DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2013.01.003

# 往复式压缩机拉缸故障多参数统计监测诊断方法\*

党 露1,江志农1\*,冯 坤1,张藻平2,张进杰1

(1. 北京化工大学 诊断与自愈工程研究中心, 北京 100029;

2. 中国石油吉林石化公司 炼油厂, 吉林 吉林 132022)

摘要:为减少或防止往复式压缩机拉缸故障等恶性事故的发生,将主成分分析法(PCA)应用到往复式压缩机拉缸的故障诊断中。采用某石化企业压缩机缸体绝对振动的加速度值,并提取了其特征参数;根据不同的特征参数对不同机械故障的灵敏度各不相同这一现象,将特征参数两两组合后,对组合效果图与经主成分分析法处理得到的效果图进行了比较分析。研究结果表明,采用主成分分析法,可以使往复式压缩机获得一个稳定的工作状态,且能很好地区分设备工况,解决了对其特征参数的选择问题,实现了往复式压缩机拉缸故障的早期预警。

关键词: 往复式压缩机; 拉缸; 多参数统计监测; 故障诊断; 主成分分析法

中图分类号: TH138.21; TP24 文献标志码: A

文章编号:1001-4551(2013)01-0009-06

# Multi-parameter statistical monitoring and diagnosis method in cylinder score fault diagnosis of a reciprocating compressor

DANG Lu<sup>1</sup>, JIANG Zhi-nong<sup>1</sup>, FENG Kun<sup>1</sup>, ZHANG Zao-ping<sup>2</sup>, ZHANG Jin-jie<sup>1</sup>
(1. Diagnosis & Self-Recovery Engineering Research Center, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;

2. Oil Refinery, China National Petroleum Corporation Jilin Petrochemical Company, Jilin 132022, China)

Abstract: In order to raduce the accident of reciprocating compressor cylinder score fault and other malignant accidents, the principal component analysis (PCA) method was applied to fault diagnosis of reciprocating compressors. After analysis of cylinder absolute vibration acceleration of one petrochemical enterprise, multiple parameters were extracted. Due to that different characteristic parameter's mechanical fault sensitivity was different, every two parameters were put in a group, and then the combination pictures were analyzed and compared with the picture that comes from the PCA method. The results show that the principal component analysis method will gain a stable work effect to reciprocating compressor, and always reflect equipment's working condition effectively. Thus parameter selection problem is solved and the cylinder score fault early warning is realized.

**Key words:** reciprocating compressor; cylinder score; muliparameter statistical monitoring; fault diagnosis; principal component analysis (PCA)

## 0 引 言

石化行业属于易燃、易爆及有毒物质开发与利用的高风险行业,企业生产属于典型的流程工业。往复式压缩机是石化企业中常见的关键设备,虽然其设计

制造水平已经趋于成熟,但是由于其易损零件多、结构复杂,而被业内公认为可靠性较差的设备。

往复式压缩机常见的故障类型有:气阀漏气或损坏、活塞环及支撑环磨损、活塞杆沉降、十字头磨损或松动、轴承损坏等。由于其易损件多、结构复杂等一系列

收稿日期: 2012-07-19

基金项目: 国家重点基础研究发展计划("973"计划)资助项目(2012CB026000)

作者简介: 党 露(1988-),女,陕西富平人,主要从事信号处理与故障诊断方面的研究. E-mail:danglu0526@gmail.com

通信联系人: 江志农,男,研究员,博士生导师. E-mail:luna dl@163.com

特点,对往复式压缩机进行在线监测及故障诊断尤为重要。而这些功能的实现需要针对其振动、位移、温度等多种类型信号,通过安装在不同测点、不同类型的传感器(例如加速度传感器、压力传感器、温度传感器及电涡流传感器),以获取往复式压缩机的运行状态信息[1-3]。

化工、石油行业的统计数据表明:目前在国内化 工行业企业中在运行的 100 kW 以上的往复式压缩机 已经超过20 000台,1000 kW以上的大型往复式压缩 机估计在6000台左右;近20年来,化工行业发生往复 式压缩机重大事故平均每年32起,约占行业内重大事 故总量的25%。鉴于往复式压缩机具有应用量大、面 广、结构复杂、易损件多等特点,对往复式压缩机的故 障诊断技术研究一直以来都得到了国内外学者的广 泛关注。在国内,有些专家通过对往复式压缩机缸体 振动信号进行分析,从而对压缩机工况进行判断。在 国外,有些专家借助或依靠先进的传感器技术和计算 机信号处理技术判断设备运行状态。获取反映往复 式压缩机工作状态的有效特征参数对其故障诊断起 着举足轻重的作用。"凭借经验或设想去试凑特征参 数,再对其进行实验验证"的方法距离实际应用还存 在着较大的差距。

