

基于时域统计特征的井眼碰撞识别方法

刘刚¹, 张家林¹, 刘闯², 刘华亮³, 于长广⁴

(1. 中国石油大学石油工程学院, 山东青岛 266580; 2. 中国电波传播研究所, 河南新乡 453000;
3. 中石化胜利钻井工程技术公司定向井公司, 山东东营 257064;
4. 中海油能源发展股份有限公司工程技术分公司, 天津 300452)

摘要: 相同钻井条件下, 钻头钻遇水泥环、套管的振动信号与钻进地层的振动信号的时域特征不同。提出一种基于时域统计特征的井眼碰撞识别方法, 通过识别振动信号的特征差异, 实现对钻头碰撞邻井井眼的及时预警。首先在时域上提取信号的分散特征和形状分布特征, 然后利用主成分分析法对时域特征进行降维处理, 进而得到主要特征成分, 最后利用支持向量机对特征进行分类训练, 以完成对钻进地层和钻遇水泥环、套管的自动识别。通过南海某钻井平台现场作业数据检验, 验证了该方法的可行性, 表明该方法可以加强海上丛式井作业的安全性。

关键词: 井眼碰撞; 时域特征; 主成分分析法; 支持向量机

中图分类号: TE 52 **文献标志码:** A

引用格式: 刘刚, 张家林, 刘闯, 等. 基于时域统计特征的井眼碰撞识别方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2016, 40(2): 70-75.

LIU Gang, ZHANG Jialin, LIU Chuang, et al. A borehole collision recognition method based on the time statistical characteristics[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2016, 40(2): 70-75.

A borehole collision recognition method based on the time statistical characteristics

LIU Gang¹, ZHANG Jialin¹, LIU Chuang², LIU Hualiang³, YU Changguang⁴

(1. School of Petroleum Engineering in China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;
2. China Research Institute of Radio Propagation, Xinxiang 453000, China;
3. Shengli Drilling Engineering and Technology Company, SINOPEC, Dongying 257064, China;
4. CNOOC Energy Technology Drilling & Production Corporation, Tianjin 300452, China)

Abstract: During well drilling, special time-domain features of drilling bit vibration signals will be produced when drilling at cement sheath and casing, which are different with that when drilling through rock formations. A new method for the recognition of borehole collision was proposed by analyzing the vibration signals produced when the drill bit collided with the cement sheath and casing of nearby wells. Firstly, the dispersion and shape distribution characteristics of the vibration signals were extracted, then the principal component analysis (PCA) was conducted to obtain the principal features of the signals. Finally a support vector machine (SVM) was trained with sampled signals to establish a model, which could be used to identify the borehole collision automatically by distinguishing the principal features of different vibration signals. This method has been effectively verified through real drilling data analysis from offshore cluster wells.

Keywords: borehole collision; time-domain feature; principal component analysis; support vector machine

“十一五”和“十二五”期间, 为了提高采收率, 增加原油产量, 中国海洋石油总公司在渤海、南海等

收稿日期: 2015-06-30

基金项目: “十二五”国家科技重大专项(2011ZX05057-002-006, 2011ZX05024-002-010); 山东省自然科学基金项目(ZR2014EEQ021); 中央高校基本科研业务费专项(14CX02167A)

作者简介: 刘刚(1960-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为油气井力学、信息与控制。E-mail: lg87323@126.com。

地区推广了海上密集丛式井组再加密调整井网钻井技术,该技术的应用取得了较满意效果^[1],但是从式井加密调整过程中加密井和老井井眼碰撞问题日显突出。井眼碰撞不仅带来经济损失还会带来严重的环境污染,因此井眼碰撞及时预警技术越来越重要^[2]。现阶段,国内外主要通过防撞扫描监测正钻井和邻井的距离,达到防撞的需求。但是当钻头趋近邻井套管时,套管磁化磁场的干扰会使井斜方位角测量失效,造成正钻井的井眼轨迹基本参数缺失,这样会导致防撞扫描在靠近套管的过程逐渐失去防撞的指导意义^[3-4]。斯伦贝谢公司的 Brian 等^[5]提出一种基于电流驱动激发磁场的井眼防撞技术,利用安装在钻铤上的电流驱动工具向周围地层介质释放电流,通过计算磁场强度得到井间距离。刘刚等^[6]提出套管头振动信号监测防撞系统,建立了井间距离和钻头振动信号功率谱之间的关系,且现场验证了该方法的有效性^[7]。虽然国内外有一些防撞技术可用来监测井间距离,但是由于地下环境复杂和各类误差的存在,现有技术不能稳定并准确地判断钻头钻遇到邻井井眼的情况。针对此问题,笔者提出一种基于时域统计特征的井眼碰撞识别方法,该方法作为套管头振动信号监测系统^[8-9]的辅助部分,加强对钻头碰撞邻井井眼情况的识别能力。

