accurately. First, this paper describes the basic fault model theoretical knowledge of BP neural network. *Failure neural network modeling has been created and simulated.* PSO-BP neural network has been raised, this paper has established PSO optimize model of the BP neural system fault diagnosis. BP network has been created and simulated in Plunger pump hydraulic system failure. The correct results indicate that this mixed PSO-BP algorithm is better than the improved BP algorithm, and can meet the requirements of Hydraulic system fault diagnosis.

Keywords

neural network, fault diagnosis, PSO, piston fault, simulation

Recommended Citation

Zhang Handong, Tao Liusong. Application of PSO-BP Algorithm in Hydraulic System Fault Diagnosis[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(5): 1186-1190.

粒子群优化 BP 算法在液压系统故障诊断中应用

张捍东¹, 陶刘送²

(1.安徽工业大学, 安徽 马鞍山 243000; 2.安徽工业大学电气信息与工程学院, 安徽 马鞍山 243000)

摘要:及时准确地对液压系统故障进行监测、预报和诊断具有重要意义。阐述了 BP(Back Propagation)神经网络故障模型的基本理论知识, 针对 BP 网络的缺点, 提出了利用粒子群算法优化 BP 网络, 建立起 PSO (particle swarm optimization) 优化 BP 网络故障诊断模型。以液压系统柱塞泵故障为例进行了神经网络建模, 并对建立的网络进行仿真。仿真结果测试正确, 表明 PSO 优化的 BP 网络用于液压系统故障诊断的实用性和可行性。

关键词:神经网络; 故障诊断; 粒子群算法; 柱塞泵故障; 仿真

中图分类号: TH 17 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 05-1186-05

Application of PSO-BP Algorithm in Hydraulic System Fault Diagnosis

Zhang Handong¹, Tao Liusong²

(1. Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China;

2. Electrical Engineering and Information School, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China)

Abstract: It is of great significance to monitor, forecast and diagnose hydraulic systems' fault timely and accurately. First, this paper describes the basic fault model theoretical knowledge of BP neural network failure neural network modeling has created and simulated. PSO-BP neural network has been raised, this paper has established PSO optimize model of the BP neural system fault diagnosis. BP network has been created and simulated in Plunger pump hydraulic system failure. The correct results indicate that this mixed PSO-BP algorithm is better than the improved BP algorithm, and can meet the requirements of Hydraulic system fault diagnosis.

Keywords: neural network; fault diagnosis; PSO; piston fault; simulation

引言

液压系统正常、高效的运行和工程项目的建设与应用息息相关。由于其自身结构复杂、部件昂贵等特点, 使得液压系统的故障诊断和监测一直是困扰广大工程技术人员的难题。20 世纪 80 年代以来, 人工神经网络的研究发展迅速, 基于神经网络的故障诊断也受到越来越广泛的重视^[1-2]。本文将

BP(Back Propagation)神经网络和粒子群优化算法相结合, 利用粒子群算法优化 BP 模型中的各参数, 将其运用到移动破碎站站的液压系统的故障诊断中。

1 基于 BP 算法的神经网络模型

误差反向传播学习算法称为 BP 算法, BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层, 层与层之间采用全互连方式, 同一层神经元之间不连接。单隐层 BP 神经网络结构如图 1 所示。

其基本思想是梯度下降法^[3], 采用梯度搜索技术, 最终使网络的实际输出值与期望输出的误差均方值为最小。



收稿日期: 2014-12-17 修回日期: 2015-03-08;
基金项目: 高校省级优秀青年人才基金重点项目 (2013SQRL024ZD);
作者简介: 张捍东(1963-), 男, 安徽桐城, 教授, 博士, 研究方向为控制理论与应用, 计算机控制, 模糊优化技术与应用等。

<http://www.china-simulation.com>

• 1186 •

BP 网络的学习过程分为信息的正向传播和误差的反向传播。在信息的正向传播过程中, 输入信息从输入层经隐含层逐层处理, 并传向输出层。如果在输出层得不到期望的结果, 则转到误差的反向传播, 将误差信号按照连接通路反向计算, 由梯度下降法调整各层神经元的权值, 使误差信号逐渐减小。BP 神经网络的逼近结构^[4-6], 如图 2 所示。