近年来,人工智能技术和专家系统被越来越多地应用于工程实际中,文献[4]将PCA方法应用于自适应过程监控,文献[5]讨论了采用PCA实现间歇过程的故障诊断。

本研究将主成分分析法(PCA)应用于往复式压缩机特征参数的选择中,以实现对压缩机拉缸故障的早期预警。

## 1 拉缸故障及其严重性

拉缸故障是往复压缩机中的一类严重故障。当活塞环、导向环异常磨损或断裂后,活塞体与气缸内壁或者气缸衬套严重磨损,导致衬套表面甚至气缸内壁出现严重拉痕,即为拉缸。拉缸故障一旦发生,轻则造成活塞部件、缸体衬套严重磨损,重则导致活塞杆断裂、撞缸、易燃易爆气体外泄,引起着火、爆炸等恶性事故。拉缸故障发生后需要更换活塞部件、气缸衬套甚至气缸体,经济损失通常在数十万元至上百万元,而一旦造成往复压缩机爆炸等恶性事故,经济损失和社会危害性则难以估量[6-8]。

## 2 拉缸故障的检测方法

往复式压缩机拉缸故障的状态监测手段通常包括以下两种:

(1) 在填料函外安装电涡流传感器, 检测活塞杆

沉降量:

(2) 在缸体上安装加速度传感器,检测缸体的冲击振动。

本研究采用第2种方法,即基于加速度传感器信号的方法。理由是安装方便、测量准确,测量值为缸体相对振动加速度。相比较而言,电涡流传感器安装则较为复杂,初始安装间隙调节非常重要,测量值为相对振动位移。除此之外,加速度传感器的价格较低,经济性好<sup>[9]</sup>。

### 3 拉缸故障早期特征提取方法的研究

对于这些关键设备的在线监测和故障诊断,振动是最重要的信息来源及诊断依据,蕴含了丰富的机械设备异常或故障信息,直接反映机械设备运行状态。通过对装置测点的振动信号进行信号采集及处理分析,本研究对机械设备或结构的运行状态和可能出现的故障提出预测、估计、判断,并为设备的更换和修复乃至生产过程提供决策依据。

在设备的实际运行过程中,计算机监控系统记录和存储了大量的生产过程数据,但是由于设备故障早期的特征信息很微弱,信噪比很小,有用的特征信号往往淹没在其他部件运行中引起的振动信号和大量的随机振动信号中。因此,如何提取故障早期的特征信息已成为工程中实际面临的重要问题。

#### 3.1 特征参数的计算

特征参数在机械设备的状态检测及故障诊断中起着举足轻重的作用。若研究者所选取的特征参数能够准确、灵敏地反映设备运行的状态特征,那么对机械故障的自动诊断就成为可能[10-12]。

常用的特征参数有:

(1) 有效值  $X_{RMS}$  (RMS Value)。有效值是振动信号振幅的均方根值,定义为:

$$X_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i^2}$$
 (1)

式中: $\{x_i\}$ —采集信号,N—采样点数。

有效值  $X_{RMS}$  也称均方根值,用来反映信号的能量大小,特别适用于具有随机性质的振动测量。有效值反映一个波形的整体总能量,但无法反映短时脉冲振动波形的幅值。

(2) 峰值 X<sub>Peak</sub> (Peak Value)。其定义为:

$$X_{\text{Peak}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} x_{jj}$$
 (2)

通常计算峰值的方法是把 {x<sub>i</sub>} 的 n 个采样点分成若干段,在每一段中找出一个绝对值最大的采样点作为该段峰值,然后对所得峰值取平均数。本研究将采

样数据均分为10段,求出每段峰值,计算式为:

$$X_{P} = \frac{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}{2} (P = 1, 2, ..., 10)$$
 (3)

再将算得的10个峰值取平均数。

峰值可以反映设备某一局部故障点的冲击力大小。冲击力越大,峰值越高,在冲击性振动方面,峰值比有效值更有效。

(3) 波形指标。有效值与均值之比称为波形指标,其定义式为:

$$S = X_{\rm RMS} / \bar{X} \tag{4}$$

式中:  $\bar{X}$  —信号的均值。

(4) 脉冲指标。峰值与均值之比称为脉冲指标, 其定义式为:

$$I = X_{\text{Peak}} / \bar{X} \tag{5}$$

(5) K 因子(K Factor)。峰值与有效值的乘积称为 K 因子,其定义式为:

