

基于改进动态偏最小二乘法故障检测方法

张珂¹, 杨鹏宇¹, 石怀涛¹, 郭瑾²

(1. 沈阳建筑大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 沈阳工程学院机械与自动化学院, 辽宁 抚顺 113122)

摘要 目的 针对滚动轴承早期故障的特征信号微弱, 在实际运转中由于数据具有时序相关性, 使得滚动轴承早期阶段的故障特征提取难度增大等问题, 提出一种基于深度分解理论的改进动态偏最小二乘法(DeepDPLS)的滚动轴承早期故障检测方法。方法 首先选择时滞参数使原始数据矩阵形成动态增广矩阵, 确定深度分解的阶数; 再应用深度分解理论得到分解生成的各个子空间; 最后用偏最小二乘法(PLS)计算各个子空间的统计量和控制限, 通过将每一个子空间的统计量与其对应的控制限进行比较来判别系统是否发生故障。结果 提出的 DeepDPLS 与 PLS 及其相关方法相比, 极大地提高了滚动轴承的早期故障检测率; 与 DeepPLS 相比, 在一阶分解时故障检测率可达到 100%, 建立的模型更加精确, 能更早地检测出滚动轴承的早期故障。结论 笔者提出的基于 DeepDPLS 的检测方法对于滚动轴承的早期故障检测是可行、有效的。

关键词 滚动轴承; 早期故障检测; 偏最小二乘法; 多阶分解; 动态特性

中图分类号 TH133.33

文献标志码 A

引用格式: 张珂, 杨鹏宇, 石怀涛, 等. 基于改进动态偏最小二乘法故障检测方法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2024, 40(1): 167-178. (ZHANG Ke, YANG Pengyu, SHI Huaitao, et al. Fault detection method based on improved dynamic partial least square method[J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science), 2024, 40(1): 167-178.)

Fault Detection Method Based on Improved Dynamic Partial Least Square Method

ZHANG Ke¹, YANG Pengyu¹, SHI Huaitao¹, GUO Jin²

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. School of Mechanical Engineering and Automation, Shenyang Institute of Technology, Fushun, China, 113122)

Abstract: In order to solve the problem that the characteristic signals of incipient faults of rolling bearings are weak and that in actual industrial operation, the data often have temporal correlation, which makes it more difficult to extract fault features in the incipient stages of rolling bearings, an improved dynamic partial least squares method based on the theory of depth decomposition for incipient faults detection of rolling bearings is proposed. Firstly, the time delay parameter is

收稿日期: 2022-05-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(52175107); 辽宁省兴辽英才创新团队项目(XLYC2008016); 辽宁省科学技术计划项目(2021JH4/10200009)

作者简介: 张珂(1969—), 男, 教授, 博士研究生导师, 主要从事精密加工技术, 机电一体化等方面研究。

selected to form a dynamic augmentation matrix of the original data matrix, secondly, the order of deep decomposition is determined, then the deep decomposition theory is applied to obtain each subspace generated by the decomposition. Finally, the partial least squares (PLS) method is used to calculate the statistics and control limits of each subspace, and then compare the statistic of each subspace with its corresponding control limit to determine whether the system has a fault. The proposed DeepDPLS method greatly improves the incipient faults detection rate of rolling bearings compared with PLS method and its related methods. The fault detection rate of the DeepDPLS method proposed reaches 100% in the first-order decomposition compared to the DeepPLS method, the established model is more accurate and can detect incipient faults of rolling bearings earlier. The DeepDPLS method proposed is feasible and effective for incipient faults detection of rolling bearings by experiment and simulation.

