

文章编号: 1005- 8893 (2004) 03- 0005- 04

往复压缩机的状态监测和故障的诊断方法^{*}

王正洪¹, 尤一匡², 张小鸣¹, 张 琳²
(1. 江苏工业学院 计算机科学与工程系, 江苏 常州 213016; 2 江苏工业学院 机械工程系, 江苏 常州 213016)

摘要: 分析了用传统的时域和频域分析方法不能有效提取往复压缩机故障特征的原因, 介绍了基于小波包分析与神经网络的往复压缩机故障诊断方法, 探讨了包括往复压缩机振动信号的降噪、小波包分解与重构、故障特征提取、针对防止发生漏诊或误诊问题而提出的组合 RBF 网络及其训练方法和渐进学习能力等问题。还专门介绍了一种新的技术, 它可以帮助我们确定一个适当的阈值, 用于解释经过训练的 RBF 分类器的输出。
关键词: 往复压缩机; 状态监测; 故障诊断; 小波包; 神经网络
中图分类号: TP 183 **文献标识码:** A

往复压缩机是石化企业和国民经济各部门广泛使用的一类机器, 它的正常运行关系重大, 尤其是关键岗位上的大中型往复压缩机一旦发生恶性事故, 会给设备和人员造成极大威胁, 并给生产带来重大影响。

离心压缩机的状态监测和故障诊断技术已经趋于成熟, 但是对往复压缩机的同类工作却不尽如人意。多年来, 尽管人们对此进行了大量研究, 发表了很多研究成果, 但是工业现场往复压缩机的重大事故仍然时有所闻。这说明人们还没有找到一种实用的方法有效地解决这个难题。

近年来, 人们开始关注适用于故障诊断的包括小波分析和人工神经网络在内的几项现代技术, 这些技术为我们提供了解决往复压缩机状态监测和故障诊断的新思路。

1 状态监测和故障诊断系统总体框架

往复压缩机的故障类型分为热力性能故障和动力性能故障两大类。对于活塞环泄露等热力性能故障, 可以通过直接测量气缸压力来进行诊断。图 1 就是某加氢压缩机的示功图, 从图中可以看出正常运行状态下的气缸压力、活塞杆下沉、介质温度等

曲线。异常情况发生时, 可以通过与正常状态示功图的对比, 分析出故障原因和故障部位。图 2 就是吸气阀泄漏时的示功图对比曲线。

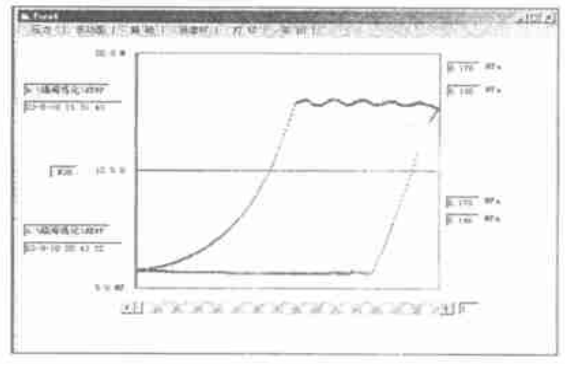


图 1 压缩机示功图
Fig. 1 Indicator diagram of reciprocating compressors

动力性能故障包括活塞杆断裂、连杆螺栓及十字头螺栓松动等机械故障, 且大都表现为振动异常。这类故障的诊断相对困难得多。文献 [1~ 9] 记载了多位专家在 2001 年以前对这个问题的研究过程。在包括振动监测、噪声监测、位移监测、油液监测等在内的故障诊断方法研究中, 逐渐形成了以振动监测为主, 位移、温度监测为辅的综合监测方法。有效的故障信息分析处理技术的确定最为困

^{*} 收稿日期: 2004- 05- 17
基金项目: 扬子石油化工股份有限公司基金资助 (02KJ065)
作者简介: 王正洪 (1946-), 男, 上海市人, 教授, 主要从事自动控制与计算机应用研究。
© 1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

难。传统的机械振动信息处理技术有很多,例如快速傅立叶分析、相关分析、传递函数分析、时间序列分析、倒频谱分析、包络分析等,2001年前不少专家使用了上述方法,这些技术已经成功地运用于包括离心压缩机在内的各种机械及其零部件的故障诊断中,但用于往复压缩机时却难以得到令人满意的效果。文献[3]在总结这一时期的研究工作时指出,往复压缩机由于结构复杂、激励源多,对其实施故障诊断较困难,虽然人们已对其开展了不少研究并取得了一些研究成果,但总的诊断水平还很低。同时,尚无人系统深入地对其诊断技术进行研究,也没有一套成熟的诊断及诊断系统面世,这与其在生产中的应用现状是极不相符的,有必要加强这方面的研究。

