**文章编号:**1673-5196(2019)03-0039-07

# 基于 EEMD-SVD 与时域分析的 马田系统轴承故障诊断

# 剡昌锋<sup>1</sup>,王 伟<sup>1</sup>,王慧滨<sup>2</sup>,朱 涛<sup>3</sup>,吴黎晓<sup>1</sup>

(1. 兰州理工大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 92822 部队, 福建 漳州 363000; 3. 69224 部队, 新疆 阿克苏 842000)

# Bearing fault diagnosis for Mahalanobis–Taguchi system based on EEMD–SVD and time–domain analysis

YAN Chang-feng<sup>1</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>, WANG Hui-bin<sup>2</sup>, ZHU Tao<sup>3</sup>, WU Li-xiao<sup>1</sup>

(1. College of Mechano-Electronic Engineering, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China; 2. 92822 Troops, Zhangzhou 363000, China; 3. 69224 Troops, Akesu 842000, China)

**Abstract**: Aimed at the occurrence time point of the initial bearing fault and its degradation trend, a diagnosis method of bearing fault in Mahalanobis–Taguchi system is presented based on the entire average experience mode decomposition–singular value decomposition (EEMD–SVD) and the time–domain analysis. In the method presented, the time–domain and time–frequency characteristics of the vibration signal is extracted to construct a datum space for different characteristic parameters an orthogonal list is employed to conduct dimensional reduction and optimization of the characteristic parameter, merging them eventually into a single characteristic parameter Mahalanobis distance. This Mahalanobis distance is used respectively to monitor the running state of the bearing, judge the occurrence moment and evolution trend of initial failure, and divide the development of the fault into stages. This method is effective to extract the time–frequency characteristics of the vibration signal and optimize the datum space of Mahalanobis–Taguchi system, and more accurate to identity the occurrence time point of the fault and divide rationally the bearing degradation process. The validity and rationality of the proposed method are verified by accelerative life test of two sets of rolling bearings.

**Key words:** initial fault; EEMD-SVD; time-frequency characteristics; Mahalanobis-Taguchi system; condition monitoring; fault phase

滚动轴承广泛应用于旋转机械中,是非常重要

的部件,也是易损零件<sup>[1]</sup>.当轴承出现局部损伤或缺陷时,如何能够准确判断故障发生的时间点,以及对轴承进行状态监测具有重大的意义<sup>[2]</sup>.

近年来,工业的实时健康监测系统能够探测、分 类和预测即将发生的故障,这些措施已经成为降低

**收稿日期**: 2017-12-05

基金项目:国家自然科学基金(51165018,51765034)

作者简介: 剡昌锋(1974-),男,甘肃平凉人,博士,研究员,博

导.