图 1 单隐层 BP 神经网络结构

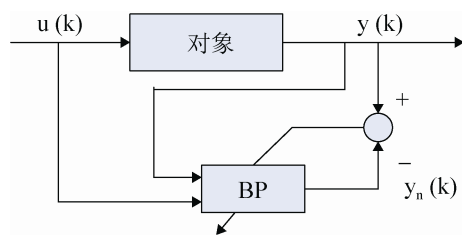


图 2 BP 神经网络逼近

2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)最早是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的, 它是一种群体智能的优化算法, 在该优化算法中, 所有优化问题都被抽象成鸟类的捕食行为, 空间中的鸟代表优化问题中的潜在解, 即算法中的“粒子”, 在目标解空间中不停的进行全局搜索。通过一次次的改变自身的位置和速度, 最终通过迭代找到最优解^[7]。

粒子在优化算法中, 利用适应度值、位置和速度 3 项指标表示粒子的当前特征。适应度值表示该粒子的优劣程度, 而位置和速度表示该粒子当前搜索的情况。Pbest 指的是粒子个体在搜索过程中的得到的适应度最优的位置, 而 Gbest 指的是所有粒

子在搜索过程中的得到的最优适应度的位置。粒子每变换一次位置, 就得到一个新的适应度值, 通过比较该适应度值、个体极值适应度值和群体极值适应度值修正 Pbest 和 Gbest。

假设在一个 N 维的搜索空间中, 有 M 个粒子组成一个种群, 其中第 m 个粒子表示为一个 M 维的向量 $\mathbf{X}_m = (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mN})$, $m = 1, 2, \dots, M$, 这个向量代表了在 N 维搜索空间中粒子的位置, 也代表了目标优化问题的一个潜在解。根据优化问题有一个确定的目标函数, 由目标函数确定 M 个粒子的适应度值, 并根据适应度值的大小, 确定当前粒子是否为最优粒子。第 m 个粒子的速度也表示为一个 N 维的向量 $\mathbf{V}_m = (v_{m1}, v_{m2}, \dots, v_{mN})$, 记第 m 个粒子当前搜索到的最优位置为 $Pb_m = (pb_{m1}, pb_{m2}, \dots, pb_{mN})$, 而种群搜索到的最优位置为 $Gb_m = (gb_1, gb_2, \dots, gb_N)$ 。在每次迭代过程中, 粒子通过个体极值和群体极值来更新自己的位置和速度, 粒子群优化算法的基本公式为^[8]:

$$V_{mn}^{k+1} = \omega V_{mn}^k + c_1 r_1 (pb_{mn}^k - x_{mn}^k) + c_2 r_2 (gb_n^k - x_{mn}^k) \quad (1)$$

$$x_{mn}^{k+1} = x_{mn}^k + v_{mn}^{k+1}$$

式中, $m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$, ω 为惯性权重, k 为当前迭代次数, V_{mn} 为粒子速度, c_1 和 c_2 为加速度因子, 合适的加速度因子既可以加速收敛又不易陷入局部最优。 r_1 和 r_2 是随机分布于 [0, 1] 之间的常数。为了防止粒子的盲目搜索, 对粒子的位置和速度都做一定限制。

优化迭代终止条件一般有两种, 设置迭代次数或最优粒子的适应度值已达到优化要求。

3 PSO 优化 BP 神经网络的故障诊断模型

由于 BP 算法是基于误差函数的梯度下降的方法, 在学习训练过程中存在收敛速度慢、易陷入局部极小等缺点。然而, PSO 算法具有良好的全局搜索能力, 仅通过迭代更新粒子的速度和位置信息来不断进化到全局最优, 算法实现简单且运行效率高。

BP 网络在训练过程中很大程度上依赖于初始的网络权值和阈值, 而未经优化 BP 网络的初始的权值和阈值都是随机生成的。因此, PSO 优化 BP 网络的基本思想是: 将 BP 网络的初始网络权值和阈值当成一个粒子, 利用 PSO 算法对网络的初始权值和阈值进行优化, 并利用优化后的初始权值和权值对 BP 网络进行训练^[9]。

PSO 优化 BP 神经网络的基本流程为:

