

# 基于极化因子神经网络的火电厂制粉系统故障诊断技术

江若玫<sup>1</sup>, 龚春琼<sup>2</sup>

(1. 西安交通大学城市学院 计算机科学与信息管理系, 西安 710018

2. 西安理工大学 理学院, 西安 710048)

**摘要:** 制粉系统是火电厂的主要设备, 其安全稳定运行对发电企业的经济生产具有十分重要的意义; 针对制粉系统的运行特性和故障分析, 提出了基于极化因子神经网络的火电厂制粉系统故障诊断方法, 该方法将故障征兆相应的过程变量作为输入, 将制粉系统故障类型作为输出, 通过训练神经网络建立其系统故障诊断模型, 其中训练过程中采用极化因子来自动调整神经网络的收敛速度, 从而在满足误差目标的前提下, 防止其陷入局部极小; 选取实际火电厂制粉系统 3 个典型故障及其相对应的 9 个故障征兆参数进行了实验; 结果表明, 该方法具有良好的收敛性, 完全可以满足火电厂制粉系统现场故障诊断的要求。

**关键词:** 火电厂制粉系统; 故障诊断; 神经网络; 极化因子

## Neural Network with Polarization Factor for Pulverizing System Fault Diagnosis

Jiang Ruomei<sup>1</sup>, Gong Chunqiong<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science and Information Management, City College, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710018, China;

2. School of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Pulverizing System is an important part of the power plants and it is crucial to keep the system working safely and stably. According to the operation characteristics and fault analysis knowledge of the system, a fault diagnosis method based on neural network with polarization factor for the pulverizing system of the power plant is proposed. The method builds the diagnosis model by treating a neural network. The neural network uses the process variables that are related to the fault symptoms as the inputs and the fault types as the outputs. Moreover, a polarization factor is used to adjust the convergence speed of neural network automatically. Thus, the method can accomplish the treatment of the neural network and avoid the local minimums. The experiments are performed with three typical faults and their nine corresponding fault symptoms parameters derived from the pulverizing system of a real power plant. The experimental results verify the good convergence of the proposed method. The proposed method can achieve the requirement of on-site fault diagnosis of the pulverizing system of the power plants.

**Keywords:** pulverizing system of power plant; fault diagnosis; neural network; polarization factor

## 0 引言

火力发电厂普遍采用煤粉燃烧, 原煤经过制粉系统研磨成为达到一定细度及干燥程度的煤粉后, 才能送入锅炉内燃烧<sup>[1]</sup>。制粉系统运行状态会直接影响整个电厂的安全经济生产。制粉系统是一个非线性、大惯性、强耦合以及具有各种不确定性扰动的多变量对象, 数学模型难以建立。在生产过程中, 制粉系统的故障时有发生, 引发的原因也是多种多样, 并且各种因素之间存在耦合作用, 若不及时处理有可能会引起连锁反应, 甚至出现多个故障并发的情况, 使维护难度也随之增加。因此, 本文针对制粉系统工作特性, 提出了一种基于极化因子神经网络的火电厂制粉系统故障诊断方法。

## 1 火电厂制粉系统

### 1.1 对象特性

制粉系统的基本结构如图 1 所示<sup>[2]</sup>。给煤机将原煤仓内的原煤送入磨煤机内, 同时热风也进入磨煤机, 原煤经过破碎研磨, 磨制好的煤粉被气流输送出去, 从磨煤机出来的是气粉混

合物, 经粗粉分离器后, 过粗的煤粉重新返回磨煤机入口进行再研磨, 合格的煤粉被带入细粉分离器进行气粉分离, 再次合格的煤粉落入煤粉仓。根据锅炉负荷的需要, 给粉机将煤粉仓中的煤粉输入一次风管, 再送入炉内燃烧。由于细粉分离器不可能把煤粉气流中的全部煤粉分离出来, 气流中仍然含有大约 10% 较细的煤粉。为了利用这部分煤粉, 一般利用这部分含煤粉的气流输送由给粉机下来的煤粉到主燃烧器进入炉膛燃烧。