Key words: rolling bearing; incipient faults detection; partial least squares method; multi-order decomposition; dynamic characteristics

滚动轴承是旋转机械的核心部件,当滚动轴承长期处于复杂的工作环境时,多方面因素会导致滚动轴承发生故障,从而导致设备无法正常工作,致使生产任务停滞,使经济遭受严重损失,严重时会导致人员伤亡。而滚动轴承从完好无损到发生严重故障都不是瞬时发生的,而是一个循序渐进的过程,因此在滚动轴承的早期阶段发现故障,做到“防患于未然”具有重要的研究意义^[1-3]。

在滚动轴承的早期故障阶段,其故障特征十分微弱,因而提取滚动轴承早期的故障特征十分困难,使得对检测模型的设计要求更高,设计难度更大;同时在采集振动信号时会有噪声的干扰,使得早期故障的振动信号会接近于正常轴承的振动信号。在实际工业生产中,轴承经常处于高温、高压等环境中,传感器不能布置到理想的位置,这样采集的振动信号会受到一定损耗,因此多种因素对滚动轴承早期阶段的故障特征提取造成了一定的困难^[4-5]。

针对滚动轴承早期故障的检测,学者们提出了许多方法,基于多元统计的方法由于不依赖模型只依赖过程数据受到了广泛的使用。在基于多元统计的故障检测方法中,主成分分析法(Principle Component Analysis, PCA)、独立成分分析法(Independent

Component Analysis, ICA)和偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS)是三种常用的故障检测方法。其中基于PCA的故障检测方法是通过正交变换的方法来分解采样矩阵,将相关的多维变量通过线性变换成为不相关的主元变量和残差变量,以此来实现降维和信息提取^[6],但是基于PCA的故障检测方法仅适用于稳态过程,而当对动态过程进行检测时,由于数据之间存在自相关性及互相关性,使得误警率会明显提高,此外PCA针对故障特征微弱的早期故障的检测率会大大降低^[7-8];ICA算法能对高维的数据信息分解得到若干相互独立的非高斯成分,从而最大程度去除原始数据变量之间的相关性,进而完成对故障特征的提取^[9],但是ICA算法中存在初始化随机的会导致每次结果可能并不相同,其次选择不同的独立主元个数也决定了ICA算法检测效果的好坏^[10]。基于PLS的检测方法可以在过程变量 X 中有效地提取出与质量变量 Y 相关性最大的成分,PLS作为一种质量相关的故障检测方法能够有效地辨识出系统信息与噪音,可以增强有用变量并能有效地预测出过程变量对质量变量的影响,且在噪声环境下PLS对故障信息的提取能力比PCA和ICA更出色^[11-12]。

学者们在研究过程中发现^[13]:PLS中 X

含有与 Y 正交的成分并且在 PLS 中 X 的内部存在较大变异,导致了传统 PLS 的检测率并不高。S. Yin 等^[14]对于 X 在含有与 Y 正交的问题上给出了解决方案,提出了 MPLS 算法,来消除 X 空间中与质量无关的部分。针对在 PLS 算法的 X 内部具有较大变异的问题,D. Zhou 等^[15]提出了 T-PLS 算法,在原始数据空间基础上进一步分解,生成两个子空间并同时生成了 4 个统计量,提高了对质量空间检测的解释能力,输入空间也能够被清楚地描述出来;以上学者专家都取得了非常好的研究进展,但是对于滚动轴承早期故障的检测却没有进行深入研究,H. Chen 等^[16]提出了深度分解原理并应用在高速列车电气系统的故障检测中,通过对电流电压信号的检测并取得了比较好的成果,但并没有应用到对振动信号的检测。

考虑到工业设备运转时数据存在着动态特性,同时在强噪声环境下现有的统计方法难以有效提取滚动轴承的早期故障特征,笔者提出基于深度分解理论的动态偏最小二乘法(Deep Dynamic Partial Least Squares, Deep DPLS)的滚动轴承早期故障检测方法,建立了更精确的故障检测模型,可以挖掘出振动信号中的微弱故障信息,从而更好地检测出早期故障问题;通过理论和实验均验证了该方法对于滚动轴承早期故障检测的有效性。

1 基于 DeepDPLS 的早期故障检测

1.1 动态偏最小二乘法(DPLS)