1) 根据故障诊断实际问题, 确定样本数据和测试数据。2) 根据样本数据构建 BP 网络, 设置网络参数。3) 初始化粒子的位置和速度, 通常都是 [0, 1] 之间随机产生的, 并设定粒子的个数, 限制的位置和速度范围, 以及惯性系数、最大迭代步数和加速度因子等。4) 计算所有粒子的适应度值, 在优化 BP 网络中, 可以选用测试样本的误差的平方和作为适应度函数。5) 评价粒子的当前适应度值, 并更新个体极值和群体极值, 并记录下群体极值的位置。6) 利用(1)式对每一个粒子的速度和位置进行更新, 并判断粒子的速度和位置是否超出设定的位置和速度范围, 如果超出范围, 则利用边界值作为粒子的速度和位置。7) 迭代进化数加 1, 判断是否达到结束条件, 如果达到, 则停止迭代, 输出群体极值的位置, 即优化后的权值和阈值, 否则转到 4)。8) 利用 7) 输出的粒子位置作为 BP 网络的初始权值和阈值, 对 BP 网络进行训练。

4 仿真分析

本文选取的仿真实体来源于某液压智控股份有限公司生产的某型号移动破碎站。系统采用全液压驱动, 可实现一定范围的无级调速, 实现无平隙传动、运行平稳。

4.1 液压系统柱塞泵故障的特征提取

液压系统中动力原件是液压泵, 液压泵的结构形式一般有齿轮泵、叶片泵和柱塞泵。该型号的移动破碎站液压系统中的液压泵都是选用的柱塞泵。本文以柱塞泵常见故障为例来说明 BP 网络在液压

系统故障诊断中的实际应用。

通过查阅相关资料, 本文归纳出柱塞泵的常见故障有: 柱塞与缸孔磨损, 转子与配流盘磨损, 滑靴损坏等。建立起故障集 $Y=\{y_1, y_2, y_3, y_4\}$, 其中 y_1 表示柱塞泵的柱塞与缸孔磨损; y_2 表示柱塞泵转子与配流盘磨损; y_3 表示柱塞泵滑靴损坏; y_4 表示柱塞泵运行正常, 无故障。例如 $y=\{1, 0, 0, 0\}$, 则表示柱塞泵柱塞与缸孔磨损, 需要更换。针对柱塞泵的 3 种常见故障原因, 提取可能发生的故障征兆^[8], 建立起故障征兆集 $X=\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 分别表示柱塞泵的回油温度变化、流量、内泄流量、压力和补油压力波动。

4.2 BP 网络参数设置

本文提取的故障征兆的个数为 5, 故障的种类为 4, 故建立的 BP 神经网络输入神经元为 5 个, 输出神经元为 4 个。因为单隐层的 BP 网络能够完成任意精度的函数逼近, 因此本文建立了一个单隐层的 BP 网络。根据确定隐含层神经元个数的公式^[10], 隐含层神经元个数 $k=\sqrt{4+5}+\alpha$; 当 α 取 7 时, $k=10$ 。隐含层的传递函数选为“tansig”, 输出层的传递函数选为“logsig”, 则建立起来的单隐层 BP 神经网络结构图如图 3 所示。

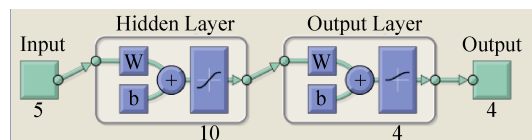


图 3 BP 神经网络故障诊断结构图

设定 BP 网络的最大训练次数为 1 000, 期望误差为 0.01, 学习效率为 0.1。其余 BP 网络相关参数均取默认值。

4.3 粒子群参数设置

粒子维数为所需要优化的权值和阈值的个数, 设定粒子群的粒子数为 20, 最大允许迭代次数为 300, 加速度因子 $c_1=c_2=1.494 45$, 并将粒子的速度范围限制为 $[-0.5, 0.5]$ 。

PSO 算法中的惯性权重 ω 体现了粒子继承前

一代粒子的速度的能力。Shi.Y 最先将惯性权重引入 PSO 算法中, 并分析指出惯性权重的大小和全局搜索能力、局部搜索能力相关。Shi.Y 提出了线性递减惯性权重(LDIW), 即

$$w(k) = w_{\text{start}}(w_{\text{start}} - w_{\text{end}})(T_{\text{max}} - k) / T_{\text{max}} \quad (2)$$