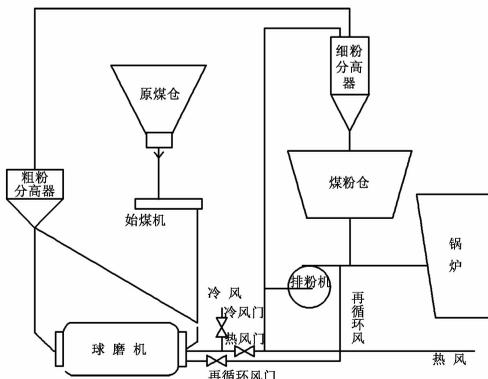


图 1 制粉系统结构图

### 1.2 制粉系统故障分析

制粉系统主要包括钢球磨煤机、粗粉分离器、细粉分离

收稿日期: 2014-09-05; 修回日期: 2014-10-17。

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2006AA04Z180)。

作者简介: 江若玫(1979-), 女, 陕西西安人, 讲师, 主要从事信息系统方向的研究。

器、给煤机和排粉机等。相关过程变量主要有: 给煤机转速、给煤机瞬时给煤量、给煤机设定给煤量、球磨机噪音信号、球磨机轴瓦信号、球磨机电流、球磨机入口负压、球磨机出入口负压、球磨机出口温度、球磨机通风量、排粉机电流、排粉机入口风压、排粉机出口风压、煤粉仓温度、粗粉分离器入口负压以及细分离器出口负压<sup>[10]</sup>。制粉系统的故障类型较多, 引发的原因也是多种多样, 并且各种因素之间存在耦合作用。当制粉系统出现故障时, 也会有许多故障征兆, 制粉系统常见的故障征兆参数见表 1。这也是进行故障诊断技术的前提, 可以在此基础上建立对应的诊断模型, 从而根据发生的故障对应的故障征兆参数来判断故障的发生与否。

目前针对火电厂制粉系统的故障诊断方法主要有故障树<sup>[3]</sup>、D-S 证据理论<sup>[4]</sup>、支持向量机<sup>[5]</sup>以及神经网络<sup>[6]</sup>等方法。误差反向传播神经网络 (Error Back Propagation Neural Network, 简称 BPNN) 是一种基本的神经网络, 它在工业过程监控中得到了广泛的应用<sup>[7]</sup>。但 BPNN 在训练过程中易陷入过早收敛, 从而致使学习速度慢, 这些都限制了其在工业现场的应用范围<sup>[8-9]</sup>。

表 1 故障类别和故障征兆

故障类别	故障征兆及相关过程变量变化趋势
测点误差	单一参数数值突变, 其他参数反映正常;
原煤仓断煤	给煤机瞬时给煤量为零, 球磨机噪音信号和球磨机轴瓦振动信号增大, 其他参数正常;
给煤机故障	给煤机电力、给煤机转速、给煤机瞬时给煤量变化, 给煤机设定给煤量不变, 其他参数正常;
球磨机空磨	球磨机电流下降, 排粉机电流下降, 球磨机噪音信号和球磨机轴瓦振动信号增加, 球磨机入口负压增大, 球磨机出入口压差减小, 球磨机入口温度上升, 排粉机入口风压减小, 排粉机出口风压增大;
制粉系统自燃或爆炸	球磨机出口温度上升, 球磨机入口负压变正, 排粉机入口负压变正, 排粉机电流增大;
煤粉仓自燃	煤粉仓温度明显上升;
球磨机满磨	磨机电流下降, 排粉机电流下降, 球磨机噪音信号和球磨机轴瓦振动信号减小, 球磨机入口负压减小, 球磨机出入口压差增加, 球磨机出口温度下降, 排粉机入口风压变大, 排粉机出口风压变小;
粗粉分离器堵塞	粗粉分离器进出口压差增大, 细分离器进出口压差减小, 球磨机入口负压变小, 球磨机出入口压差减小, 排粉机入口风压增大, 排粉机出口风压减小;
细粉分离器堵塞	细分离器进出口压差增大, 粗粉分离器进出口压差减小, 球磨机入口负压变小, 球磨机出入口压差减小, 排粉机入口风压增大, 排粉机出口风压减小。