事故和维护成本的关键操作.滚动轴承故障诊断已 被广泛研究<sup>[3]</sup>.马田系统 (Mahalanobis-Taguchi system, MTS) 是一种使用多元数据进行分类、诊断 和预测的定量决策模式方法[4],结合了马氏距离和 田口稳健工程学.作为多元系统一种潜在的信息技 术,已在学术界和实际应用中得到广泛的认可.其 中,马氏距离是该方法的核心,用于构建多维测量尺 度,根据参考集样本定义参考点,将多种信息融合为 单一连续的测量尺度[5].而田口稳健工程学用于筛 选重要变量,达到降维和优化的目的[6].通过参数融 合,应用马田系统对设备进行健康监测,识别滚动轴 承故障类型,预测轴承剩余寿命,并提出了缺陷发生 指标[7-9].针对特征参数的提取, Wang 等[10] 通过 EMD-SVD 提取特征参数构造马田系统,诊断轴承 故障和实时监测轴承运行状态.Lin 等<sup>[11]</sup>利用多重 分形分析提取特征参数,作为马田系统故障参数. Shen 等<sup>[12]</sup>基于支持向量机的方法提取特征参数, 该特征的发展趋势与轴承的故障发展趋势和运行时 间相符合.Shakya 等<sup>[13]</sup> 通过比较在各种时域、频率 域和时频域参数,根据参数的健壮性和敏感性来探 测轴承早期缺陷. Yan 等[14] 采用 EMD 和峭度相结 合的方法,对轴承初始故障的时间进行估计.目前多 参数评估轴承退化状态主要集中于参数的选择、融 合技术、各阶段监测技术以及模型预测技术.对于多 参数融合技术:其一,要选取合理的特征参数,并对 选取的参数进行冗余处理;其二,融合后的参数能够 准确地表达轴承的退化状态.本研究团队也利用相 关性分析选取时域特征,组建基准空间,计算马氏距 离,判断轴承初始故障以及状态监测[15].基于以上 原因,本文提出了一种基于 EEMD-SVD 与时域分 析的马田系统故障诊断方法.该方法对振动信号时 域、时频特征进行了综合分析,更加合理地组建了特 征空间,并使用信噪比和正交表对其进行了优化,最 终融合的马氏距离能够更加准确地找到初始故障发 生的时间点以及对轴承的运行状态更加有效地进行 监测.第一,用冗余后的形态奇异值(singular value decomposition,SVD)作为时频特征组建基准空间, 并融合为单一指标马氏距离 d<sub>M1</sub> 来检测轴承的运 行状态.第二,用冗余后的形态奇异值和对初始故障 敏感的时域特征组建基准空间,并融合为单一指标 马氏距离 d<sub>M.2</sub>判断轴承初始故障的时间点.

# 1 马田系统原理(MTS)

马田系统是以马氏距离结合信噪比解决多元空间计测问题的方法<sup>[16]</sup>.在马田系统中,马氏距离 *d*<sub>M</sub>

为故障发展程度的指标,田口方法则通过正交表 (orthogonal arrays,OA)和信噪比(signal-to-noise ratio,SNR)对特征参数进行约简.

#### 1.1 马氏距离的计算

马氏距离的计算主要包括以下步骤:

第一步:基准空间的确定.

 构建基准空间的特征参数.确定特征变量, 用以构建基准空间.状态分类能否成功,在很大程度 上取决于特征变量的选择.假定正常的样本空间可 以表示为:有 m 个特征参数,n 个样本,则第 i 次采 集数据的第 j 个特征参数可以表示为 X<sub>ij</sub>,第 i 个样 本的特征参数 X<sub>i</sub> = (X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>,...,X<sub>ij</sub>,...,X<sub>im</sub>),n 个 正常样本特征参数的基准空间可以表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1m} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nm} \end{bmatrix}$$
(1)

2) 基准空间的标准化:

$$\hat{X}_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{\delta_j}$$
(2)  
$$i = 1, 2, \cdots, n \qquad j = 1, 2, \cdots, m$$

式中: $X_j$ 和 $\delta_j$ 为X基准空间中第j个特征的均值 和标准差.

标准化的正常样本空间为

$$\hat{\boldsymbol{X}} = \begin{bmatrix} \hat{X}_1, \hat{X}_2, \cdots, \hat{X}_n \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(3)

3) 计算标准化后基准空间的马氏距离:

$$d_{\rm M,normal} = \sqrt{\frac{1}{m} \overset{\wedge}{X}_i C \overset{\wedge}{X}_i^{\rm T}} \tag{4}$$

式中:C为标准化后样本空间X的相关矩阵.

第二步:基准空间的有效性验证.

为了验证基准空间的有效性,采集滚动轴承无 故障阶段和故障阶段时的振动信号样本,利用基准 空间的均值、方差、相关矩阵对两组样本的基准空间 进行标准化并计算其马氏距离.如果故障样本的马 氏距离明显大于正常样本的马氏距离,则证明所建 立的基准空间是有效的;否则,需要重新选择特征参 数定义基准空间.

第三步:样本空间的马氏距离.