$$K = X_{\text{Peak}} \times X_{\text{RMS}} \tag{6}$$

由上式可知 K 因子是有量纲的参数,随信号的峰值和有效值的变化而变化。

(6) 峰值因子 C (Crest Factor)。峰值与有效值之比称为峰值因子,无量纲参数,其定义式为:

$$C = X_{\text{Peak}} / X_{\text{RMS}} \tag{7}$$

峰值因子 C 不受振动信号绝对幅值的影响,不随 传感器、放大器等仪表灵敏度变化而变化,一旦设备 出现损伤,产生冲击信号,峰值因子明显增大,但是当 故障不断扩展,峰值因子又逐渐减小,直至恢复到无 故障水平。因此,研究者根据峰值因子,可进行有效 的早期预警,并预测故障的发展趋势。

(7) 峭度  $K_{\nu}$  (Kurtosis)。峭度离散化的公式为:

$$K_{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left( \frac{x_{i} - \bar{x}}{\sigma_{t}} \right)^{4}$$
 (8)

峭度 K。是无量纲参数,反应了振动信号分布特性。峭度的绝对值越大,说明设备偏离其正常状态,故障越严重。

$$S_{r} = \frac{N \sum_{i=1}^{N} |x_{i}|^{3}}{X_{\text{RMS}}^{3}}$$
 (9)

歪度 S, 是无量纲参数,对轴承的转速及负载变化不敏感。与峭度相比,其值变化范围较小。

由于不同的特征参数对于不同的机械故障的灵敏度各不相同,如何选择能够明显反映故障特征的特征参数对有效反映机械设备的运行状态非常关键。本研究采用了主成分分析法(PCA),对多种特征参数进行分析,并找出关键的特征参数。

#### 3.2 主成分分析(PCA)算法

本研究利用主成分分析(PCA)算法,对原始数据 讲行降维处理。具体算法如下:

- (1) 对原始数据分4段滤波,并求其有效值 RMS1、RMS2、RMS和RMS4。
  - (2) 计算峭度、歪度、峰值因子、 K 因子。
- (3) 共得到8个特征参数 $X_i$ (i = 1, 2, ..., 8),特征参数 $X_i$ 维度为:

$$N\{X_{i1}, X_{i2}, ..., X_{ii}, ..., X_{iN}\} (j = 1, 2, ..., N)$$

(4) 建立样本矩阵 M:

$$\mathbf{M}_{ij} = \frac{\left(X_{ij} - \frac{\sum X_{ij}}{N}\right)}{\sum \left(X_{ij} - \frac{\sum X_{ij}}{N}\right)^{2}}$$
(10)

(5) 求样本矩阵 M 的协方差矩阵:

$$\mathbf{M}^{\mathsf{T}} = \mathbf{M} \times \mathbf{M}^{\mathsf{T}} \tag{11}$$

- (6) 求协方差矩阵 M 的特征值及相应的特征向量。
- (7) 将协方差矩阵 M 的特征值按照其绝对值大小进行降序排列,同时调整其对应的特征向量的序列,得到矩阵 P。
  - (8) 计算得到特征矩阵:

$$K = P \times M \tag{12}$$

(9) 特征矩阵 *K* 的前两行即为对多特征参数处理后最能代表故障征兆的2个特征参数。

在实际运用中,本研究首先对往复式压缩机正常运行下所采集到的大量数据进行上述运算处理,得到正常工况下的值域;设定合理的阈值后,再对未知工况下所采集到的数据进行实时处理;超出阈值后报警,从而实现了对往复式压缩机拉缸故障的早期预警。

### 4 实际数据验证

本研究所选用的数据来源于中石油某石化企业 2010年发生的一起拉缸故障(往复式压缩机活塞与气 缸内壁磨损图如图1所示),该机组安装有BH5000R 往复压缩机在线监测系统,机组已安装检测十字头冲



图 1 往复式压缩机活塞与气缸内壁磨损图

击的加速度传感器。

本研究将8个特征参数两两组合,分别作为X轴、Y轴的值,得到XY图(如图 $2\sim7$ 所示)。

本研究将数据进行PCA处理后,提取影响系数最大的两组数据作为新得到的特征参数,并反映在 XY 图中(如图7所示)。

将特征参数两两组合的效果图进行比较和总结, 得到结果如表1所示。 由表1可知:

- (1) 有效值与峭度、歪度相组合的效果较好;
- (2) 峭度、歪度、峰值因子两两组合,效果都不理想,不能判断是否有早期故障;
- (3) K 因子与其他特征值组合的效果普遍较好。 PCA 处理后的结果图如图 8 所示,该图可明显区 分正常工况和早期拉缸故障。