## 2 故障诊断方法

在上面分析的基础上, 采用 BPNN 建立故障征兆和故障类型之间的神经网络故障诊断模型。首先必须确定网络的输入节点数、隐层数、隐层节点数、输出层节点数等, 这些参数的选取要根据诊断的具体对象而定, 下面针对火电厂制粉系统对它们进行具体分析。输入层节点数一般要依据引发故障的故障征兆数目来定。制粉系统的运行参数较多, 将这些参数全部输入故障诊断系统进行处理, 不但会使系统复杂, 增加系统的软、硬件费用, 而且同时会使诊断模型的稳定性变差。为了减少网络复杂度, 使得学习次数降低, 加快训练速度, 对制粉系统中具体故障考虑其相关的检测参数, 只选取故障所涉及到的参数来确定网络输入层节点数。挑选出了 16 个参数作为故障诊断信

号的主要来源, 其分别为: 给煤机转速、给煤机瞬时给煤量、给煤机设定给煤量、球磨机噪音信号、球磨机轴瓦振动信号、球磨机电流、球磨机入口负压、球磨机出入口负压、球磨机出口温度、球磨机通风量、排粉机电流、排粉机入口风压、排粉机出口风压、粗粉分离器进出口压差、细分离器进出口压差、煤粉仓温度。已有的经验表明: 采用单隐层的网络结构已经能够解决几乎所有的非线性映射问题, 具有 Sigmoid 激励函数的三层非线性 BPNN 能够任意精度逼近任何连续性函数<sup>[11-12]</sup>。因此选用单隐层结构。而其隐层节点数可以根据经验公式  $n = 2m + 1$  得到, 其中  $n$  为隐层节点数,  $m$  为输入层节点数。根据制粉系统的故障知识, 可以知道影响制粉系统正常工作的主要故障有 9 种, 具体的 9 种故障分别为: 测点故障、原煤仓断煤、给煤机故障、球磨机空磨、制粉系统自燃或爆炸、煤粉仓自燃、球磨机满磨、粗粉分离器堵塞、细粉分离器堵塞。

综上所述可以得出火电厂制粉系统的神经网络故障诊断模型如图 2 所示。

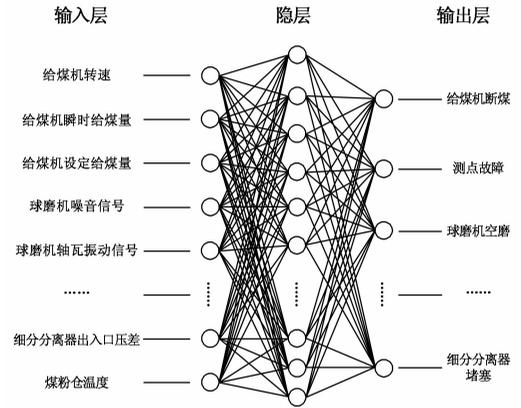


图 2 制粉系统故障诊断模型

训练一个 BPNN 网络, 需要计算网络加权输入矢量、网络输出以及误差矢量, 然后求得误差平方和。当所训练矢量的误差平方和小于误差目标, 训练则停止, 否则在输出层计算误差变化, 且采用反向传播学习规则来调整权值, 并重复此过程。当网络完成训练后, 对网络输入一个不是训练集中的矢量, 网络将以泛化方式给出输出结果。常用 BPNN 的收敛慢的一个重要原因是学习参数选择不当: 选得太小, 收敛速度慢; 选的太大, 则有可能修正过头, 导致振荡, 甚至发散。因此增加一个极化因子, 可以根据每次迭代后的误差分析结果, 自动进行调整, 对好结果和坏结果对应的参数进行极化, 从而既加快了网络的收敛速度, 又避免了收敛过程中的振荡。以下是该方法的具体训练步骤:

