

Application of Neural Network in Diagnosis of Diesel Engine

Kai Qin, Kaichun Ren, Hao Mu, Zhenyi Wu, Li Tian

Key Laboratory of Control Engineering, Chongqing Institute of Communication, Chongqing
Email: 380993087@qq.com

Received: Jan. 14th, 2013; revised: Jan. 29th, 2013; accepted: Feb. 5th, 2013

Abstract: Intelligent fault diagnosis is the only way for the development of diagnostic techniques of modern equipment, but also the direction of development of the current diagnostic techniques. In this paper, basic principle of BP and RBF network using Matlab neural network toolbox, engine fault diagnosis based on BP network and RBF network were compared, and the diagnostic results of the two algorithms.

Keywords: BP Neural Network; RBF Neural Network; Fault Diagnostic Technology

基于神经网络的柴油机故障诊断

秦 恺, 任开春, 牟 浩, 吴珍毅, 田 力

重庆通信学院控制工程重点实验室, 重庆
Email: 380993087@qq.com

收稿日期: 2013 年 1 月 14 日; 修回日期: 2013 年 1 月 29 日; 录用日期: 2013 年 2 月 5 日

摘 要: 智能化故障诊断是现代设备诊断技术发展的必由之路, 也是当前诊断技术的发展方向。本文主要以 BP 网络和 RBF 网络的基本原理, 利用 Matlab 神经网络工具箱, 对基于 BP 网络和 RBF 网络分别进行柴油机的故障诊断, 并且对两种算法的诊断结果进行了对比。

关键词: BP 神经网络; RBF 神经网络; 故障诊断

1. 引言

由于具有热效率高、经济性好、起动容易等特点, 柴油发动机是一种用途非常广泛的动力机械, 广泛用于动力发电, 工程机械等各个领域, 其动力性和可靠性的好坏直接影响着整个系统的安全运行。及时有效地发现并排除故障, 对增加柴油机工作时的安全性和可靠性, 降低设备维修费用, 减少经济损失, 避免重大事故发生具有重大的意义^[1]。

随着人工智能技术, 特别是神经网络技术的发展, 为柴油机故障诊断注入了新的活力, 智能化故障诊断是现代设备诊断技术发展的必由之路, 也是当前诊断技术的发展方向^[2]。由于柴油机故障产生的机理和原因非常复杂, 而且由于实际因素的不确定性, 故

障与征兆之间表现出一种复杂的非线性关系, 这种关系难用精确的数学模型来表示^[3]。以往对柴油机故障处理普遍采用定期检修保养和事后维修方法, 这种方法缺乏事故预见能力、维修成本高、效率低。目前在柴油机故障诊断中以专家系统^[4]、神经网络^[5]和支持向量机^[6]为主, 取得了较好的诊断效果。而神经网络作为一种重要的智能技术, 可以在不需要数学模型的情况下模拟人的智能行为, 具有快捷方便、抗噪性能好、泛化能力强、容错性好且能进行并行计算等优点, 为柴油机智能诊断系统的发展开辟了崭新的途径^[7,8]。本文利用 MATLAB 分别基于 BP 和 RBF 网络进行柴油机的故障诊断, 并对这两种神经网络方法诊断结果的可靠性和适用性进行分析。

2. BP 神经网络和 RBF 神经网络的基本概念

2.1. BP 神经网络

误差反向传播网络(Error Back-Propagation Network, BP 网络), 是 Rumelhart 等人于 1985 年提出的前馈型网络模型, 目前已成为应用最广泛的一种人工神经网络模型^[2,9]。BP 网络本质由输入到输出的映像, 它不需要任何输入和输出之间的精确数学表达式, 只需要用已知的输入输出数据对 BP 网络加以训练, 网络就具有输入和输出之间的映射能力^[10,11]。由于 BP 算法推导清晰、学习精度高, 可成功地解决感知器无能为力非线性可分离模式的分类问题, 所以它被广泛用于函数逼近、模式识别、分类和数据压缩等应用领域。BP 网络结构如图 1。

2.2. RBF 神经网络

径向基函数神经网络(Radial Basis Function, RBF 网络)是一种非线性局部逼近的神经网络, 其结构属于前馈型网络结构。Broomhead 和 Lowe 将径向基函数用于神经网络设计之中, 他们在 1988 年发表的论文中初步探讨了 RBF 用于神经网络设计^[2,12]。RBF 网络收敛速度比 BP 网络快, RBF 网络的拓扑结构不仅使得学习速度大大加快, 而且避免了局部极小问题, 它能以任何精度逼近任何连续函数。RBF 算法自提出以来, 以其结构自适应确定、输出与初始权值无关等优良特性, 在解决局部逼近方面显示出卓越的优势, 在多维曲面拟合、自由曲面重构和大型设备故障诊断等领域已取得了成功的应用。其结构如图 2。