以上比较分析结果说明,对数据进行主成分分析

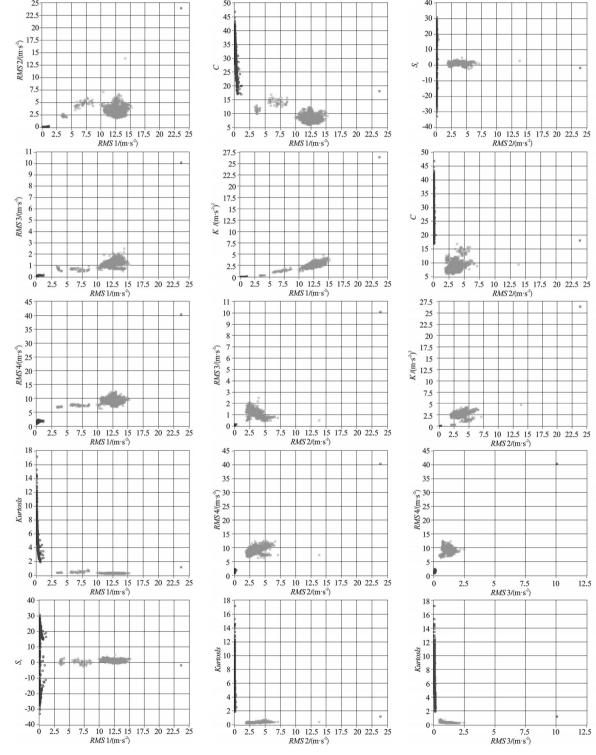


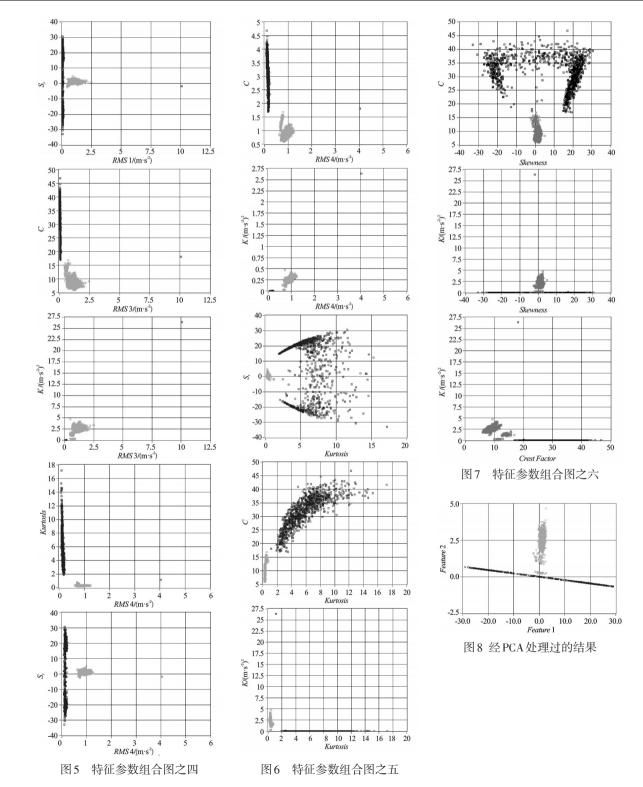
图 2 特征参数组合图之一

图3 特征参数组合图之二

图 4 特征参数组合图之三

表1	特征参数组合效果汇总表	
1X I	11T111 197 28 5H CL XX 7C /L // // // XX	

WI DESMITANTED										
特征参数	RMS1	RMS2	RMS3	RMS4	Kurtosis	Skewness	Crest Factor			
K	一般	一般	明显	明显	明显	明显	一般			
Crest Factor	明显	明显	明显	明显	不好	不好				
Skewness	明显	明显	明显	明显	不好					
Kurtosis	明显	明显	明显	明显						
RMS4	一般	明显	明显							
RMS3	一般	明显								
RMS2	一般									



(PCA)能够有效反映设备的运行状态,并能很好地实现拉缸故障的早期预警,同时解决了对特征参数的选择问题。

### 5 结束语

笔者研究了对往复式压缩机拉缸故障的早期预 警方法,得到了如下结果:

- (1)不同的特征参数表征着不同的故障类型,对于现场采集到的原始数据,选取适当的特征参数显得尤为重要;虽然有些特征参数两两组合也能很好地区分往复式压缩机的设备工况,但是也存在个别不能区分设备工况的情况,总体状态不稳定,易给压缩机早期预警埋下隐患。
- (2) 经PCA处理之后,针对压缩机预警状态稳定, 能很好地区分设备工况。工程实际应用过程中,可通 过对压缩机缸体加速度信号的提取,实现对往复式压 缩机拉缸故障的早期预警。