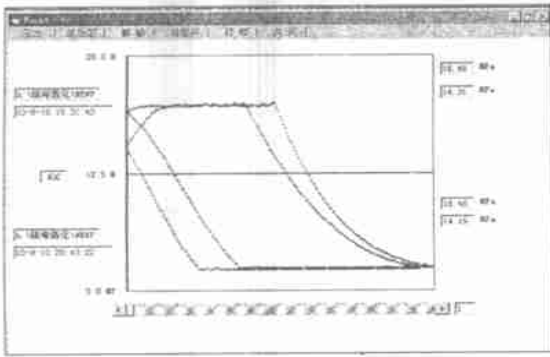


图2 示功图对比曲线

Fig. 2 Contrast curve of indicator diagram

传统的故障信息处理技术难以奏效的原因是:

(1) 往复压缩机运行过程中的振动信号带有非平稳性,尤其在发生故障时更是如此,而传统的时频分析方法是以前信号的平稳性假设为前提的,这就造成用传统方法的分析工作难以得到正确的结果。

(2) 往复机振动信号十分复杂,周期信号、冲击信号、随机信号交织在一起,冲击信号又会激发出机体或部件的固有振动,且往往频带很宽。所有这些振动反映在振动功率谱中,是一个紧挨一个的谱峰,要确定其中每一个谱峰对应哪一种原因的振动,是一项十分困难的工作,而且对于这种极为复杂的信号,从频谱上很难看清故障前后的变化。

(3) 在实验室条件下,人为制造某个单一故障,对应的频谱分析也许很有效,一到生产现场,当机器隐藏有某一零部件的早期微弱缺陷时,它的缺陷信息会被淹没在其它零部件的振动信号和随机噪声之中,用一般的方法提取故障特征数据效果不明显。况且即使在实验室条件下,传统的频谱分析也不是对往复机的所有故障都能收到同样的效果。

针对以上情况人们提出了不少改进办法。2001年前后,有的专家开始提出小波分析、粗糙集和模糊神经网络的方法,文献[10~12]就是其代表。文献[13]对基于小波包与RBF神经网络的往复压缩机故障诊断方法进行了初步研究,代表了一个富有前景的研究方向,但是距离真正的实用阶段还有很多具体工作要做。

由于到目前为止,围绕往复压缩机故障诊断问题的一系列研究尚不很成熟,在这种情况下,设计一个一步到位的监测和诊断系统是不现实的。比较可行的往复式压缩机状态监测和故障诊断系统的总体框架应分为两个层次,即分两步走。第一个层次是基于示功图的热力性能故障诊断和基于振动开关的机械连锁保护装置。第二个层次是基于小波包的机械故障特征提取和基于神经网络的机械故障报警系统。这个层次具有自学习功能,能最终实现机械故障的自动分类和智能诊断。

对于像活塞杆断裂这一类后果严重但又难以准确预测的故障,首先通过检测振动烈度,超过极限时用连锁保护装置使压缩机脱离运行状态,也就是使系统的第一个层次发挥作用,与此同时,让系统的第二个层次始终处于自学习状态,通过经验的积累逐步做到依靠状态监测和故障诊断系统发出报警信号,并最终真正做到往复机各类故障的智能诊断。

2 小波包分析与神经网络的故障诊断

2.1 小波包分析的作用和实施方式

小波包分析在往复压缩机状态监测和故障诊断系统中的作用是对振动信号采样数据进行降噪处理,对降噪后的信号进行小波包系数的能量变化分析,提取故障特征信息,为下一步的故障诊断提供依据。

利用机体的振动信号对往复压缩机内部部件的状态进行辨识,主要困难之一在于状态信号和背景噪声在数量级上可能存在的强烈反差,因此抑制背景噪声是首先要做的工作。小波包分析可以很好地区分噪声和瞬态冲击信号中的突变部分,非常适合对脉冲型的非平稳信号进行降噪处理,与此同时,用小波包分析方法,我们可根据故障诊断的需要选取包含所需部件故障信息的频道序列,进行深层次信息处理以查找机器的故障源。

提取故障特征信息的依据是当往复压缩机发生

故障时, 不同频率段的振动信号会有不同的衰减或增强的现象, 即各频率段的能量会有变化, 其中包含着丰富的故障信息。因此, 可以在小波包分解和重构的基础上以各频段的能量来构造设备故障的特征向量, 这些特征向量可用于建立从能量变化到往复压缩机机械故障的映射关系。