采用基准空间的特征均值  $\hat{X}_{j}$ 、标准差  $\delta_{j}$  和相 关矩阵 C 对样本空间的数据进行标准化,并计算其 马氏距离,评价所监测轴承的性能退化状态:

$${\stackrel{\wedge}{Y}}_{ij} = \frac{Y_{ij} - Y_j}{\delta_j} \tag{5}$$

$$d_{\rm M,st} = \sqrt{\frac{1}{m} \stackrel{\wedge}{\mathbf{Y}}_i \mathbf{C} \stackrel{\wedge}{\mathbf{Y}}_i^{\rm T}} \tag{6}$$

#### 1.2 田口方法

田口玄一博士以信噪比作为功能评价指标,用 以度量特征的稳健程度.假设样本空间有 p 个特征, 安排在正交表的前 p 列,各有 2 个水平,表示该特 征在马田系统分析中.每一行决定着在一次实验中 那些变量包含在内.对于每次实验,使用被选择特征 计算异常样本的马氏距离,并计算信噪比代表每次 实验运行的响应:

$$S = -10\lg\left(\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m}\frac{1}{d_{\mathrm{M},k}}\right) \tag{7}$$

对于每一个特征,分别用 t<sub>1</sub>和 t<sub>2</sub>表示使用和未 使用该特征信噪比的均值.信噪比的增量为

$$\Delta = t_1 - t_2 \tag{8}$$

如果 $\Delta > 0$ ,表示该特征能够被使用,否则将被舍 $\hat{P}^{[12]}$ .

# 2 特征参数的选择

本文所提出的方法如图 1 所示.首先通过 EE-MD 提取振动信号的 IMF 分量,使用 SVD 方法求 解每个分量的奇异值作为振动信号的时频特征,并 通过相关性提取振动信号时域特征,特征参数提取 之后,使用时频特征组建基准空间并优化,融合成单 一指标马氏距离对滚动轴承进行状态监测.时频特 征变化的趋势符合轴承故障发展的过程,通过时频 特征组建基准空间,融合成的马氏距离能够表达轴 承退化的趋势,但时频特征对初始故障敏感性较差. 为了判断初始故障发生的时间点,需要在时频组成 的基准空间中加入时域特征以凸显初始故障,因此 用奇异值和对初始故障敏感的时域特征组建基准空 间,并计算马氏距离来判断初始故障发生的时间点.

1) 时频特征的提取.由于噪声的干扰,故障信 号往往容易被湮没在背景噪声中.因此,首先对初始 滤波后的振动信号进行总体平均经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),得 到振动信号主要的频率成分,再对产生的 IMF 分量 和残余函数进行 SVD 奇异值分解,然后使用田口方 法,通过正交表和信噪比对奇异值进行特征约简,筛 选出稳定的时频特征.使用正交表1(L<sub>8</sub>(2<sup>7</sup>))对特 征优化,通过 EEMD-SVD 方法提取了7个时频特 征参数,然后通过信噪比和正交表对其进行特征约 简,发现特征6水平1和水平2的差值为负,说明此 特征是不稳定特征,在组建基准空间时应该被剔除, 最终得到6个稳定的时频特征参数.



图1 设计流程

Fig.1 Designing flow

#### 表1 正交表

Tab.1 Orthogonal array list

实验	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	特征 6	特征 7	信噪比	
1	1	1	1	1	1	1	1	72.82	
2	1	1	1	2	2	2	2	71.85	
3	1	2	2	1	1	2	2	70.44	
4	1	2	2	2	2	1	1	70.01	
5	2	1	2	1	2	1	2	70.14	
6	2	1	2	2	1	2	1	70.66	
7	2	2	1	1	2	2	1	70.14	
8	2	2	1	2	1	1	2	69.60	
水平 1	71.28	71.37	71.10	70.89	70.88	70.64	70.90		
水平 2	70.16	70.05	70.31	70.55	70.67	70.77	70.50		
增量	+	+	+	+	+	-	+		
结果	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\times$	$\checkmark$		
〕 / 主元选择业特征 > 主元会会业特征									