1 丛式井碰撞预警系统

海上丛式井碰撞预警系统主要由一次仪表、数据采集系统和数据实时分析处理软件等构成^[8]。该系统的工作原理如图1所示。井底的钻头振动信号经钻柱上传到井口,该信号由安装在正钻井②上的加速度传感器接收,同时邻井①和③套管头上的加速度传感器用于辅助接收判断,数据采集系统④将传感器接收的振动信号进行A/D转换后传输到PC⑤,数据实时分析软件对采集的信号进行处理,提取信号特征,对正钻井进行实时监测,当钻头钻遇邻井水泥环或套管时给予及时警示。

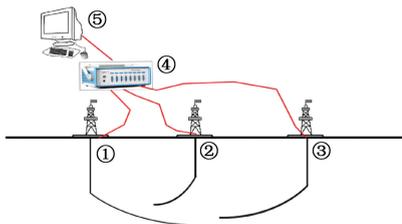


图1 碰撞预警系统

Fig.1 Collision warning system

2 算法原理

数据采集系统采集到的信号信息量非常庞大,如果不对这些原始数据进行预处理会增加处理系统的运算重复度,降低系统处理效率。主成分分析法(PCA)可以对原始数据进行预处理,得到主要特征成分,用几个综合变量代替原来的众多变量。支持向量机(SVM)完成对目标类和非目标类的区分,经过样本训练后达到可以区分钻头在地层钻进和钻遇邻井井眼两种情况的作用。

2.1 主成分分析原理

主成分分析^[10-15]是将数据中相关性较强的成分进行压缩,将描述数据特征的高维空间精简到可以保留原数据主要特征的互不相关的低维空间。

设 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ 为 p 维随机向量, \mathbf{X} 的协方差矩阵为 $\text{cov}(\mathbf{X})$:

$$\text{cov}(\mathbf{X}) = \boldsymbol{\Sigma} = E[(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))^T]. \quad (1)$$

首先构造数据 X_1, X_2, \dots, X_p 的线性组合 Y_1 :

$$Y_1 = \mathbf{a}_1^T \mathbf{X} = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p. \quad (2)$$

确定 $\mathbf{a}_1 = (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p})^T$ 使方差 $\text{var}(Y_1) = \text{var}(\mathbf{a}_1^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{a}_1)$ 达到最大,此时称 Y_1 为第一主成分,如果构造的 Y_1 分散性不能够完全概括原数据的分散性则须进一步构造 Y_2, Y_3 等,直到足以反映原数据的分散性为止,各个主成分之间互不相关,即 $\text{cov}(Y_i, Y_j) = 0, (i \neq j)$, 定义 $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)^T$ 为协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的特征向量,则各主成分的贡献率 g_k 为

$$g_k = \lambda_k / \sum_{i=1}^p \lambda_i. \quad (3)$$

贡献率 g_k 表征了对应的主元描述原始数据信息的能力,从这个意义上讲,累积贡献率越大越好,但是这样和降维目标相互矛盾,所以在数据处理中取到累积贡献率为85%的主元个数即可满足描述数据特征的要求。

2.2 支持向量机原理

SVM是由Vapnik等^[16-18]提出的一种机器学习方法,该方法建立在VC维理论和结构风险最小化原理上,把输入的样本通过非线性变换映射到高维核空间,在此空间上求取具有较低VC维的最优分类超平面,若有样本 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中 x_i 为输入数据, y_i 为该数据标签,通常情况标签取值为 ± 1 , 最优超平面满足 $\mathbf{w}^T x_i + b = 0$, 则权值向量 \mathbf{w} 和偏置 b 必须满足以下约束:

$$y_i(\mathbf{w}^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i. \quad (4)$$