- 1) 用小随机数对每一层的权值和偏差进行初始化, 以保证不被大加权输入造成网络饱和;
- 2) 计算网络各层输入矢量以及网络误差;
- 3) 计算各层反传的误差变化, 并据此来使用极化因子 ( $p > 1.0$ ) 自动调整步长: 如果新得到的误差小于上次的误差, 则说明其适应误差变化的趋势可以适当增加, 即将其乘以  $p$ , 如果新得到的误差大于上次的误差, 且超过某个阈值, 则将其除以  $p$ , 其它情况维持上次不变;
- 4) 计算各层权值的修正值以及新权值;
- 5) 修正计算权值修正后的误差平方和;
- 6) 检查 SSE 是否小于误差目标, 若小于误差目标, 则训

练结束；否则继续。

当故障模型训练好后，在现场实际应用时，当输入现场得来的实时数据后，经过该模型诊断得出结论，确定故障类型，从而给操作人员相应的诊断信息和处理措施的建议。

### 3 实验结果

为了验证所提方法的有效性，将所提方法和常规 BPNN，在实际数据上进行验证。实验中的实际数据采集于秦山电厂制粉系统。从表 2 中列出的制粉系统的主要故障中，选择了 3 种典型的故障作为代表，即：原煤仓断煤、球磨机空磨、球磨机满磨；这 3 种故障所对应的故障征兆参数分别为：球磨机噪音信号、球磨机轴瓦振动信号、球磨机电流、排粉机电流、球磨机入口负压、球磨机出入口压差、球磨机出口风温、给煤机瞬时给煤量、排粉机入口风压、排粉机出口风压。

由于故障征兆参数是 9 个，则输入数据每组应该有 9 个数据。这里按照神经网络的训练要求，每种故障选取 3 组对应的故障数据来对网络进行训练。故障数据确定后，将这些数据进行归一化处理，即变成范围在 [-1, 1] 之间的实数。确定好了网络的输入向量后，接下来确定网络的输入模式，由于这里选用的典型故障为 3 个，因此可以采用以下的形式表示输出：1) 给煤机断煤：1, 0, 0；2) 球磨机空磨：0, 1, 0；3) 球磨机满磨：0, 0, 1。

输入输出形式确定后，可按以下方式创建 BPNN 和所提算法网络，输入节点为 9 个，隐层节点数近似为 19 个，输出节点数为 3 个，且误差优化目标都是 0.01。此外，对于所提算法，将极化因子设定为 1.15，阈值设为 3%。BPNN 和所提方法的训练过程分别如图 3 和图 4 所示。可以看出 BPNN 的收敛速度明显比所提方法慢的多，BPNN 的迭代次数是 287 次，而所提算法经过 41 次训练后，性能就达到了要求。

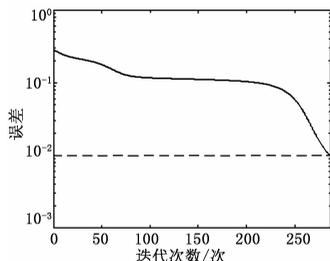


图 3 BPNN 误差迭代曲线

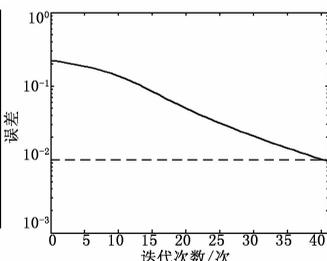


图 4 所提方法误差迭代曲线

网络训练后，抽取 3 组新的数据作为网络测试输入数据，测试数据如表 2 所示。

测试结果如图 5 所示。按照欧式范数理论，这 3 次测试的表 2 测试数据

序号	特征样本	系统状态
1	0.4079, 0.6969, 0.9922, 0.9785, 0.2028, 0.0179, -0.0062, -1.0000, 0.1702	原煤仓断煤
2	0.5661, 0.3858, -0.7837, -0.2500, -0.5937, 0.5748, -0.9441, 0.8465, 0.7841	球磨机空磨
3	-0.9113, -1.0000, -0.8305, -0.2116, 0.7292, -0.9508, 0.9675, 0.9169, -0.8378	球磨机满磨

