

基于神经网络的汽包水位传感器故障检测

陈丽娟¹, 杨欣²

(1. 东南大学 电气工程系, 江苏 南京 210096; 2. 东南大学 自动控制系, 江苏 南京 210096)

摘要: 汽包水位传感器信号的故障检测在热电厂生产过程中非常重要, 通过分析主给水流量和主蒸汽流量的输出信号, 建立预测水位输出的数学模型, 提出了一种基于神经网络的汽包水位传感器故障检测方法, 该方法首先建立神经网络结构, 然后使用大量学习样本训练网络, 确定权值和阈值; 最后, 进行系统仿真试验, 比较仿真模型的输出与真实系统的输出, 试验表明, 用该方法进行汽包水位传感器的故障检测, 效果令人满意。

关键词: 神经网络; 故障检测; 汽包水位; 热电厂

中图分类号: TP 212; TP 206⁺.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2006)03-0035-03

0 引言

在火力发电厂热工输出信号中, 由于汽包水位不受负荷及其他各种信号变化的影响, 即水位高低与负荷及其他信号的关联度低, 所以很难用一般的关联规则算法对其进行故障检测^[1-2]。而在电厂水循环系统中, 汽包是其中一个重要环节。实现对汽包水位控制系统中各个传感器、给水泵进行故障诊断十分必要。传感器或给水泵的失灵将会对整个系统的安全带来巨大的威胁。

本文基于神经网络原理, 通过分析主给水流量和主蒸汽流量的输出信号, 建立预测水位输出的数学模型, 提出了一种基于人工神经网络的汽包水位传感器故障检测方法, 该方法首先建立了神经网络结构; 然后使用大量学习样本训练网络, 即确定权值和阈值, 最后进行系统仿真试验。

1 人工神经网络

根据生物神经元的结构、作用机制, 并做了进一步简化, 构成了神经元模型, 即人工神经元^[3]。其结构如图 1 所示。图中 $I = \sum_{j=1}^n w_j x_j + \theta$ 。 w 为输入信号和神经元的结合强度, 称为连接权。 θ 表示神经元的阈值。而神经元的输出为 $O = f(I)$ 。函数 $f(\cdot)$ 成为激发函数, 根据激发函数的不同可以将神经元分为不同的类型。

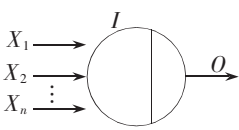


图 1 神经元模型
Fig.1 Nerve fiber model

多个神经元便可构成不同结构的神经网络, 对于任一线性或者非线性映射, 都可使用 3 层前向神经网络对其进行实现。因此, 完全可使用神经网络建立预测数学模型。使用神经网络建立预测数学模型, 一般分为以下 2 步: 建立神经网络结构; 使用大量学习样本训练网络, 也就是确定权值和阈值。

2 建立预测神经网络

在火力发电厂中, 由于各电厂输水管道、主蒸汽管道以及汽包的式样和大小都各不相同, 而且大部分汽包是椭球形或球形, 具有一定的非线性, 所以很难找出一个统一的精确数学模型^[4]。所以本论文采用神经网络建立数学预测模型。这样每个电厂可以根据本厂的历史数据对网络进行训练, 从而得到模型。

在离散化的汽包水位控制系统中, 由于采用的控制系统是闭环控制系统, 所以真实的输入与输出的关系可以表示为: $y(k+1) = f(y(k), u(k))$ 。而神经网络建立的预测数学模型就是建立一个数学模型来找到该对应关系 f , 使 $\tilde{y}(k+1) = \tilde{f}(y(k), u(k))$, 然后再分析参差信号 $r = |y - \tilde{y}|$, 进行故障诊断, 所以故障检测的基本原理图如图 2 所示。

对于汽包水位系统的输入有主给水流量和主蒸汽流量, 输出是汽包水位信号, 所以神经网络的设计采用三输入单输出的 3 层前向网络, 输入层为 3 个神经元, $n = 3$, 分别

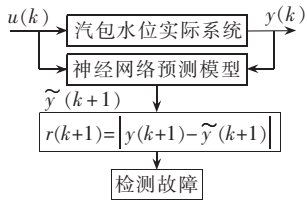


图 2 故障检测原理

Fig.2 Principle of fault detection 是给水流量信号、主蒸汽流量信号、汽包水位信号, 输出层为 1 个神经元, $l = 1$, 是下一步预测的汽包水位信号, 而网络的中间层神经元个数太少, 则会减少模型精确度, 如果太多, 则会增加网络连接权数目, 增加计算量, 而且容易出现隐层神经元的冗余现象, 即网络隐层中某些神经元的输出非常接近。本设计由公式 $m \leq \sqrt{n \times (l+3)} + 1$ 确定^[5], 则 $m = 2, 3$ 或 4。首先, 建立 4 个隐层神经元的网络, 然后建立 3 个隐层神经元的网络, 经过实验仿真发现, 效果相差不多, 相对误差均小于 0.05%, 考虑到减少计算量, 又要保证模型的精确度, 所以选择 $m = 3$ 。其结构如