DPLS 特征提取方法是将原变量的静态数据矩阵与动态时间序列结合来构造出动态数据增广矩阵,这样可以有效地解决系统变量间存在的自相关性和互相关性的问题,从而能够准确地描述系统的动态行为。DPLS 特征提取方法能够有效地捕捉数据中的时变关系,消除数据之间的自相关性和互相关性,提高早期故障的检测能力。DPLS 特征提取方法具

体过程如下:

(1)通过采集数据构造训练集 $X = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_n^T], x_i \in \mathbb{R}^{m \times n}, n$ 为观测变量的个数, m 为过程变量的个数。

(2)选择时滞参数 s ,构造动态增广矩阵 X_s, s 取值 2。

$$X_s = \begin{bmatrix} X_t^T & X_{t-1}^T & \dots & X_{t-s}^T \\ X_{t-1}^T & X_{t-2}^T & \dots & X_{t-s-1}^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{t+s-n}^T & X_{t+s-n+1}^T & \dots & X_{t-n}^T \end{bmatrix} \quad (1)$$

(3)对新生成的训练集 X_s 进行标准化处理,得到过程变量 X 和质量变量 Y 。

(4)运行 PLS 求解出 P, Q, R, T 。

$$\begin{cases} X = \hat{X} + \tilde{X} = TP^T + \tilde{X}; \\ Y = \hat{Y} + \tilde{Y} = TQ^T + \tilde{Y}. \end{cases} \quad (2)$$

$$T = XR. \quad (3)$$

其中, T 和 P 分别为 X 的得分矩阵和负载矩阵; \hat{X} 和 \hat{Y} 分别为 X 和 Y 的主元矩阵; \tilde{X} 和 \tilde{Y} 分别为 X 和 Y 的残差矩阵; Q 为 Y 的负载矩阵; R 为中间矩阵。

(5)PLS 将每个在线样本 $x \in \mathbb{R}$ 分解。

$$x = \hat{x} + e. \quad (4)$$

$$\hat{x} = PR^T x. \quad (5)$$

$$e = (I - PR^T)x. \quad (6)$$

其中, \hat{x} 为主元部分, e 为残差部分, I 为单位矩阵。

(6)计算 T^2 统计量和 SPE 统计量。

$$T^2 = x^T R \left[\frac{T^T T}{n-1} \right]^{-1} R^T x. \quad (7)$$

$$SPE = \|e\|^2 = \|(I - PR^T)x\|^2. \quad (8)$$

(7)根据给定的置信水平限 a 来分别求出 T^2 统计量和 SPE 统计量相对应的控制限。

$$T_{UCL}^2 = \frac{A(n^2 - 1)}{n(n - A)} F_a(A, n - A). \quad (9)$$

$$SPE_{UCL} = gX_{h,a}^2. \quad (10)$$

其中, $g = S/2\mu, h = 2\mu^2/S, S$ 为 SPE 统计量对应的方差, μ 为 SPE 统计量对应的均值;

$F_a(A, n - A)$ 是自由度为 A 和 $n - A$ 的 F 分布, $\chi^2_{h,a}$ 是自由度为 h 、置信度为 a 的 χ^2 分布。

1.2 深度分解理论

与 PLS 相比, DPLS 特征提取方法的检测模型精度有所提高,但在进行故障特征微弱的早期故障检测时故障检测率仍然很低。因此,为了更好地提取振动信号中微弱的故障特征,更深度地挖掘信号中的微弱故障信息,引入深度分解理论,将原始空间分解为多个数据处理层,从而最大限度地获取滚动轴承早期故障阶段的微弱故障特征。下面对完整的深度分解过程进行详述,PCA 是深度分解理论的基础,对原始空间 X_s 进行一阶分解后可得到:

$$X_s = X_{s11} + X_{s12}.$$
 (11)

其中, X_{s11} 是 X_s 通过 PCA 分解生成的主元空间, X_{s12} 是 X_s 通过 PCA 分解生成的残差空间。原始空间 X_s 的主元空间和残差空间可由下式求得:

$$X_{s11} = P_{11} P_{11}^T X_s.$$
 (12)

$$X_{s12} = (I - P_{11} P_{11}^T) X_s.$$
 (13)