式中, ξ_i 为松弛因子, 增加方法的容错性。SVM 的目标是找到一个最优的超平面使平均错误分类误差达到最小, 优化目标如下:

$$\Phi(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^N \xi_i. \quad (5)$$

式中, C 为惩罚因子, 表示对分错的点加入的惩罚, C 值越大表示分错点越少, C 值越小分错点越多。根据拉格朗日乘子法, 最优分类问题转化为约束优化问题:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j). \quad (6)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数, 常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、高斯核函数与 sigmoid 核函数, 该式中 $0 \leq a_i \leq C$, $\sum_{i=1}^N a_i = 1$ 。本例中选择高斯核函数, 最后决策函数为

$$\text{sgn}[\mathbf{w}^T \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) + b]. \quad (7)$$

3 钻头钻进情况分类

根据现场防碰预警的需求, 将钻头钻进情况主要分为 2 类: 一类为在地层中钻进, 此时钻头没有碰撞到邻井井眼; 另一类为钻头钻遇到邻井井眼, 碰撞到邻井水泥环或者套管。现有的测量手段很难判断钻头是否已经刮擦到邻井井眼, 但是可以通过小规模的样本训练建立钻头在地层中钻进和钻遇邻井井眼的模型, 及时反映钻头钻进情况。

3.1 现场试验

试验数据来自于南海西部某海上平台, 平台槽口分布如图 2 所示。该平台共有 15 个槽口, 其中槽口 1-9 号已有定向井 A1-A9, 现需要在槽口 10 设计定向

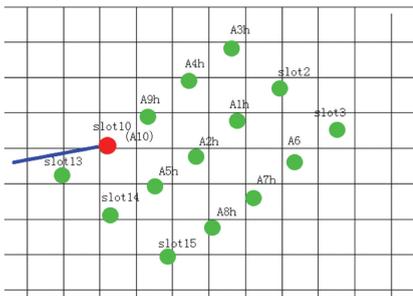


图 2 平台槽口分布
Fig. 2 Slot distribution of platform

井 A10, 其周围风险邻井为 A1-A9, 需要在 500 m 内浅层段对该井和周围邻井进行防碰扫描及碰撞预警实时监测。加速度传感器安装在正钻井 A10 的上方钻柱以及 A1-A9 井的套管头处, 数据采集系统的采

样频率设置为 4 kHz, 每帧采样点为 8 192 个。

传感器安装图如图 3 所示。基于时域统计特征的井眼碰撞预警方法信号处理过程如图 4 所示。传感器接收到的振动信号为时域信号, 时域统计特征主要包括信号的分散性和形状分布特征^[19]。首先提取每组振动信号的 5 个时域特征, 然后将提取的时域特征进行主成分分析得到主成分特征向量, 并将得到的特征向量输入到支持向量机中得到其模式识别模型, 最后将现场接收的其他振动信号数据输入到模型中进行测试, 将模型输出结果和防碰扫描结果及现场实际情况进行分析对比。



图 3 传感器安装图

Fig. 3 Diagram of sensors installation

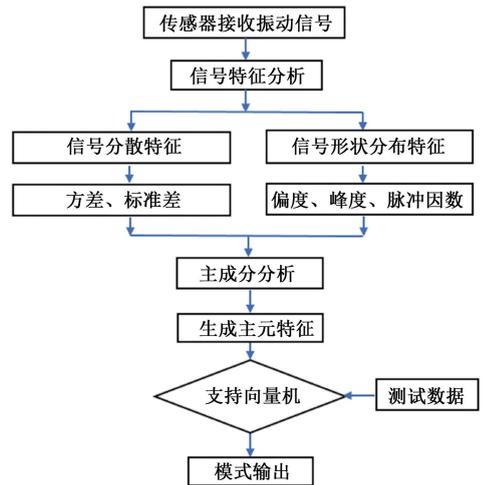


图 4 基于 PCA 和 SVM 的诊断模型

Fig. 4 Diagnosis model based on PCA and SVM

描述信号分散性的表达式为

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2, \quad (8)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}. \quad (9)$$