注:√表示选择此特征,×表示舍弃此特征

2)时域特征的选择.提取振动信号时域特征, 通过敏感性和相关性分析可以将时域特征分为两大 类,分别为对初始故障敏感的特征和能够大致反映 轴承故障退化过程的时域特征.本文对13个时域特 征进行了相关性分析,结果发现:特征参数峭度、裕 度因子、波峰因子、脉冲系数、形状系数5个特征参 数对滚动轴承初始故障比较敏感且稳定性好<sup>[15]</sup>.因此,在判断初始故障时,加入这5个时域特征来组成 样本空间.

#### 2.1 集合经验模式分解(EEMD)方法

为了克服 EMD 在分解过程中的模态混叠现 象,Huang 提出了 EEMD 方法<sup>[17]</sup>.EEMD 分解将任 意非线性、非平稳信号分解为若干个具有不同时间 尺度的固有模态函数和一个残余分量.传统的 EMD 分解过程中 EEMD 的主要算法如图 2 所示.



Fig.2 Flow-chart of EEMD algorithm

 1) 给原始信号 X(t)多次添加均值为零、标准 差为常数的高斯白噪声:

 $X_{i}(t) = X(t) + n_{i}(t)$  (9)

式中: $X_i(t)$ 为第i次加入高斯白噪声后的信号;  $n_i(t)$ 为第i次加入的高斯白噪声.

 2) 对添加噪声后的信号 X<sub>i</sub>(t)进行 EMD 分 解,得到若干个 IMF 分量:

$$X_{i}(t) = \sum_{i=1}^{n} c_{ij} + r_{i}$$
(10)

式中: $c_{ij}$ 为第i次添加高斯白噪声分解得到的第j个 IMF 分量, $r_i$ 为残余分量.

3) 对以上 n 次计算得来的 IMF 分量进行总体 平均运算作为最终的 IMF 分量,同时也可以消除各 IMF 分量中的残余分量.一般集成次数设置为 100. 即

$$c_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{ij}$$
 (j = 1, 2, ..., k) (11)

原始信号经过 EEMD 分解后会得到多个 IMF 分量,各个分量携带与轴承故障特征相关的信息多 少不一,因此需要从中筛选出包含故障信息较多的 IMF 分量,以突出故障特征,减少无关信息对故障 特征提取的影响.可以通过相关系数大小判定各 IMF 分量的真伪,其表达式为

$$r = \frac{E[(x - \mu_x)(y - \mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y}$$
(12)

式中: $\mu_x$ 和 $\mu_y$ 分别为信号x和信号y的均值; $\sigma_x$ 和 $\sigma_y$ 分别为信号x和信号y的标准差;E[]为统计

均值.相关系数在 0.5~1.0 为强相关,0.1~0.5 为弱 相关,0~0.1 为没有相关,所以本文将相关系数值 0.1 为选取标准,相关系数大于 0.1 的为有用成分, 相关系数小于 0.1 的为伪分量.

#### 2.2 形态奇异值分解(SVD)方法

奇异值分解技术已广泛应用于故障诊断领域. 对于含噪信号,经过 EEMD 分解得到的矩阵可以用  $D_m = D + Z$ 表示,其中矩阵 D 对应系数矩阵中的正 常信号成分,而 Z 对应噪声成分.对系数矩阵 W 进 行 SVD 分解后发现,矩阵 D、Z 对奇异值的贡献各 不相同<sup>[18]</sup>,但通过选择恰当的奇异值经 SVD 重构, 就可以得到去噪后的 EEMD 结果.现在仅知道  $D_m$ 而不知道 D 和 W,但是可以根据 D 和 W 的一些特 点研究其奇异值情况.对  $D_m$  作奇异值分解, $D_m =$  $USV', U \in R^{m \times n}, V' \in R^{n \times n}, 且 UU' = I, VV' = I.S 为$  $m \times n$  维对角矩阵,对角线元素为( $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ ),  $D_m$  的秩为k,且  $k = \min(m, n), - 般取 m \ll n, \lambda_1 \ge$  $\lambda_2 \ge \dots \ge \lambda_k$ 为 $D_m$  的奇异值.

