文章编号:0253 - 4339(2016) 01 - 0012 - 06 **doi**:10.3969/j.issn.0253 - 4339.2016.01.012

# 基于小波去噪和神经网络的冷水机组故障诊断

石书彪<sup>1</sup> 陈焕新<sup>1</sup> 李冠男<sup>1</sup> 胡云鹏<sup>1</sup> 黎浩荣<sup>2</sup> 胡文举<sup>3</sup>

(1 华中科技大学制冷与低温实验室 武汉 430074;2 University of Nebraska-Lincoln 内布拉斯加 68410;
 3 北京建筑大学 供热供燃气通风及空调工程北京市重点实验室 北京 100044)

摘 要 对基于神经网络方法的冷水机组故障监测效率取决于训练数据和被测数据的质量问题进行了研究。采用小波变换的 方法剔除测量数据中的噪声,提高数据质量,从而提高冷水机组故障诊断效率。结果表明:采用小波变换使得各个水平故障的检 测效率均得到提高,尤其水平一的故障检测效率提高明显。故障水平一检测率的提高能够及时的辨别冷水机组的故障,从而采 用措施防止故障进一步恶化,对降低能源消耗、提高系统的可靠性以及保证室内舒适性具有重要的意义。通过利用 ASHRAE Project 提供的数据对故障诊断与检测(fault detection and diagnosis)策略进行验证,检测率明显提高。

关键词 冷水机组;故障检测与诊断;神经网络;小波分析;贝叶斯正则化

中图分类号:TU831.4;TP183

文献标识码:A

# Fault Diagnosis of Chillers Based on Neural Network and Wavelet Denoising

Shi Shubiao<sup>1</sup> Chen Huanxin<sup>1</sup> Li Guannan<sup>1</sup> Hu Yunpeng<sup>1</sup> Li Haorong<sup>2</sup> Hu Wenju<sup>3</sup> (1. Refrigeration and Cryogenics Laboratory, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China; 2. University of Nebraska-Lincoln, Nebraska, 68410, USA; 3. Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing, 100044, China)

**Abstract** Chiller fault detection based on neural network is a data – based analysis method. The fault detection efficiency relies on the quality of the training data and the mesasured data. The wavelet transfer method which can remove the measurement nosise is used to improve the detection efficiencies of chiller. The results show that wavelet transfer make the detection efficiencies of fault level improved, especially the first level. The increase of the first level detection rate will be able to timely identify the chiller fault, and take the measures to prevent further deterioration of chiller fault, which is of important significance to reduce energy consumption and improve the reliability of the air-conditioning system and ensure the indoor thermal comfort. The FDD (fault detection and diagnosis) strategy is validated through using ASHRAE Project data, which shows that the detection rate is improved obviously.

Keywords chiller; fault detection and diagnosis; BP neural network; wavelet denoising; bayesian regularization

冷水机组和空调系统的性能下降、不恰当控制策 略以及故障导致的能量浪费占据了商业建筑总能耗 的15%~30%,为了节约能源、提供一个舒适的室内 环境<sup>[1]</sup>,故障诊断和检测(fault detection and diagnosis (FDD)技术近年来已经成为制冷空调系统的研究热 点之一。根据德国 Frank P M<sup>[2]</sup>教授的观点,所有的 故障诊断方法可以划分为基于信号处理的方法、基于 解析模型的方法和基于知识的方法。鉴于空调领域 中进行故障诊断的数学模型极其复杂,而知识的方法 具有不需要精确的数学模型的特性,具备很好的应用 前景。已有不少学者采用主元分析(principal component analysis, PCA)<sup>[3-5]</sup>、支持向量机(support vector machine, SVD<sup>[6]</sup>、支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)<sup>[7-8]</sup>方法故障检测和诊断的研究工作。冷水机组作为空调系统中的主要冷热交换设备, 也是最主要的能耗设备, 对冷水机组进行 FDD 研究具有非常重要的研究价值。

冷水机组运行时,测量的数据中包含噪声,将数 据直接输入神经网络进行故障识别,会降低神经网络 进行故障诊断的检测率,因而需要对初始数据进行预 处理,去除初始数据中的噪声对神经网络进行故障诊 断的干扰。小波变换是应用非常广泛的变换域去噪

收稿日期:2015年7月7日

— 12 —

基金项目:国家自然科学基金(51328602)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51328602).)