式中, σ^2 为方差; N 为每帧采样点数; \bar{x} 为每帧信号的平均幅值; σ 为标准差。

描述信号形状分布特征的表达式为

$$g_1 = \frac{N}{(N-1)(N-2)} \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3, \quad (10)$$

$$g_2 = \frac{N(N+1)}{(N-1)(N-2)(N-3)} \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 - \frac{3(N-1)^2}{(N-2)(N-3)}, \quad (11)$$

$$I = \frac{E(\max(x(t)))}{|\bar{x}|}. \quad (12)$$

式中, g_1 为信号偏度; g_2 为信号峰度; I 为信号脉冲因数。

3.2 特征分析及主成分提取

钻头在地层中钻进时,振动信号较为平稳,信号的时域特征如图 5 所示。4 口井振动信号没有较大的脉冲波动,钻头钻遇邻井水泥环或者套管时,信号为非平稳信号,如图 6 所示。从图 5 和图 6 的 A10 井信号可以看到,钻头钻遇水泥环或套管的信号冲击特征相比钻头在地层钻进的冲击特征更加明显,同时从邻井 A4、A9 及 A7 接收到的信号中也可以观察到信号的特征变化。

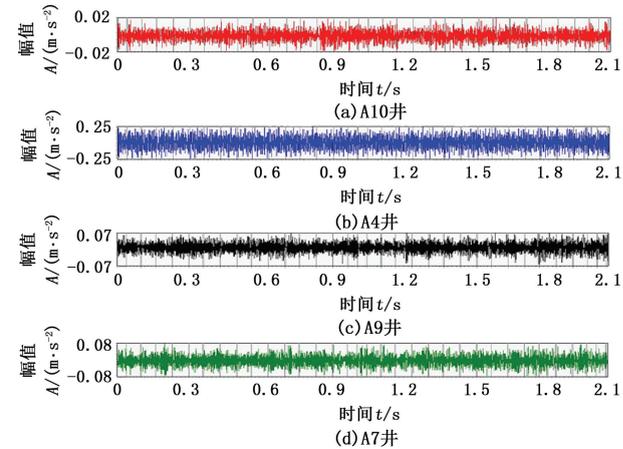


图 5 钻头在地层中钻进时域信号

Fig. 5 Time domain signal when bit drilling in stratum

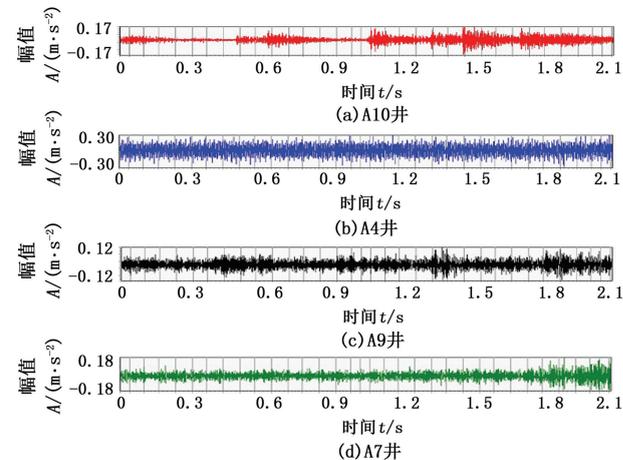


图 6 钻头钻遇邻井井眼时域信号

Fig. 6 Time domain signal when bit drilling adjacent wellbore

选取 20 组钻头在地层钻进数据和 20 组钻头钻遇邻井水泥环数据为样本进行训练。按照图 4 的处理流程,首先提取时域特征,每组数据有 5 个特征,然后将得到的特征用 PCA 降维,如表 1 所示。从表 1 可见经过 PCA 降维处理后,在地层中钻进和钻遇水泥环振动信号的前两个主成分(主元)的贡献率就已经超过 99%,通常超过 85% 即可大致描述原始数据特征,根据主元的选取原则,两种特征信号的前两个主元 Y_1 和 Y_2 可以很好地表征原始数据特征的分散性,所以选择前两个主元。

提取两种信号特征主元时可以得到相对应的变换矩阵 a^T ,根据式(2)可以得到 20 组在地层中钻进样本和 20 组钻遇邻井井眼样本主元特征向量,如图 7 所示。可见经过主元分析降维后,两种数据依然可分,在地层中钻进样本主要分布在右下方区域,钻遇邻井井眼样本主要分布在左上方区域而且分布较为聚集。