3. 实例分析

3.1. 轴系特征向量提取

根据对柴油机的工作过程的理论分析和实际运

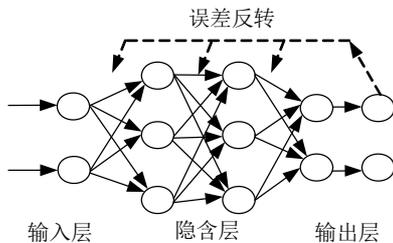


Figure 1. BP neural network
图 1. BP 神经网络

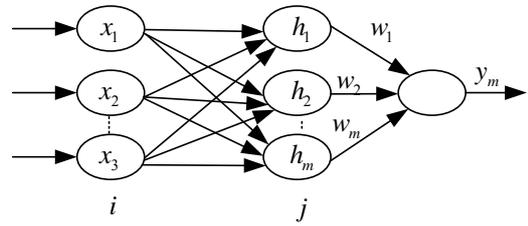


Figure 2. RBF neural network
图 2. RBF 神经网络

行经验, 可以确定系统可能出现的故障的原因和部位, 作为故障变量。故障变量就是输出变量, 同时确定用于区别各种故障作为网络的输入变量^[11]。

故障样本集的正确确定是神经网络准确进行故障诊断的一个关键环节。对于柴油机系统故障的特征值提取现场收集到的数据有: 柴油机正常工作、喷油器堵塞、气门间隙过大和气门间隙过小的试验数据各 4 组训练样本, 一共 16 组训练样本, 如表 1。抽取 8 组数据作为测试样本, 如表 2。表中样本数据代表了某种工况: 其中 T1 表示柴油机正常工作; T2 表示喷油器堵塞; T3 表示气门间隙过大; T4 表示气门间隙过小。然后将系统的 4 种运行状态编码定为: 柴油机正常工作(1 0 0 0)、喷油器堵塞(0 1 0 0)、气门间隙过大(0 0 1 0)、气门间隙过小(0 0 0 1)^[8,13]。像表 1 和表 2 这样的特征向量为我们的神经网络的训练与学习提供了保障。

3.2. 建立神经网络

本研究选用 BP 网络含有一个隐层的神经网络, 由于故障诊断输入特征量为 8 维, 带分类为 4 类, 所以 BP 神经网络输入层的神经元数为 8 个, 隐含层节点数选为 10 个, 输出层的神经元数为 4 个, 将期望误差定为 0.001, 最大训练步数为 3000。RBF 网络主要包括隐含层和输出层, 其中隐含层的传递函数选为 Radbas, 输出层的传递函数为纯线性函数 Purelin。神经网络工具箱中用于创建 RBF 网络的函数为 Newrb, 在设计过程中, 最重要的参数是径向基函数的分布常数。神经网络用于故障分类的流程如图 3 所示。

3.3. 仿真结果分析

笔者分别用 BP 神经网络和 RBF 神经网络对样本数据进行测试, 对比结果如表 3 所示, 从表 3 两种算法的比较结果中得出: 采用神经网络建立故障诊断

基于神经网络的柴油机故障诊断

Table 1. Training samples
表 1. 训练样本

输出变变量	输出特征量							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1 0 0 0	0.0328	0.3387	0.1169	0.1215	0.0377	0.1294	0.1001	0.1219
1 0 0 0	0.0336	0.3918	0.1196	0.1564	0.0538	0.0953	0.0731	0.0772
1 0 0 0	0.0465	0.4357	0.1119	0.1772	0.0542	0.0681	0.0581	0.0484
1 0 0 0	0.0903	0.2601	0.1423	0.1753	0.0497	0.0636	0.1548	0.0639
0 1 0 0	0.2616	0.1604	0.1327	0.0943	0.0535	0.0994	0.1316	0.067
0 1 0 0	0.2684	0.2808	0.1064	0.1039	0.0369	0.0701	0.0619	0.0716
0 1 0 0	0.2353	0.2554	0.0987	0.1228	0.0293	0.0908	0.073	0.0953
0 1 0 0	0.2919	0.1098	0.1476	0.0787	0.0403	0.0915	0.1763	0.064
0 0 1 0	0.5213	0.2017	0.063	0.0773	0.03	0.0354	0.0331	0.0383
0 0 1 0	0.4196	0.2287	0.093	0.1104	0.0318	0.0439	0.0357	0.0369
0 0 1 0	0.4879	0.1769	0.0826	0.0978	0.0355	0.0434	0.0374	0.0384
0 0 1 0	0.4709	0.1791	0.087	0.1267	0.0311	0.0388	0.0318	0.0346
0 0 0 1	0.7279	0.1061	0.0303	0.0532	0.0153	0.0238	0.0221	0.0214
0 0 0 1	0.6934	0.1015	0.037	0.047	0.025	0.0292	0.0336	0.0334
0 0 0 1	0.694	0.1031	0.0367	0.0472	0.0186	0.041	0.0351	0.0244
0 0 0 1	0.6612	0.0656	0.0599	0.0445	0.0258	0.0401	0.0759	0.0269