其中, P_{11} 为原始空间中主元所对应的特征向

量,由此对生成的 X_{s11} 和 X_{s12} 继续分解:

$$X_{s11} = X_{s21} + X_{s22}.$$
 (14)

$$X_{s12} = X_{s23} + X_{s24}.$$
 (15)

则原始空间 X_s 可以重新表示:

$$X_s = X_{s11} + X_{s12} = X_{s21} + X_{s22} + X_{s23} + X_{s24}.$$
 (16)

$$X_{s21} = P_{21} P_{21}^T X_{s11}.$$
 (17)

$$X_{s22} = (I - P_{21} P_{21}^T) X_{s11}.$$
 (18)

$$X_{s23} = P_{23} P_{23}^T X_{s12}.$$
 (19)

$$X_{s24} = (I - P_{23} P_{23}^T) X_{s12}.$$
 (20)

假设 $P_{(j+1), (2k-1)}$ 是 $X_{sj,k}$ 的主元特征向量,推广到 j 阶分解可得到:

$$X_{sj,k} = \begin{cases} P_{j,k} P_{j,k}^T X_{s(j-1), (k+1)/2}, & k \text{ 为奇数;} \\ (I - P_{j,k} P_{j,k}^T) X_{s(j-1), k/2}, & k \text{ 为偶数.} \end{cases}$$
 (21)

通过引入深度分解理论来实现对原始数据空间的不断分解。随着分解阶数的增加,更多的方差信息能够被保留,能够更有效地提取滚动轴承的早期故障特征,从而实现对滚动轴承进行早期故障检测的目的。

深度分解的结构原理如图 1 所示。

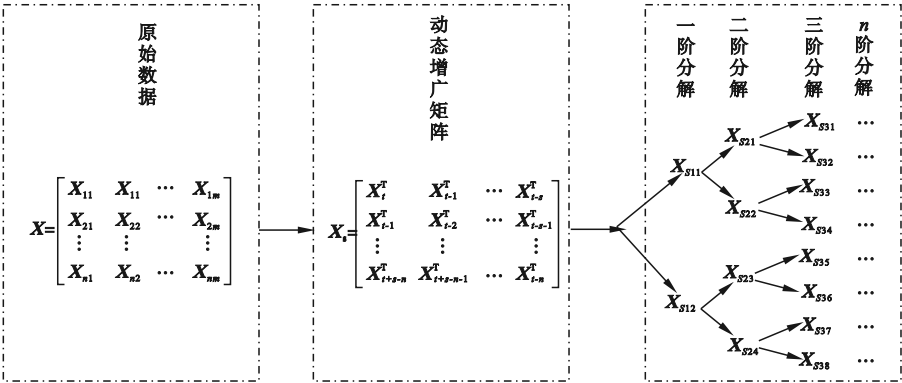


图 1 深度分解结构图
Fig. 1 The structure of deep decomposition

1.3 深度分解原理有效性分析

从理论分析和几何分析的角度来论证应用深度分解理论进行早期故障检测的有效性和合理性。PCA 算法是深度分解的理论基础,与深度分解理论相比,PCA 算法仅对原始空间进行了一次分解,生成主元空间

和残差空间,而深度分解理论则是对原始空间进行多阶分解。而在分解的过程中保存信息的多少用协方差表示,通过深度分解理论将原始空间分解生成多个子空间,这里假设其中任何一个子空间中的向量都是互相正交的。

对于动态增广矩阵 X_s 其协方差可以表示成:

$$S = \frac{1}{n-1} X_s^T X_s. \quad (22)$$

根据式(11),动态增广矩阵 X_s 的协方差可以重新表示成:

$$S = \frac{1}{n-1} (X_{s11} + X_{s12})^T (X_{s11} + X_{s12}). \quad (23)$$

推广到 j 阶,动态增广矩阵 X_s 的协方差可表示成:

$$S = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{k=1}^{2j} X_{sj,k} \right)^T \left(\sum_{k=1}^{2j} X_{sj,k} \right). \quad (24)$$