以小波包 3 层分解为例, 用 S_{3j} ($j = 0, 1, 2, \dots, 7$) 表示第 3 层分解后各节点的分量, 对应的能量为 E_{3j} , 则有:

$$E_{3j} = \int |S_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2$$

其中 x_{jk} ($j = 0, 1, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, n$) 表示信号 S_{3j} 的各离散点的幅值。以能量为元素的特征向量 T 为:

$$T = [E_{30}, E_{31}, E_{32}, E_{33}, E_{34}, E_{35}, E_{36}, E_{37}]$$

如果 T 的值比较大, 会对数据分析带来不便, 这时可以对其进行归一化处理。要从振动信号判断压缩机的状态, 应确定在正常与各种故障情况下特征向量的特征值, 这可以通过试验统计的方法求得。设向量的第一个元素的特征值为 C_0 , 第二个元素的特征值为 C_1 , 以此类推。 C_j ($j = 0, 1, \dots, 7$) 可以通过下式求得:

$$C_j = \sum_{k=1}^n \frac{C_{jk}}{n} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{jk}}{n}$$

式中 $k = 1, 2, \dots, n$; n 为试验次数。如果数据的重复性好, 试验次数可以取得小一点, 否则就要大一些。 C_j 较大时也可进行归一化处理。

把压缩机正常和故障状态的特征向量和特征值作为神经网络的输入参数, 用于神经网络的分类训练, 可以对往复压缩机的故障类型进行正确辨识。

2.2 神经网络的作用和实施方式

神经网络接收小波包分析所得的特征向量, 通过对正常状态和故障实例的特征向量的学习和训练, 用分布在神经网络中的连接权值来表达所学到的故障诊断知识, 可以实现故障与特征之间的复杂的非线性映射关系。

BP 网络在一系列实际问题中得到了广泛的应用, 但 BP 网络和 BP 算法本身存在一些不足之处, 如训练速度过于缓慢, 存在局部极小问题, 网络结构的确定缺乏严格的理论依据, 网络在学习新样本时有遗忘已学样本的趋势。虽然已经提出了一些改进办法, 但没有根本解决上述问题, 尤其是 BP 网络对于一个新的未经训练的输入数据, 应用者无法

判断其对该输入作用的响应是否正确, 因此需要寻找一个替代方案, 这就是 RBF 网络。

RBF 网络的输入层可以是与 3 层或 4 层小波包分解后的由 8 个或 16 个元素组成的特征向量对应的 8 个或 16 个神经元, 隐层采用高斯函数, 输出层的神经元个数对应往复压缩机的故障种类。训练方法分为非监督学习和监督学习两个阶段。非监督学习阶段对训练样本进行聚类, 找出聚类中心和宽度, 监督学习阶段确定网络的输出权值。

对应用于状态监测和故障诊断的神经网络来说, 最重要的是这个网络要能够发现新的未曾学习过的故障模式, 并且要能适应同时发生几个故障的可能性, 这对于我们所不熟悉的机器的状态监测和故障诊断是极其重要的。一种解决办法是设计所谓的“组合 RBF 网络”(见图 3)^[14]。RBF 网络分类器虽然能对新类的样本作出拒判, 但由于分类器输

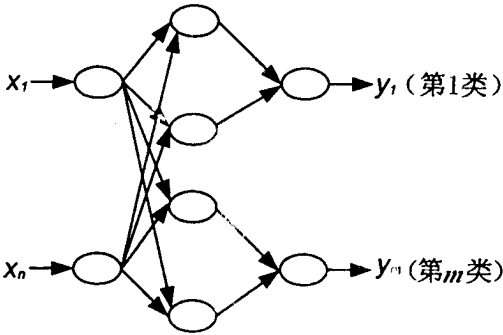


图 3 组合 RBF 网络结构

Fig. 3 Composite RBF network structure

出节点数固定不变, 只能识别学过了的故障类别, 而无法正确识别新的类, 所以不具备渐进学习能力。解决问题的关键是把输出节点设计成可变的, 随待识别的模式类型的增加而增加。组合 RBF 网络的每一个子网络只负责识别一个故障类别, 当发现一个新类时, 组合网络将增加一个输出节点, 并同时增加一个子网络, 再用新类的样本训练该子网络, 使其学到新的分类知识, 以便能正确识别^[15]。

另一种解决办法是确定一个合适的阈值 τ , 用于经过训练的 RBF 分类器的输出译码。假设输出层神经元的输出是 \hat{y} , 将阈值 τ 施加于 \hat{y} , 对输入信号 x 的最后分类决策 a 为^[16]:

$$a(x, \tau) = \theta(\hat{y} - \tau)$$
$$\text{其中, } \theta(\delta) = \begin{cases} 0 & \delta \leq 0 \\ 1 & \delta \geq 0 \end{cases}$$
$$\text{于是, } a(x, \tau) = \theta(\hat{y} - \tau) = \begin{cases} 0 & \hat{y} \leq \tau \\ 1 & \hat{y} \geq \tau \end{cases}$$