其中, w_{start} 为初始权重, w_{end} 为迭代至最大次数时的惯性权重, T_{max} 为最大允许迭代次数, k 为当前迭代次数。一般来说, 在迭代初期选择较大的惯性权重, 保证算法的全局搜索能力, 而在迭代后期则选择较小的惯性权重, 保证算法的局部搜索能力。

在本文中, 为了平衡 PSO 算法的局部搜索和局部搜索的能力, 本文采用这种线性递减的惯性权重。取 $w_{\text{start}}=0.9$, $w_{\text{end}}=0.4$ 。

4.4 网络训练

对基于 PSO 优化的 BP 网络进行训练, 其中, PSO 算法的终止条件为达到最大的迭代次数, PSO 的适应度函数为测试样本的测试输出和实际输出的误差的平方和。BP 的学习训练方法为 Levenberg-Marquardt 法^[11]。图 4 为粒子群算法在优化 BP 网络权值和阈值过程中, 适应度变化的曲线。图 5 为 BP 网络使用优化后的权值和阈值训练过程中均方误差的变化。

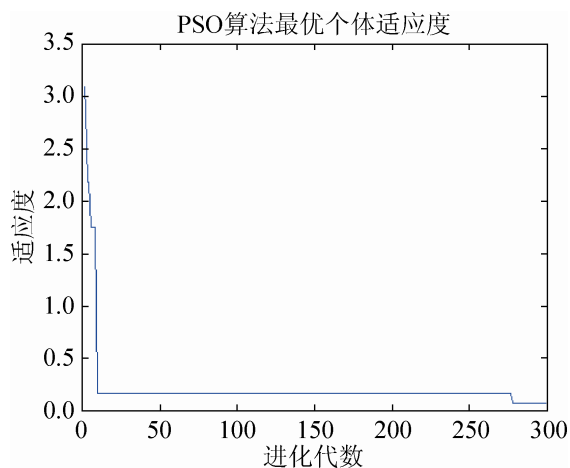


图 4 PSO 算法最优个体适应度

从图 4 中可以看出, 粒子群算法在迭代过程中, 误差变化明显, 仅使用了 9 次迭代就将测试样本的误差平方和降到了 0.156 4, 虽然后期的迭代

误差变化不明显, 但在第 278 次迭代时, 再次将误差的平方和降到了 0.065 5。

从图 5 中可以看出, 利用 PSO 优化后权值和阈值对 BP 网络进行训练, 网络仅训练了 202 次达到了设定了 0.01 的误差, 且网络避免了 BP 网络的局部极小的问题。

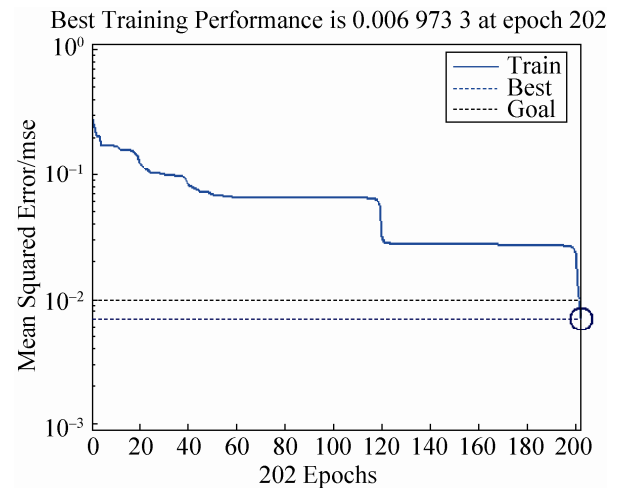


图 5 BP 网络训练过程中均方误差的变化

4.5 网络测试及结果分析

在网络训练完成后, 我们取 4 种不同于训练样本的不同故障数据对网络进行验证。作为对比, 我们利用随机的权值和阈值对 BP 网络进行训练, 利用相同测试样本对网络进行测试。测试样本的均方误差和训练样本的均方误差对比如表 1 所示。