# 3 实验验证

#### 3.1 案例1

为了验证该方法的有效性,本文采用了 intelligent maintenance systems 提供的数据 IMS bearing data,该实验所使用试验平台如图 3 所示<sup>[19]</sup>.试验用 的测试轴承为 Rexnord ZA-2115 双列球轴承.试验 中,数据采样频率为 20 kHz,轴承转速为 2 000 r/ min,采样间隔为 10 min,采样时间为 1 s,每个样本 含有 20 480 个数据点,试验样本为 948 个.



根据设计流程,对振动信号进行 EEMD 分解, 选择与原始信号相关系数较大的 IMF 分量并求奇 异值.实验中选择了 EEMD 分解后的前 7 个 IMF 分 量并计算其奇异值,然后使用田口方法,通过正交表 和信噪比对奇异值进行特征约简,筛选出稳定的时 频特征.筛选过程和表 1 相同,其结果见表 2.通过特 征约简筛选出 6 个稳定的时频特征.

表 2 正交表筛选结果

	1 a 2	Screening	; result	or or the	igunai a	i i ay iisi	·
特征	1	2	3	4	5	6	7
结果	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	×	$\checkmark$

注:√表示选择此特征,×表示舍弃此特征

时频特征能够表达轴承退化的趋势,但对初始 故障敏感性较差.为了判断初始故障发生的时间点, 需要在基准空间中加入对初始故障敏感时域特征以 凸显初始故障.通过对时域特征进行相关性和敏感 性分析,筛选出了峭度、波峰因子、裕度因子、形状系 数、脉冲系数五个对初始故障敏感的时域特征<sup>[18]</sup>. 最终选择 6 个时频特征和 5 个时域特征组建基准空 间并计算出马氏距离 *d*<sub>M.2</sub> 来判断故障发生的时间 点.由图 4 可以看到马氏距离 *d*<sub>M.2</sub> 在故障初始特别 敏感.在第 576 个样本时马氏距离开始增大,在第 706 个样本时 *d*<sub>M.2</sub>达到最大,初始故障已经十分明 显.



轴承故障发展过程可分为4个阶段:故障初始 阶段、轻微故障阶段、宏观故障阶段和最后阶段<sup>[20]</sup>. 如图5所示,根据滚动轴承典型的故障发展过程,可 以将滚动轴承的失效分为4个阶段.为了监测轴承 运行状态,观察轴承退化的趋势,用得到的6个时频 特征组建基准空间,计算马氏距离 d<sub>M.1</sub>.如图6所 示,马氏距离的增长趋势大致符合轴承故障退化的 趋势,频域特征组成的基准空间更加符合轴承故障 的退化过程.马氏距离在第706个样本处明显增大, 刚好对应初始故障第706个样本,同时在第706个 样本之前马氏距离也在缓慢增大,说明在此之前故 障已经发生,故障发生的点可以估计在500~700的 样本中.因此依据图6可以判断故障发生的时间点 并对故障发展过程进行划分.

#### 依据图 6 对轴承故障的发展过程进行划分:

1)滚动轴承故障初始阶段的发展过程.根据马 氏距离 d<sub>M.2</sub>可以看出,在第 567 个样本时故障开始 产生,在第 706 个样本时达到最大值,同时对应马氏 距离 d<sub>M.1</sub>开始明显增大的时间点.



Fig.6 Condition monitoring of bearing

2)滚动轴承轻微故障阶段.从第706个样本开始马氏距离增长变慢,直到第896个样本.

3)滚动轴承宏观故障阶段.马氏距离快速增大,从第896个样本到第950个样本之间.