方法,采用小波变换去除噪声可以避免用傅里叶变换 去噪带来的信号折损,因此利用小波变换可以有效去 除噪声,还原初始数据中的有用信号<sup>[9]</sup>。小波变换 作为一种去噪的方法在空调领域也有一定的应用。 Du Z M 等<sup>[10]</sup>采用小波变换对初始数据进行预处理, 分解得到特征向量矩阵,作为神经网络的输入进行故 障诊断。Xu X H 等<sup>[11]</sup>采用三尺度小波变换进行数 据分解,将其低频数据用于主元分析方法进行冷水机 组传感器的故障检测和诊断。冷水机组进行故障诊 断时,利用小波变换对初始变量采取软阈值去噪,处 理后的特征变量作为神经网络的输入变量,采用 BP 神经网络建模,利用建好的预测模型完成故障诊断。 本研究采用 ASHRAE Project 提供的数据进行验证。

### 1 小波去噪原理

小波变换近年来作为一种数学工具已经广泛 用于对一维或者两维信号进行去噪、压缩、编码<sup>[12]</sup>。 信号采集过程中,原始信号受到各种复杂因素的影 响,使得采集信号中一般都含有大量的噪声,掩盖 了信号的特征信息,需要对数据进行处理,提取有 用的原始信号。小波去噪的原理是:选择合适的基 函数和小波分解层数对含噪信号进行分解,然后对 高频信号进行阈值量化处理,将低频信号和处理后 的高频信号进行重构信号。和初始信号相比,利用 重构信号(小波去噪后的信号)进行冷水机组动态 故障检测和诊断时具有更好的效果。小波去噪是 一种信号的时间频率的分析方法,连续小波的基函 数为:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a,b \subset R; a \neq 0$$
(1)

式中:a为伸缩因子;b为平移因子。

## 2 贝叶斯正则化的神经网络故障诊断原理

#### 2.1 神经网络原理

神经网络由输入层、隐含层、输出层构成,如图 1 所示。输入层的信号对应小波去噪处理后的输出信 号,输入层节点的个数和选择特征变量的个数相等, 隐含层的层数由映射定理分析可知<sup>[13]</sup>,一个 S 型隐 含层的 BP 神经网络能够以期望的精度逼近任意非 线性函数,因而一个 S 型隐含层能够对冷水机组进行 故障诊断。隐含层节点数的确定目前采用试凑法,根 据经验公式初步确定隐含层神经元节点数的大概范 围,评估神经网络对冷水机组故障检测率的高低,选 出最佳隐含层节点数。输出层的节点数和故障类别





图 1 BP 神经网络结构图



第j个隐含层神经节点的输出为:

$$h_j = \left(\sum w_{ji} \chi_i + \Phi_j\right) \tag{2}$$

式中:  $w_{ji}$ 为输入层的第 i 个节点和隐含层的第 j个节点之间的连接权值;  $\Phi_j$ 为隐含层的第 j 个节点 的阈值。输出层第 k 个节点的输出对应特定的故障, 输出层的表达式为:

$$Z_{i} = \left(\sum w_{ki}\chi_{i} + \Phi'_{k}\right) \tag{3}$$

式中: $w_{kj}$ 为第j个隐含层节点和第k个输出层节 点的连接权值; $\Phi'_k$ 为第k个输出层节点的阈值。隐 含层和输出层的变换函数通常采用 Sigmoid 函数或 者线性函数,Sigmoid 函数使得神经网络能够处理复 杂的非线性问题。神经网络将输入信息从输入层经 隐含层逐层计算传向输出层,若输出层没有得到期望 的输出,则计算输出层的误差值,转向反向传播,通过 网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来得到每 层的误差信号,用来修改各层神经元的权值和阈值直 至达到目标,得误差满足设定的精度。

#### 2.2 贝叶斯正则化原理

神经网络权值和阈值的选择成为模型构造最关键的一个部分,采用贝叶斯正则化可以使网络获得较小的权值和阈值,从而使神经网络的响应变得平滑, 提高 BP 神经网络的泛化能力<sup>[14]</sup>。贝叶斯算法采用均方误差与权值的线性组合值作网络性能评价函数,即:

Msereg = 
$$\gamma \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - t_i)^2 + (1 - \gamma) \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m} w_j^2$$
  
(4)