误差分别为 0、0.0715 和 0.0123，则可以看出这些误差是非常小的。因此说明经过训练后，所提方法是完全可以满足制粉系统故障诊断要求的。

Y =

1.0000	0.0000
0.0010	0.9285
0.1374	0.0265

图 5 测试结果

综上所述，可知本文所提算法经训练后，其测试输出的结果满足了要求，能够根据输入测试数据而输出对应的结果，即根据相应的故障征兆而得出与其对应的故障，可见该方法建模和训练是成功的，且拥有更好的网络收敛性。

### 4 结论

针对制粉系统运行状态监控的重要性，提出了基于极化因子神经网络的火电厂制粉系统故障诊断方法，该方法建立故障征兆和故障类型之间的神经网络故障诊断模型，且在训练过程中采用极化因子来自动调整网络的收敛速度，防止其陷入局部极小。实验结果表明，该方法具有良好的收敛性，完全可以满足火电厂制粉系统现场故障诊断的要求。

#### 参考文献：

- [1] Wang H, Jia M P, Huang P, et al. A study on a new algorithm to optimize ball mill system based on modeling and GA [J]. Energy Conversion and Management, 2010, 51 (4): 846 - 850.
- [2] Jia L X, Li X Z. Self-optimization combined with fuzzy logic control for ball mill [J]. International Journal of Computers Systems and Signals, 2000, 1 (2): 231 - 239.
- [3] 赵 薇, 贾民平, 黄 鹏, 等. 故障树分析及其在制粉系统故障诊断中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2006, 26 (4): 288 - 295.
- [4] 刘定平, 叶向荣, 陈斌源, 等. 基于核主元分析和最小二乘支持向量机的中速磨煤机故障诊断 [J]. 动力工程, 2009, 29 (2): 155 - 158.
- [5] 鲁雪艳, 赵 征. 基于模糊聚类分析和 D-S 证据理论的磨煤机故障诊断 [J]. 电力科学与工程, 2011, 27 (7): 41 - 44.
- [6] 费树岷, 李延红, 柴 琳. 基于 RSPNN 的制粉系统故障诊断 [J]. 控制工程, 2012, 19 (03): 412 - 415.
- [7] 王 琦, 王森, 周晓华, 等. 基于改进神经动态规划算法的 CFB 锅炉床温控制器 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (5): 1412 - 1417.
- [8] 王 钰, 郭其一, 李维刚. 基于改进 BP 神经网络的预测模型及其应用 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (01): 39 - 42.
- [9] Fei Y, Huajie M, Lin H, et al. Back propagation neural network based calculation model for predicting wear of fine-blanking die during its whole lifetime [J]. Computational Materials Science, 2012, 6 (59): 140 - 151.
- [10] Menhas M I, Fei M, Wang L, et al. Real/binary co-operative and co-evolving swarms based multivariable PID controller of BMPS [J]. Energy Conversion and Management, 2012, 2 (54): 67 - 80.
- [11] Behera Shishir Kumar, Rene Eldon R., Kim Min Choul, Park Hung-Suck. Performance prediction of a RPF-fired boiler using artificial neural networks [J]. International Journal of Energy Research, 2014, 38 (8): 995 - 1007.
- [12] Chen G Y, Fu K Y, Liang Z W, et al. Tontiwachwuthikul Paitoon, Idem Raphael. The genetic algorithm based back propagation neural network for MMP prediction in CO2-EOR process [J]. Fuel, 2014, 126: 202 - 212.