 (2) 滚动轴承故障最后阶段.马氏距离急剧增 大,从第950个样本开始一直到结束.

#### 3.2 案例 2

案例2采用了 intelligent maintenance systems 提供的数据 IMS bearing data 的另外一组数据,试 验用的测试轴承为 Rexnord ZA-2115 双列球轴承. 采样间隔为 10 min,采样时间为1 s,试验样本为 2 000个,每个样本含有 20 480 个数据点.

同样对时域特征进行相关性和敏感性分析,筛 选出了峭度、波峰因子、裕度因子、形状系数、脉冲系 数5个对初始故障敏感的时域特征<sup>[18]</sup>,提取6个稳 定的时频特征.为了凸显初始故障并判断初始故障 发生的时间点,选择6个时频特征和5个时域特征 组建基准空间,计算马氏距离*d*<sub>M.2</sub>.选择6个时频特 征计算马氏距离*d*<sub>M.1</sub>,对轴承运行状态进行监测并 依据*d*<sub>M.2</sub>对其进行划分.第一阶段:根据图7a马氏 距离*d*<sub>M.2</sub>可以看出,在图7b第1652个样本时故障 开始产生,在第1742个样本时第一次达到最大值, 同时对应马氏距离*d*<sub>M.2</sub>开始明显增大的时间点.第 二阶段:从第1742个样本开始马氏距离持续增长, 直到第1829个样本.第三阶段:马氏距从第1829 个样本到第1974个样本之间.第四阶段:马氏距离 急剧增大,从第1947个样本开始一直到结束.





3.3 结果对比

本文使用案例 2 的实验数据对轴承故障阶段进 行划分,如图 8 所示.可以看出在 1 667 个样本中出 现了早期故障.通过轴承寿命的发展阶段对轴承状 态监测图进行了划分,但是对初始故障的确定不够 准确以及轴承故障各阶段的划分依据性不强.在其 对轴承故障阶段划分的基础之上<sup>[18]</sup>,本文对振动信 号特征的提取、基准空间的优化以及轴承故障发展 过程划分的依据进行了更加深入的研究.



Fig.8 Division of bearing life

1) 对于特征参数的选择,时域参数对初始故障 更加敏感<sup>[18]</sup>.通过研究发现,时频特征能够更加准 确地反映故障演化的过程.因此本文在文献[15]的 基础上,通过 EEMD-SVD 方法提取了时频特征,为 基准空间的组建提供了特征参数.

2) 对于基准空间的组建,在时域特征参数的基

础上融合了时频特征,通过信噪比和正交表对基准 空间进行了降维,筛选出了稳定的信号特征.可以看 出在引入时域特征组建样本空间后的初始故障图, 其幅值的变化更加凸显,同时在状态监测图中 d<sub>M</sub>的 变化更加符合滚动轴承的退化过程.

3)依据轴承寿命对轴承运行的全过程进行划分<sup>[15]</sup>,轴承典型的故障发展过程的四个阶段是从故障开始发生直到轴承失效.本文依据初始故障发生的时间点以及故障的发展过程划分为四个阶段,能够对初始故障以及故障发生的时间点进行比较准确的判断.同时,依据轴承初始故障能够在轴承状态监测图中找到初始故障发生的时间点,以及对故障发展的第一、第二阶段进行准确的划分,对于后两个阶段的划分只是根据轴承状态监测图马氏距离曲线的变化进行划分的,在这个方面还需要进一步研究.

### 4 结论

 1)通过总体平均经验模式分解和奇异值分解 方法更加合理、有效的选取了特征参数,丰富了马氏 空间的特征参数,并对特征参数组成的样本空间进 行了降维,筛选出稳定的特征向量.

2)提取对轴承初始故障敏感的时域特征和稳定的时频特征组建基准空间,并融合为单一指标马氏距离,使初始故障更加凸显,能够有效找到故障发生的时间点.