式中: y<sub>i</sub> 为网络预测向量; t<sub>i</sub> 为网络目标向量; γ 为比例系数。可见,贝叶斯正则化能自动限制网络权 值的规模避免造成对训练数据过拟合,增强神经网络 的泛化能力<sup>[15]</sup>。

## 3 仿真分析

根据 Comstock and Braun 对冷水机组的故障调

查报告,冷水机组常发生7种故障:冷凝器结垢(Con-Foul)、制冷剂过量(ExcsOil)、制冷剂泄露(RefLeak)、有不凝性气体(NonCon)、冷冻水流量减少 (RefuEF)、冷却水流量减少(ReduCF)、油过量(RefOver),每种故障会对制冷机组的制冷效率产生一定 的不良影响。本文采用 ASHRAE 1043-RP 提供的数 据对故障诊断模型进行验证。ASHRAE 实验采用离 心式压缩机、壳管式蒸发器、冷凝器以及节流阀组成 的90冷吨的冷水机组。通过冷水机组产生7组类型 的故障,每种故障人为的引入4个故障水平。每个实 验持续864 min,通过改变冷冻水给水温度、冷却水进 水温度、制冷量三个变量,获得并测试27种工况。在 每个实验中测得 433 组数据,每组数据共记录 64 个 变量。采用文献[7]中的8个特征向量(表1)进行故 障诊断。故障诊断流程图见图 2, 整个故障诊断流程 步骤如下:

1)从 ASHRAE 1043-RP 提供的 64 个变量中选 出影响故障的主要变量,然后对每个变量进行小波去 噪处理。

2)将数据分成两部分,一份对神经网络进行训 练,一份验证神经网络模型。

3) 鉴于 BP 神经网络泛化能力差, 对 BP 神经网络进行贝叶斯正则化, 提高故障诊断率。

4)利用训练好的 BP 神经网络对预测数据进行 故障识别。





## 3.1 小波去噪

通过小波去噪提取信号中的有用信号,剔除干扰

信号。首先采用 db3 小波基函数的3 层分解作为小 波去噪。进行故障诊断过程中,选取8 个特征向量, 需要对8 个特征向量进行小波去噪,图3 所示为故障 水平一的 ReduCF 的 TCI、TCO、TR-dis、To-sump4 个 变量的幅值变化(小波去噪前)。图4 所示为进行小 波去噪后的图形,通过图3 与图4 的对比,经过小波 去噪后,曲线更加光滑,噪点剔除明显。



图 3 小波去噪前





图 4 小波去噪后 Fig. 4 Wavelet denoising

## 3.2 实验数据预处理

实验数据来源于 ASHRAE Research Project 1043-RP。整个实验中测试 64 个变量,选取其中的 8 个特 征变量(表1)进行故障诊断。由于 8 个特征变量的 参数单位不同,直接将原始数据输入 BP 神经网络进 行训练会使得网络的性能和收敛性变差,所以必须先 对神经网络输入数据进行归一化处理。本文设计的 激励函数采用的是 S 函数,输出设定在(-1,1)或 (0,1)<sup>[16]</sup>之间。输出数据本身处于(0,1)中,不需 要进行归一化。

## 3.3 仿真结果

通过比较去噪前后每个故障水平的每个故障检 测率和平均检测率来验证小波去噪的效果,表2为去 噪前后的冷水机组检测率。图5~图8所示为冷水 机组的故障检测率图,图9所示为平均故障检测率 图。图中横坐标1~8分别对应冷水机组运行正常工 况、冷凝器结垢、油过量、制冷剂泄漏、有不凝性气体、 冷冻水流量减少、冷却水流量减少、制冷剂过量总共 8种运行工况,纵坐标表示在每种工况下的故障诊断 率。(BP-1 表示未进行小波去噪, BP-2 表示采用小 波去噪。)

Tab. 1 Description of eight fault indicative features										
特征变量	特征变量描述	特征变量	特征变量描述							
TEO	蒸发器出水温度	TCA	冷凝器制冷剂饱和温度与出水温度之差							
TCI	冷凝器进水温度	TRC-sub	过冷度							
TCO	冷凝器出水温度	TR-dis	排气温度							
TEA	蒸发器出水温度与制冷剂的饱和温度之差	To-sump	压缩机壳底油温							