Table 2. Test samples
表 2. 测试样本

输出状态向量	输入特征向量							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1 0 0 0	0.0585	0.3245	0.1627	0.1186	0.0412	0.1098	0.0931	0.0917
1 0 0 0	0.0687	0.2375	0.1553	0.1719	0.0405	0.0819	0.1718	0.0724
0 1 0 0	0.2431	0.1938	0.1163	0.1421	0.0397	0.0735	0.1271	0.0652
0 1 0 0	0.2904	0.1801	0.1031	0.141	0.0416	0.0703	0.1145	0.0588
0 0 1 0	0.4325	0.2389	0.0745	0.0925	0.036	0.0424	0.0424	0.0407
0 0 1 0	0.4404	0.2618	0.0885	0.0925	0.0293	0.029	0.0299	0.0285
0 0 0 1	0.6612	0.101	0.0372	0.0525	0.0251	0.054	0.0391	0.0299
0 0 0 1	0.6643	0.0612	0.0704	0.0399	0.0223	0.0349	0.0797	0.0273

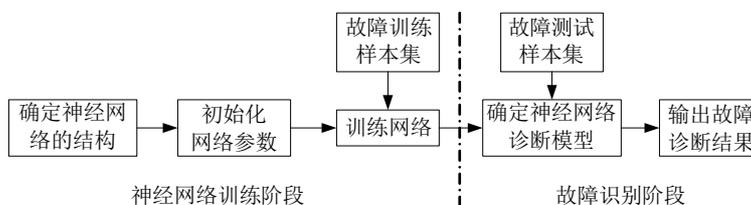


Figure 3. The flow diagram of fault diagnosis based on neural network
图 3. 基于神经网络的故障诊断流程图

Table 3. Test results
表 3. 测试结果

BP 网络训练结果				RBF 网络训练结果				实际结果			
Y1	Y2	Y3	Y4	Y1	Y2	Y3	Y4	Y1	Y2	Y3	Y4
0.7154	0.0808	0.0523	0.0005	0.8675	-0.0270	-0.2228	0.3823	1	0	0	0
0.9762	0.0742	0.0036	0.0000	1.1533	-0.5443	0.1994	0.1916	1	0	0	0
0.5066	0.6207	0.0045	0.0002	0.0814	1.0472	0.1485	-0.2770	0	1	0	0
0.4026	0.6000	0.0066	0.0001	-0.015	1.0788	0.2910	-0.3543	0	1	0	0
0.1237	0.0472	0.8218	0.0068	-0.005	0.3003	0.8919	-0.1869	0	0	1	0
0.2938	0.0053	0.9710	0.0032	0.1083	-0.3427	1.2345	-0.0001	0	0	1	0
0.0934	0.0121	0.0348	0.9239	0.0037	0.1568	-0.0160	0.8556	0	0	0	1
0.0362	0.063	0.0253	0.9796	0.0079	-0.2084	0.0721	1.1283	0	0	0	1

模型，能够客观的反映柴油机是否故障及严重程度，两种网络均能够满足故障诊断的要求。

4. 结束语

从表 3 中可以看出，本文所采用的 BP 神经网络和 RBF 神经网络算法对柴油机故障诊断的结果是非常准确的。神经网络在柴油机故障诊断中应用很成功，一旦训练好后，就可用来诊断相应的故障，达到预期的目的，这体现了神经网络具有很强的存贮能力和记忆能力，以及强大的联想能力和推测能力，应用在故障诊断领域是切实可行的，并且具有广阔发展前景。

参考文献 (References)

[1] 李刚, 李顺刚, 顾玉东等. 柴油机故障诊断与分析[J]. 内燃机车, 2012, 2: 9-13, 24.
[2] 毕晓军. 信息智能处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社,

2010.
[3] 尚奇. 基于 BP 神经网络的 4135 柴油机故障诊断[J]. 陕西西安石油大学, 2011.
[4] 王自冉. 基于神经网络的柴油机故障诊断专家系统[J]. 农机化研究, 2008, 5: 182-185.
[5] 杨志, 董振良, 万金波等. 基于神经网络的柴油机故障诊断[J]. 中国新技术新产品, 2011, 24: 142-143.
[6] 肖晨静, 李艾华. 基于 SVM 的柴油机故障诊断方法研究[J]. 微计算机信息, 2007, 23(13): 224, 227-228.
[7] 刘勇, 张利堂, 杜树浩等. BP 神经网络技术在雨刮电动机故障诊断中的应用[J]. 现代制造工程, 2012, 2: 135-138.
[8] 赵新磊, 刘渝妍, 杨永发等. 基于优化小波神经网络在柴油机故障诊断上的应用[J]. 林业机械与木工设备, 2012, 4: 32-34.
[9] 顾玉东, 高伟东, 李刚等. 基于 Matlab 的柴油机故障诊断[J]. 机械研究与应用, 2012, 1: 146-148.
[10] 朱文材, 胡海刚, 朱鸣鹤等. 遗传神经网络在轴系故障诊断中的应用[J]. 机电工程, 2012, 29(2): 136-141.
[11] 杨志, 董振良, 万金波等. 基于神经网络的柴油机故障诊断[J]. 中国新技术新产品, 2011, 24: 142-143.
[12] 麻闰政. 径向基函数神经网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 广东电力, 2012, 25(1): 80-83.
[13] 申慧, 丁北, 宋治飞等. 基于 RBF 网络的船用柴油机故障诊断[J]. 现代营销, 2011, 12: 295-296.