3)使用稳定的时频特征组建基准空间得到的 马氏距离更加符合轴承退化过程,并依据初始故障 马氏距离对故障退化过程进行了合理的划分.

#### 参考文献:

- [1] LEE J, WU Fangji, ZHAO Wenyu, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—reviews, methodology and applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1/2); 314-334.
- [2] 佟佩声.滚动轴承变工况条件下静电监测特征提取及故障程度 识别方法研究 [D].南京:南京航空航天大学,2014.
- [3] PATIL M S, MATHEW J, RAJENDRAKUMAR P K.Bearing signature analysis as a medium for fault detection a review [J]. Journal of Tribology, 2007, 130(1):14001-14007.
- [4] 牛俊磊,程龙生.基于全方位优化算法的改进马田系统分类方 法[J].系统工程理论与实践,2012,32(6):1324-1336.
- [5] SRINIVASARAGHAVAN J, ALLADA V. Application of mahalanobis distance as a lean assessment metric [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006,29(11):1159-1168.
- [6] 陈湘来,顾玉萍,韩之俊.马田系统在数据分类中的应用[J].数

学的实践与认识,2010,40(8):74-79.

- [7] 任江涛,蔡远文,史建伟,等.基于马田系统的设备健康监测技 术研究[J].计算机测量与控制,2012,20(3):77-80,84.
- [8] SHAKYA P, MAKARAND S, DARPE A K.A novel methodology for online detection of bearing health status for naturally progressing defect [J].Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(21):5614-5629.
- [9] SOYLEMEZOGLU A, JAGANNATHAN S, SAYGIN C. Mahalanobis Taguchi system (MTS) as a prognostics tool for rolling element bearing failures [J]. Journal of Manufacturing Science & Engineering, 2010, 132(5):635-645.
- [10] WANG Zhipeng, LU Chen, WANG Zili, et al. Fault diagnosis and health assessment for bearings using the Mahalanobis-Taguchi system based on EMD-SVD [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2013, 35(6):798-807.
- [11] LIN J, CHEN Q. Fault diagnosis of rolling bearings based on multifractal detrended fluctuation analysis and Mahalanobis distance criterion [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 38(2):515-533.
- [12] SHEN Z, HE Z, CHEN X, et al. A monotonic degradation assessment index of rolling bearings using fuzzy support vector data description and running time [J]. Sensors, 2012, 12(8): 10109-10135.
- [13] SHAKYA P, DARPE A K, KULKARNI M S. Vibrationbased fault diagnosis in rolling element bearings: ranking of various time, frequency and time-frequency domain data-based damage identification parameters [J].International Journal of

Condition Monitoring, 2013, 3(2):53-62.

- YAN Changfeng, YOU Li, KONG Yuanyuan, et al. A hybrid method to estimate initial faulty time of rolling bearing [J]. International Conference on Control System and Automation, 2013,8(9): 474-480.
- [15] 剡昌锋,朱 涛,吴黎晓,等.基于马田系统的滚动轴承初始故 障检测和状态监测 [J].振动与冲击,2017,36(12):155-162.
- [16] WOODALL W H,KOUDELIK R,TSUI K L, et al. A Review and analysis of the Mahalanobis-Taguchi system [J].Technometrics,2003,45(1):1-15.
- [17] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J].Proceedings of the Royal Society a Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454, 903–995.
- [18] 耿宇斌,赵学智.基于 Morlet 小波变换与 SVD 的故障特征提 取 [J].华南理工大学学报(自然科学版),2014,42(7):55-61.
- [19] NECTOUX P.GOURIVEAU R.MEDJAHER K.et al.PRO-NOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]//IEEE International Conference on Prognostics and Health Management.Denver.IEEE, 2012:1-8.
- [20] HU Jinqiu, ZHANG Laibin, LIANG Wei. Dynamic degradation observer for bearing fault by MTS-SOM system [J].Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36 (2): 385-400.