# 表18个故障指示特征

#### 表 2 两种方法的故障检测率 Tab. 2 Fault detection rate of two methods

	故障水平一		故障水平二		故障水平三		故障水平四	
故障类别	BP-1	BP-2	BP-1	BP-2	BP-1	BP-2	BP-1	BP-2
正常	0. 59	0. 99	0.71	0. 88	0. 8	0. 94	0. 93	0.98
冷凝器结垢	0.53	0.86	0. 69	1	0.76	1	0.93	1
油过量	0.91	0.93	1	0.87	0. 97	1	0.96	0.98
制冷剂泄露	0.57	0.85	0.75	0. 79	0. 98	0. 9	0. 99	0.98
有不凝性气体	0. 99	1	0. 99	1	0. 98	1	0. 99	1
冷冻水流量减少	0.71	0. 79	0.76	0.75	1	0.94	0.91	0.98
冷却水流量减少	0.9	0.78	0.95	0.9	0.96	0.99	0. 99	1
制冷剂过量	0.72	0.6	0. 83	0.87	0. 99	0. 94	1	0.96
平均检测率	0.74	0.85	0. 835	0. 8825	0. 93	0.96375	0.9625	0. 985



### 3.4 结果分析

根据表2分析可知,经过小波去噪后平均检测率 有了较大的提高,尤其是处于故障水平一时,平均检



测率明显提高,这说明通过小波去噪,剔除测量初始 变量的干扰信号,还原有用信号,能有效提高诊断效 率。故障水平一处于故障发生的初始阶段,检测率的 提高对及时辨别运行中的冷水机组故障,防止故障的 进一步恶化具有重大意义。在冷水机组故障中,冷凝 器对整个机组运行性能起非常关键的作用,冷凝器结 垢导致冷水机组制冷效率降低,而且故障检测不及 时,故障会进一步恶化,最终导致冷凝器脏堵,整个冷 水机组运行失灵,严重时导致设备损坏。冷水机组上 测量的变量不进行处理直接输入 BP 神经网络,此时 故障水平一冷凝器结垢的检测率仅为 0.53(采用的 冷凝器是双通道,含有164根管道,故障水平一情况 下,有20根管道已经结垢,见表3),如果未能检测出 故障,结垢的冷凝器管道数目进一步增加达到33根, 对应于故障水平二,此时 BP 神经网络的诊断率提高 16%,达到0.69,仍有检测不出来的可能性,结垢的 管道数会进一步增加,制冷效率会进一步下降。相 反,利用小波去噪对测量参数进行处理输入神经网 络,冷凝器管道数结垢 20 根,即故障水平一时,检测 率达到0.86,基本能够检测出冷凝器结垢的故障,即 使没有检测出来,进入故障水平二,冷凝器结垢的数 目达到33根时,此时检测率达到1。说明对原始数 据进行去噪处理,有利于消除噪音,提高 BP 神经网 络对故障诊断的检测率。





表 3 冷凝器结垢水平 Tab 3 Condenser fouling level

Tab. 5 Condenser Touring level								
故障水平	预期运行状况	实际运行状况	_					
正常运行	164 根未结垢的管道	未结垢管	_					
故障水平一	减少12%的管道	20 管道结垢						
故障水平二	减少20%的管道	33 管道结垢						
故障水平三	减少30%的管道	49 管道结垢						
故障水平四	减少45%的管道	74 管道结垢						

# 4 结论

根据以上分析,选取8个特征向量作为影响7个 故障发生量的主要因素,然后通过 BP-1和 BP-2进行 对比,可以得到以下结论:

1)验证小波去噪能消除噪音对 BP 诊断模型的 干扰,有利于提高检测率,能更加准确的对冷水机组 进行实时监控和故障预测。

2)尤其解决了冷凝器结垢故障检测率偏低的局面,有利于防止冷凝器管道结垢数量的进一步增多, 提高冷水机组的整体制冷效率。

3)对小波去噪后的测量数据进行建模,4个故障水平的整体检测率均得到提高。故障水平一检测率的提高能够及时辨别冷水机组的故障,从而采取措施防止故障进一步恶化,对降低能源消耗、提高系统的可靠性以及保证室内舒适性具有重要的意义。

本文受 2013 年压缩机技术国家重点实验室开放基金项 目(230031)和供热供燃气通风及空调工程北京市重点实验室 研究基金资助课题(NR2016K02)项目资助。(The project was supported by the 2013 State Key Laboratory of Compressor Technology (No. 230031) and Beijing Key Lab of Heating and Gas Supply, Ventilating and Air Conditioning Engineering (No. NR2013K02).)