表 1 主元贡献率

Table 1 The contrition of every principal component

钻进类别	主元贡献率/%				
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
钻头在地层钻进(正常钻进)	98.3011	1.6552	0.0435	0.0002	0
钻头钻遇水泥环或套管(异常钻进)	96.0666	3.8757	0.0576	0	0

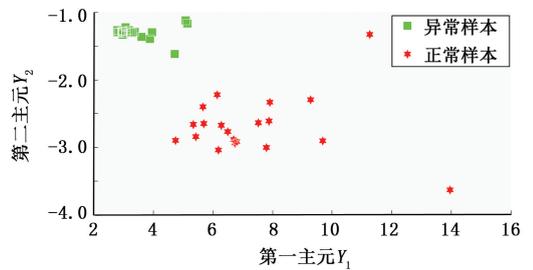


图 7 两种信号主元分布

Fig. 7 Distribution of principal components of two kinds of signals

3.3 模式识别

将提取得到的 40 组特征主元向量作为输入训练样本,SVM 参数如下:选取 C-SVC 模型,惩罚因数 C 设置为 1,核函数选取高斯核函数,核函数中 $\sigma=0.2$,得到超平面后,将现场采集的 200 组数据作为检验数据进行测试,主要监测 400~600 m 危险井段,部分结果见表 2。

由表 2 可见,在 440~480 m 井段识别出钻遇水泥环的状态,结合施工中某服务公司的防碰扫描结果(图 8),此井段中某口邻井在 320~490 m 和 A10

井的中心距在 2.0 m 之内,最近扫描距离达到 0.7 m,两口井的井眼直径为 66.04 cm,最后结合岩屑录井等信息,在钻井液循环中发现水泥粉末物质,说明此井段发生了碰撞,可见训练后模型的判断正确,验证了模型的准确性。

表 2 诊断模型预测结果

Table 2 Predicted results of diagnosis model

井深/m	防撞扫描中心距/m	SVM 模式识别输出值
350	1.20	1
360	1.16	1
370	0.82	1
380	0.77	1
390	0.76	-1
400	0.76	-1
410	0.75	-1
420	0.74	-1
430	0.73	-1
440	0.73	-1
450	0.77	-1
460	0.89	1
470	0.91	1
480	1.23	1
490	1.54	1
500	1.60	1

注:1 代表钻头在地层中钻进;-1 代表钻头钻遇邻井井眼。

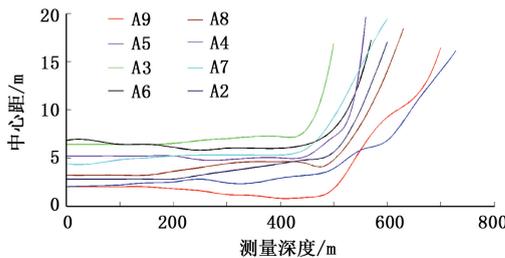


图 8 防撞扫描中心距

Fig. 8 Center to center distance of anti-collision scanning

4 结论

(1) 钻头在地层中钻进的振动信号和钻头钻遇邻井井眼的振动信号的分散特征和形状分布特征不同。

(2) 通过 PCA 降维处理后,可以提取特征主元描述不同钻进情况的钻头振动信号,不同钻进情况下的主元特征具有良好的可分性。

(3) 通过支持向量机对钻头不同钻进情况信号的时域特征进行训练后,可以较好地识别钻遇邻井井眼的情况,达到给相关钻井人员警报的目的,南海某平台现场数据验证了该方法的可行性。

参考文献:

[1] 姜伟. 海上密集丛式井组再加密调整井网钻井技术探索与实践[J]. 天然气工业, 2011,31(1):69-72.

JIANG Wei. Research and practices of re-infill drilling technology for offshore close spaced cluster-well pads [J]. Natural Gas Industry, 2011,31(1):69-72.

[2] 刘刚, 杨全枝, 董照显, 等. 钻头振动波井眼防撞监测系统及其现场试验[J]. 天然气工业, 2013,33(6):66-70.

LIU Gang, YANG Quanzhi, DONG Zhaoxian, et al. A drill bit vibration anti-collision monitoring system and field experiment [J]. Natural Gas Industry, 2013,33(6):66-70.

[3] 管志川, 张苏, 王建云, 等. 油井套管对地磁场的影响实验[J]. 石油学报, 2013,34(3):540-544.