#### 参考文献(References):

- [1] 陈 进. 机械设备振动监测与故障诊断[M]. 上海:上海交通大学出版社,1999.
- [2] 刘红星,林 京. 往复式压缩机气阀故障的振动诊断方法 [J]. 压缩机技术,1996(1):32-34.
- [3] 金光熹,杨绍佩. 压缩机可靠性[M]. 北京:机械工业出版

- 社,1988.
- [4] LI W, YUE H, QIN S, et al. Recursive PCA for adaptive process monitoring[J]. **Journal of Process Control**, 2000, 10(5):471-486.
- [5] DONG D, MCAVOY T J. Batch tracking via nonlinear principal component analysis [J]. American Institute of Chemical Engineers Journal, 1996, 42(8):2199-2208.
- [6] 朱荣乾. 压缩机气阀故障的检测与诊断[J]. 压缩机技术, 2008(2):33-35.
- [7] 陈南雄. 进口往复式压缩机气缸磨损原因分析与改进 [J]. 硫磷设计与粉体工程,2008(3):28-34.
- [8] 吴君超. 往复活塞式压缩机常见故障的分析[J]. 化工装备技术,2007(4):65-67.
- [9] 曹丹和. 活塞式压缩机常见故障及处理措施[J]. 新疆有色金属,2007(B8):.87-89.
- [10] 赵晓玲. 滚动轴承故障振动检测方法[J]. 重庆科技学院 学报:自然科学版,2007,9(1):41-44.
- [11] 张梅军,王 闯,陈 灏. IMF 能量和 RBF 神经网络相结合在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 机械,2012,39 (6):63-66,70.
- [12] CHEN Peng, TOYOTA T, HE Zheng-jia. Automated function generation of symptom parameters and application to fault diagnosis of machinery under variable operating conditions [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetres-Part A, 2001, 31(6):775-781.

「编辑:张 翔]

#### (上接第4页)

(2) 在实际加工过程中,随着加工时间的增加,加工壁面表面粗糙度不断得到提高,抛光效果明显。这说明磨粒随时间变化在固液两相流中逐渐变得均匀和无序,从而可以有效提高被加工表面的加工质量。

#### 参考文献(References):

- [1] BRINKSMEIER E. Polishing of structured molds [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2004, 53(1): 247-250.
- [2] BRINKSMEIER E. Finishing of structured surfaces by abrasive polishing [J]. **Precision Engineering**, 2006, 30 (3): 325–336.
- [3] 计时鸣,唐 波,谭大鹏. 结构化表面软性磨粒流精密光整加工方法以及其磨粒流动力学数值计算[J]. 机械工程学报,2010,46(15):178-184.
- [4] KUROBE T, YAMADA Y, YAMAMOTO K. Development of high speed slurry flow finishing of the inner wall of stainless steel capillary: polishing and gas flow characteristics of the various size of the capillary[J]. Journal of the International Societies for Precision Engineering and Nanotechnology, 2001, 25(2):100-106.
- [5] JAIN V K, ADSUL S G. Experimental investigations into

- abrasive flow machining (AFM) [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2000, 40 (7): 1003–1021.
- [6] 冯富贵,赵恒华,蔡光起,等. 高速单颗磨粒磨削机理的研究[J]. 东北大学学报:自然科学版,2002,23(5):470-473.
- [7] 庄 茁,由小川. 基于 ABAQUS 的有限元分析和应用 [M]. 北京:清华大学出版社,2009.
- [8] 刘 展. ABAQUS6. 6基础教程与实例详解[M]. 北京:水 利水电出版社,2008.
- [9] 方 慧,郭培基,余景池. 液体喷射抛光技术材料去除机理的有限元分析[J]. 光学精密工程,2006,14(2);218-223.
- [10] 孔虎星,郭拉凤,尹晓霞. 基于ABAQUS的钛合金切削有限元分析[J]. 机电技术,2011(8):22-23.
- [11] 金 程,李 伟. 双面抛光机内外齿圈比值的研究[J]. 轻工机械,2011,29(5);108-110.
- [12] FINNIE I. Erosion of surface by solid particle[J]. Wear, 1960,3(2):87-103.
- [13] 全永昕,施高义. 摩擦磨损原理[M]. 杭州:浙江大学出版社,1992.
- [14] 计时鸣,章 定. 软性磨粒流精密加工的仿真及实验[J]. 机电工程,2011,29(9);245-248.

「编辑:罗向阳〕