图 3 所示。

网络结构确定以后,采用在正常工况下,负荷和水位波动都较大的一段时间的历史信号对网络进行训练^[6]。这样的信号训练出的网络具有较高的精确度,选取了主给水流量、主蒸汽流量、汽包水位 3 个测点在负荷波动较大的 12 h 内的信号作为学习样本。采样时间为 2 s,共 21 600 组训练数据。

网络的训练采用反向传播训练算法,隐层神经元的激发函数采用 Sigmoid 函数 $O_i = 1/(1 + e^{-t})$ 。由于采样点多达 21 600 个,所以精度要求的取值必须要比较大,如果每个训练样本产生的绝对误差为 0.01 mm,相对误差为 0.002%,则能量函数值为 $E = \sum_{p=1}^{21\,600} e_p = 21\,600 \times 0.01 = 216 \text{ (mm)}$,所以取精度要求的值为 100。学习速率取值越小收敛越快,但是容易产生震荡,通过多次迭代运算,发现学习率 $\eta = 0.02$ 时效果最好。通过 100 多次迭代运算,能量函数值达到精度要求,得出网络的全部参数。其网络训练流程图如图 4 所示。

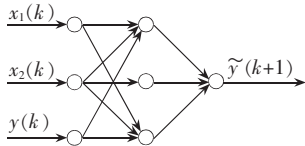


图 3 神经网络结构

Fig.3 Structure of neural network

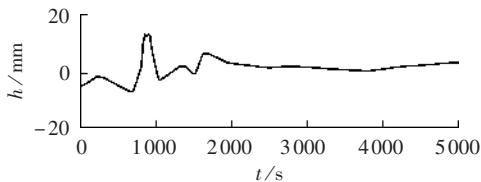


图 5 汽包水位信号 1.5 h 内的数据

Fig.5 Boiler water level curve for 1.5 hours

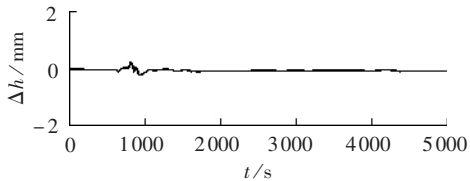


图 6 网络输出参差图

Fig.6 The deviation curve of network output from real level

出,在水位波动比较剧烈的情况下,参差仍然可以控制在 0.3 mm 以内。说明网络的预测性能很好。

通过分析参差信号检测故障,为了得到具有故障的信号,人为地改动这一时段的水位信号,制造出虚假的水位信号,用来检验网络的故障检测能力。

3.1 传感器恒增益故障

在 3 000 点以后,让水位信号按一定的速度偏离正常信号,模仿水位传感器的恒增益故障,见图 7 (图中实线为真实信号,虚线为故障信号,图 9 同)。可以看出参差曲线的变化渐渐加大,见图 8。

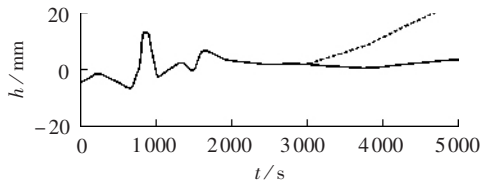


图 7 水位传感器恒增益故障

Fig.7 Constant gain fault of water level sensor

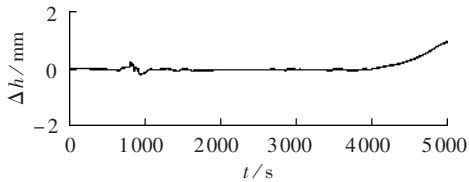


图 8 恒增益故障参差曲线

Fig.8 The deviation curve at constant gain fault

3.2 传感器恒偏差失效故障

当传感器出现恒偏差,信号将与真实信号偏差一个固定的数值,见图 9。参差信号将会出现一个很大的跳动,见图 10。

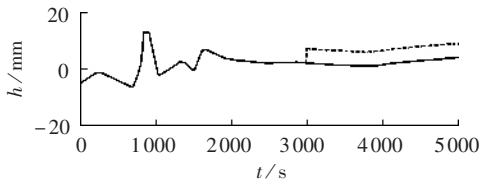


图 9 水位传感器恒定偏差

Fig.9 Constant deflection fault of water level sensor

3 故障检测实例

网络训练好以后,对其进行仿真实验,为了体现实验的有用性,任意采取一段水位信号的历史数据输入给网络,图 5 是汽包水位信号在 1.5 h 内的数据,共 5 400 个点,采样周期为 1 s。将网络的输出与真实输出作比较,得到的参差图形见图 6,可以看