该阈值的确定准则是使误分类的可能趋向最小值。为了达到这个目的又不致于影响整个系统的最佳性能,应该确定一个最佳阈值,这是这一项研究工作的重点所在。

3 结束语

从已经进行的大量研究工作中,可以归纳出下面几点作为今后工作的借鉴: ①示功图法和振动监测法作为往复压缩机热力性能故障和动力性能故障的主要研究方法已经基本得到一致公认(但示功图法需要有示功孔)。④传统的故障信息分析方法和局部部位的故障诊断研究很难实现对往复压缩机的故障诊断,需要采用更先进的分析方法开展对往复机的综合诊断研究。④基于小波包与神经网络的往复压缩机故障诊断方法将是今后的发展方向。^{1/4}有必要将包括数学建模、专家系统等在内的各种研究方法有机地结合贯穿起来,最终形成往复压缩机故障诊断的实用系统,这是一项艰巨的任务。

参考文献:

- [1] 刘卫华, 郁永章. 往复压缩机故障诊断技术研究现状与展望 [J]. 压缩机技术, 1999, 155 (3): 49- 52.
- [2] 刘卫华, 郁永章. 往复压缩机故障分析及智能诊断系统 [J]. 压缩机技术, 2000, 162 (4): 27- 30.
- [3] 刘卫华, 郁永章. 往复压缩机故障诊断方法的研究 [J]. 压缩机技术, 2001, 165 (1): 3- 5.
- [4] 刘卫华, 郁永章, 昂海松. 气阀故障诊断的实验研究 [J]. 压缩机技术, 2001, 166 (2): 3- 5.
- [5] 刘卫华, 郁永章, 昂海松. 多级压缩机故障诊断技术 [J]. 压缩机技术, 2001, 169 (5): 3- 6.
- [6] 刘红星, 林京, 沈玉娣, 等. 往复式压缩机气阀故障的振动诊断方法 [J]. 压缩机技术, 1996, 135 (1): 32- 34.
- [7] 林京, 刘红星, 屈梁生. 功率谱谱距及其模糊测度在气阀故障诊断中的应用 [J]. 化工机械, 1997, 24 (3): 168- 170.
- [8] 林京, 刘红星, 屈梁生. 信号包络特征识别在故障诊断中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 1998, 18 (1): 34- 38.
- [9] 金涛, 童水光, 汪希萱, 等. 往复活塞压缩机故障监测与诊断技术 [J]. 流体机械, 1999, 27 (11): 28- 31.
- [10] 金涛, 匡继勇. 基于小波变换的往复式压缩机故障诊断系统 [J]. 流体机械, 2000, 28 (2): 23- 26.
- [11] 杜海峰, 王孙安, 丁国锋. 基于粗糙集与模糊神经网络的多级压缩机诊断 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 35 (9): 940- 944.
- [12] 刘树林, 张嘉钟, 黄文虎, 等. 基于小波包与粗集的往复压缩机故障诊断方法 [J]. 压缩机技术, 2002, 172 (2): 1- 3.
- [13] 刘树林, 张嘉钟, 徐敏强, 等. 基于小波包与神经网络的往复压缩机故障诊断方法 [J]. 石油矿场机械, 2002, 31 (4): 1- 3.
- [14] 王长琼. 基于组合RBF网络的故障诊断方法及应用研究 [J]. 计算机工程与应用, 2001, 37 (14): 13- 15.
- [15] Mikko Lehtokangas, Jukka Saarinen, Kimmo Kaski. Accelerating Training of Radial Basis Function Networks with Cascade-Correlation Algorithm [J]. Neurocomputing, 1995, 9: 207- 213.
- [16] Yuhua Li, Michael J Pont, Barrie N Jones. Improving the Performance of Radial Basis Function Classifiers in Condition Monitoring and Fault Diagnosis Applications Where 'Unknown' Faults May Occur [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23: 569- 577.

Research on Condition Monitoring and Fault Diagnosis Approach for Reciprocating Compressors

WANG Zheng-hong¹, YOU Yi-kuang², ZHANG Xiao-ming¹, ZHANG Lin²

(1. Department of Computer Science and Technology, Jiangsu Polytechnic University, Changzhou 213016, China; 2. Department of Mechanical Engineering, Jiangsu Polytechnic University, Changzhou 213016)

Abstract: This paper analyzes the causes of the difficulties to extract the fault features of reciprocating compressors by conventional time-domain and frequency-domain methods, introduces the fault diagnosis approach based on the wavelet packet analysis and neural network, explores the methods of reducing noise on vibrational signal, decomposition and reconstruction of wavelet packet, extraction of fault features, composite RBF-network for preventing wrong or leak diagnoses and its training approach and the ability of incremental learning. Especially, this paper introduces a novel technique which may be used to determine an appropriate threshold for interpreting the outputs of a trained RBF classifier.

Key words: reciprocating compressor; condition monitoring; fault diagnosis; wavelet packet; neural network