#### 参考文献

- Zhou Q, Wang S, Xiao F. A novel strategy for the fault detection and diagnosis of centrifugal chiller systems [J].
   HVAC & R Research, 2009, 15(1): 57-75.
- [2] Frank P M. Analytical and qualitative model-based fault diagnosis a survey and some new results [J]. European Journal of Control, 1996, 2(1): 6-28.
- [3] Wang S W, Cui J T. A robust fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chillers [J]. HVAC & R Research, 2006, 12(3): 407-428.
- [4] Wang S W, Cui J T. Sensor-fault detection, diagnosis and estimation for centrifugal chiller systems using principal

component analysis method [J]. Applied Energy, 2005, 82(3): 197-213.

- [5] Chen Y M, Lan L L. A fault detection technique for airsource heat pump water chiller/heaters [J]. Energy and Buildings, 2009, 41(8): 881-887.
- [6] 李冠男,胡云鹏,陈焕新,等. 基于 SVDD 的冷水机组 传感器故障检测及效率分析[J]. 化工学报, 2015, 26
  (5): 1815-1820. (LI Guannan, HU Yunpeng, CHEN Huanxin, et al. SVDD-based chiller sensor fault detection method and its detection efficiency [J]. CIESC Journal, 2015,26(5): 1815-1820.)
- [7] Zhao Y, Wang S W, Xiao F. Pattern recognition-based chillers fault detection method using Support Vector Data Description (SVDD) [J]. Applied Energy, 2013, 112: 1041-1048.
- [8] Luo H, Wang Y R, Cui J. A SVDD approach of fuzzy classification for analog circuit fault diagnosis with FWT as preprocessor[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 10554-10561.
- [9] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Process, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [10] Du Z, Jin X, Yang Y. Wavelet neural network-based fault diagnosis in air-handling units[J]. HVAC & R Research, 2008, 14(6): 959-973.
- [11] Xu X H, Xiao F, Wang S W. Enhanced chiller sensor fault detection, diagnosis and estimation using wavelet analysis and principal component analysis methods[J]. Applied Thermal Engineering, 2008, 28 (2/3):226-237.
- [12] Ballesteros L D M, Moreno A J M. Wavelet-denoising on hardware devices with perfect reconstruction, low latency and adaptive thresholding[J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(4): 1300-1311.
- [13] 虞和济,陈长征,张省. 基于神经网络的智能诊断[J].
   振动工程学报,2000,13(2):202-209. (YU Heji, CHEN Changzheng, ZHANG Sheng. Intelligent diagnosis

based on neural networks[J]. Journal of Vibration Engineering, 2000, 13(2): 202-209.)

- [14] 宋雷,黄腾,方剑,等. 基于贝叶斯正则化 BP 神经网络的 GPS 高程转换[J].西南交通大学学报,2008,43
  (6):724-728. (SONG Lei, HUANG Teng, FANG Jian, et al. Conversion of GPS height based on bayesian regularization BP neural network[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008,43(6):724-728.)
- [15] 曹家兴, 陆建平. 遗传算法-贝叶斯正则化 BP 神经网络 拟合滴定糖蜜中有机酸[J]. 分析化学, 2011, 39(5): 743-747. (CAO Jiaxing, LU Jianping. Titration analysis of multi-organic acids in sugarcane molasses by back-propagation neural network integrated with bayesian regularizati on and genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2011, 39(5): 743-747.)
- [16] 陈昌松,段善旭,殷进军.基于神经网络的光伏阵列发 电预测模型的设计[J].电工技术学报,2009,24(9): 153-158. (CHEN Changsong, DUAN Shanxu, YIN Jinjun. A survey of fault diagosis for PV array based on BP neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 153-158.)

#### 通信作者简介

陈焕新, 男,教授,华中科技大学制冷与低温实验室,(027) 87558330,E-mail: chenhuanxin@ tsinghua. org. cn。研究方向: 制冷空调系统计算机模拟及优化,制冷空调设备开发及新技 术研究,车辆制冷及其测控技术。

#### About the corresponding author

Chen Huanxin, male, professor, Refrigeration and Cryogenics Laboratory, Huazhong University of Science and Technology, +86 27-87558330, E-mail: chenhuanxin@ tsinghua.org.cn. Research fields: computer simulation and optimization of refrigeration and air conditioning system, refrigeration and air conditioning equipment development and new technology research, vehicle refrigeration and its control technology.