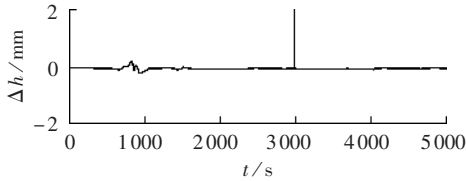


图10 恒定偏差参差曲线

Fig.10 The deviation curve at constant deflection fault

由于在仿真实验中,只是改动了汽包水位的信号,制造出虚假的故障信号,而并没有改动主给水信号和主蒸汽信号。但是,在实际控制系统中,由于水位信号的故障,将导致控制器误动作,则给水流量信号也将随之改变,而产生的参差信号将会更大,效果应该比仿真实验更为明显。

对于传感器卡死故障,由于主给水流量信号并没有随着故障信号而导致的误动作产生变化,所以仿真结果并不很明显,但是在实际控制系统中,参差应该上下波动比较明显。通过对参差信号的分析,能够判断故障是否发生以及故障的类别。通过仿真实验说明这一设计方案可行。

4 结语

本文基于神经网络建立了汽包水位控制系统的预测数学模型,首先建立了神经网络结构;网络结构确定以后,采用在正常工况下,负荷和水位波动都比较大的一段时间的历史信号对网络进行训练,确定权值和阈值;最后,进行了系统仿真试验,使用仿真模型的输出与真实系统的输出进行比较,进行汽包水位传感器的故障检测,效果令人满意。

参考文献:

- [1] 张世峰,范国伟. 热电厂故障检测与诊断系统设计[J]. 自动化与仪器仪表,2002,5(2):19-21.
ZHANG Shi-feng,FAN Guo-wei. The design of default detection and diagnose system in power plant[J]. **Automation and Instrument**,2002,5(2):19-21.
- [2] GERTERLER J J. Fault detection and diagnosis in engineering systems[M]. USA:Marcel Dekker,Inc,1998.
- [3] 黄小原,肖四汉. 神经网络预警系统[J]. 预测,1995(2):63-66.

- HUANG Xiao-yuan,XIAO Si-han. Alarm and fault detection system of neural networks[J]. **Forecasting**,1995(2):63-66.
- [4] KANTARDZIC M. Data mining concepts,models,methods and algorithm[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2003.
- [5] 赵林明,胡浩云,魏德华,等. 多层向前人工神经网络[M]. 郑州:黄河水利出版社,2001.
- [6] 周伟鹏,费树岷. 火力发电厂汽包水位故障检测、预警及报警系统设计[J]. 现代电子技术,2004,6(11):74-79.
ZHOU Wei-peng,FEI Shu-min. The design about alarm in advance,alarm and fault detection system of boiler water level in power plant[J]. **Modern Electronics Technique**,2004,6(11):74-79.
- [7] ZCZEPANIAK P S. Application of neural networks for fault diagnosis in a power plant[C]// **Sigmoid Conference**. [S. l.]:IEEE,1994:292-297.
- [8] 田沛,马平,常太华,等. 传感器故障检测方法的仿真研究[J]. 华北电力大学学报,1998,25(3):47-52.
TIAN Pei,MA Ping,CHANG Tai-hua,et al. Emulation study of sensor fault detection methods[J]. **Journal of North China Electric Power University**,1998,25(3):47-52.
- [9] 陈岚萍,潘丰. 基于多级模糊神经网络的故障诊断在化工生产过程中的应用[J]. 自动化与仪器仪表,2003,6(1):37-40.
CHEN Lan-ping,PAN Feng. The application in chemical processing of fault detection based on multi-level illegibly neural networks[J]. **Automatization and Instrument**,2003,6(1):37-40.
- [10] 张化光,何希勤. 模糊自适应控制理论及其应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2002.
- [11] BOSJE H J. Fault diagnosis for linear systems via multi-frequency measurements[C]// **Proceedings of American Control Conference**. Denver:P.N.Belhumerur,1999:1167-1170.

(责任编辑:柏英武)

作者简介:

陈丽娟(1982-),女,江苏泰州人,博士研究生,主要研究方向为电力系统自动化、热电厂自动化管理、跨企业信息集成等(E-mail:luckyrill@163.com);

杨欣(1978-),男,江苏镇江人,博士研究生,研究方向为信息集成、企业信息化、热电厂 DCS 故障检测、电子制造等。

Fault detection for boiler water level sensor based on neural network

CHEN Li-juan¹,YANG Xin²

(1. Dept. of Electrical Engineering,Southeast University,Nanjing 210096,China;

2. Dept. of Automation Control,Southeast University,Nanjing 210096,China)

Abstract: A model of predictive water level output is built up by analyzing the output signals of main water supply flow and main steam flow. A new method of fault detection for boiler water level sensor based on neural network is brought forward. The neural network is built up,and then trained with lots of learning samples to determine the weights and thresholds. The system is simulated and its output is compared with that of the real system. Results show its effectiveness.

Key words: neural network; fault detection; boiler water level; power plant