GUAN Zhichuan, ZHANG Su, WANG Jianyun, et al. Experiments of the impact of casing on geomagnetic field [J]. Acta Petrolei Sinica, 2013,34(3):540-544.

[4] 管志川, 刘永旺, 史玉才, 等. 竖直套管对随钻磁测量参数影响的试验研究[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2011,35(4):72-76.

GUAN Zhichuan, LIU Yongwang, SHI Yucui, et al. Experimental study on influence of vertical casing on magnetic surveying parameters of measurement while drilling [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2011,35(4):72-76.

[5] BRAIN O C, WAYNE J P, BENNY P. Anti-collision method for drilling wells;0100271232 [P]. 2008-06-24.

[6] 刘刚, 孔得臣, 孙金, 等. 套管头振动信号特征应用于油井防撞监测的可行性分析[J]. 中国海上油气, 2012,24(3):54-57.

LIU Gang, KONG Dechen, SUN Jin, et al. Feasibility analysis on application of casing head vibration signal in wellbore anti-collision monitoring [J]. China Offshore and Gas, 2012,24(3):54-57.

[7] 饶志华, 杨超, 段泽辉, 等. 浅层多井防撞相对井间距预测模型的建立与现场验证[J]. 中国海上油气, 2014,26(4):80-83.

RAO Zhihua, YANG Chao, DUAN Zehui, et al. Establishment and field verification of relative inter-well distance prediction model for anti-collision of shallow multi-wells [J]. China Offshore and Gas, 2014,26(4):80-83.

[8] 何保生, 刘刚, 王平双, 等. 基于钻头运动诱发套管头振动信号检测的井眼防撞监测方法[J]. 中国工程科学, 2011,13(5):74-78.

HE Baosheng, LIU Gang, WANG Pingshuang, et al. Anti-collision monitoring based on detecting casing head vibration induced by drill movements [J]. Engineering Sciences, 2011,13(5):74-78.

[9] 孟令雅, 刘翠伟, 刘超, 等. 基于特征量提取的输气管

- 道微泄漏检测[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2014,38(6):153-160.
- MENG Lingya, LIU Cuiwei, LIU Chao, et al. Characteristics extraction of acoustic leakage signal for natural gas pipelines [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2014,38(6):153-160.
- [10] 丁世飞, 靳凤祥, 赵相伟. 现代数据分析与信息模式识别[M]. 北京:科学技术出版社,2012.
- [11] 林海明, 杜子芳. 主成分分析综合评价应该注意的问题[J]. 统计研究, 2013,30(8):25-31.
- LIN Haiming, DU Zifang. Some problem in comprehensive evaluation in the principal component analysis [J]. Statistical Research, 2013,30(8):25-31.
- [12] VAPNIK V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社,2000.
- [13] VAPNIK V N. 统计学习理论[M]. 许建华,张学工,译. 北京:电子工业出版社,2004.
- [14] JOLLIFE I J. Principal component analysis [M]. New York: Springer, 1986:29-59,363-365.
- [15] 徐卓飞, 刘凯, 张海燕, 等. 基于经验模式分解和主元分析的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2014,33(23):133-139.
- XU Zhuofei, LIU Kai, ZHANG Haiyan, et al. A fault diagnosis method for rolling bearings based on empirical mode decomposition and principal component analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(23): 133-139.
- [16] 刘永斌, 何清波, 孔凡让, 等. 基于 PCA 和 SVM 的内燃机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012,32(2):250-255.
- LIU Yongbin, HE Qingbo, KONG Fanrang, et al. Fault diagnosis of internal combustion engine using PCA and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012,32(2):250-255.
- [17] 李宏坤, 马孝江. 基于 KPCA——SVM 的柴油机状态识别方法的研究[J]. 振动、测试与诊断, 2009,29(1):42-45.
- LI Hongkun, MA Xiaojang. Application of independent component analysis to vibration signal separation of rotational machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,29(1):42-45.
- [18] 沈志熙, 黄席樾, 马笑潇. 基于 EMD 和支持向量机的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010,30(1):19-22.
- SHEN Zhixi, HUANG Xiyue, MA Xiaoxiao. Fault diagnosis of diesel engine based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,29(1):42-45.
- [19] 梅长林, 范金成. 数据分析方法[M]. 北京:高等教育出版社,2003.

(编辑 李志芬)