表 1 不同的初始权值和阈值训练网络的结果对比

类别	测试样本的均方误差	训练样本的均方误差
使用随机初始权值和阈值	0.271 82	0.008 460 3
使用 PSO 优化的权值和阈值	0.004 094 4	0.006 973 3

从表 1 中可以看出, 使用 PSO 优化的权值和阈值训练 BP 网络, 无论是测试样本还是训练样本, 测量误差都有了一定程度的减小。

利用 PSO 优化的 BP 诊断网络的测试样本测试结果如表 2 所示。

4 组测试数据经训练好的网络运算后, 如表 2 所示, 可以判断出第 1 组数据为柱塞泵的柱塞与缸孔磨损, 第 2 组表示柱塞泵转子与配流盘磨损, 第 3 组表示柱塞泵滑靴损坏, 第 4 组表示柱塞泵运行

正常。可以看出, 本文采用的 PSO 优化神经网络算法对液压系统柱塞泵故障识别准确, 且精度较高, 可以推广到移动破碎站液压系统的其它部分故障诊断应用中。

表 2 PSO 优化的 BP 网络的测试样本测试结果

故障类型	实际输入($X=\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$)					期望输出(Y)				仿真输出(Y')			
Y_1	64	35.02	0.64	30.24	0.25	1	0	0	0	1.000 0	0.002	0.000	0.005 5
Y_2	70	34.68	0.95	28.87	0.72	0	1	0	0	0.000 0	0.749 6	0.000 0	0.000 0
Y_3	72	36.32	0.63	31.07	0.63	0	0	1	0	0.000 0	0.000 7	0.985 1	0.000 0
Y_4	63	35.59	0.55	30.12	0.5	0	0	0	1	0.000 0	0.050 7	0.000 0	1.000 0

从表 2 中也可以看出, 仿真的输出和期望的输出存在一定的误差, 但是总体上基本一致。首先, 考虑到原始数据来源与现场传感器的实时采集精密程度相关, 可能存在一定误差; 再者, 原始样本数据的数量不一定足够, 导致网络的泛化能力有一定偏差; 最后, 神经网络本身在训练过程中存在一定误差, 这是无法消除的, 只能通过改变网络参数或原始数据来减少。

5 结论

本文通过对粒子群算法和 BP 模型的分析, 建立了 PSO 优化 BP 网络的模型。利用 PSO 算法强大的全局搜索能力, 对网络的权值和阈值进行优化, 避免了 BP 神经网络陷入局部极小的可能, 提高了神经网络的训练效率。本文以液压系统中的柱塞泵故障为例, 建立了针对柱塞泵故障的神经网络模型, 利用 PSO 优化 BP 网络的仿真结果表明: 训练好的神经网络, 可以准确、快速地诊断出液压系统的柱塞泵故障。

参考文献:

[1] 姜建国. 故障诊断学及其在电工学中的应用 [M]. 北

京: 科学出版社, 1995.

- [2] 孙丽欣, 胡文亮. 神经网络在故障诊断中的应用 [J]. 化学工程与装备, 2014 (2): 165-168.
- [3] Guang Bin Huang. Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feed forward networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks (S1045-9227), 2003, 14(2): 274-281.
- [4] 刘金琨. 智能控制 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [5] 从爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2009.
- [6] Jishun Jiang, Hua Ji. Model of Online Grain Moisture Test System Based on Improved BP Neural Network [C]// 2009 ICICTA '09. Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. USA: IEEE, 2009 (1): 79-82.
- [7] 纪震, 廖惠连, 吴青华. 粒子群算法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [8] 史峰, 王辉, 郁磊, 等. MATLAB 智能算法的 30 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- [9] 傅忠云. 粒子群优化 BP 算法在电力系统短期负荷预测中的应用 [J]. 重庆工学院学报, 2007(10): 93-96.
- [10] Linaric D, Koroman V. Fault diagnosis of a hydraulic actuator using neural network [C]// 2003 IEEE International Industrial Technology Conference. USA: IEEE, 2003(1): 108-111.
- [11] 禹建丽, 卞帅. 基于 BP 神经网络的变压器故障诊断模型 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(6): 1343-1349.