由于提出的深度分解理论中,每一阶中的同一分量分解产生的子空间向量之间是相互正交的,于是有:

$$X_{sj,k}^T X_{sj,k+1} = 0. \quad (25)$$

则式(24)可以简化得到:

$$S = \sum_{k=1}^{2j} \frac{1}{n-1} (X_{sj,k}^T X_{sj,k}). \quad (26)$$

假设分解到 j 阶时,子空间的协方差为

$$S_{j,k} = \frac{1}{n-1} X_{sj,k}^T X_{sj,k}, \text{ 那么协方差可以表示成:}$$

$$S = S_{11} + S_{12} = \sum_{k=1}^3 S_{2,k} + S_{24} = \sum_{k=1}^{2^j-1} S_{j,k} + S_{j,2^j}. \quad (27)$$

因此由上述公式可得出: $\sum_{k=1}^{2^j-1} S_{j,k} > \dots >$

$$\sum_{k=1}^3 S_{2,k} > S_{11}.$$

由于协方差矩阵描述的是各个维度之间的所有关系,因此由上述的不等式关系可得出:当采用深度分解理论对原始空间分解时,随着分解的阶数增加,主元空间在不断变大,而残差空间在不断变小,所以损失的信息在不断减少,从而更多的有用信息得以有效保留,进而达到早期故障检测的预期效果。考虑到深度分解的复杂程度,分解到第三阶就不再继续分解,经过一阶分解、二阶分解和三阶分解产生的残差空间分别为: X_{s12} 、 X_{s24} 和 X_{s38} 。用几何的方法演绎了深度分解的内在

原理,如图 2 所示。

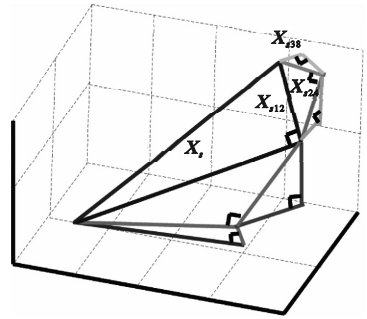


图 2 深度分解理论图解

Fig. 2 The diagram of depth decomposition theory

由图 2 可知:从一阶到三阶的分解过程中,一阶的残差空间 X_{s12} 大于二阶的残差空间 X_{s24} ,而二阶的残差空间又大于三阶的残差空间 X_{s38} ,于是对原始空间进行深度分解后,在分解阶数不断增大时,主元空间所含信息在变多,而残差空间所含信息在减少,因此采用深度分解进行早期故障检测时,能够有效地提取出更多的微弱故障特征,证明了应用深度分解理论进行早期故障检测的有效性。

1.4 基于 DeepDPLS 的早期故障检测方法

基于 DeepDPLS 的早期故障检测方法是深度分解理论和动态偏最小二乘法的有机结合。首先通过确定时滞参数 s ,使原始的数据矩阵形成动态增广矩阵,从而消除数据之间的自相关性和互相关性,然后对得到的动态增广矩阵进行多阶分解并形成多个子空间,分别计算出每个子空间的统计量和与其对应的控制限,比较每个子空间的统计量和控制限的大小来判别系统是否发生故障,从而完成滚动轴承的早期故障检测。具体的检测流程如下:

1.4.1 离线建模过程

- (1) 采集正常轴承运行数据,构造矩阵 X ;
- (2) 确定时滞参数 s ,构造增广矩阵 X_s ;
- (3) 确定深度分解的阶数 j ,通过式(21)计算出每一个子空间的矩阵 $X_{sj,k}$;
- (4) 计算每个子空间的主元个数 A ,特征

值矩阵 $A_{j,k}$ 和特征向量矩阵 $P_{j,k}$;

(5) 计算每一个子空间的 $T^2_{UCLj,k}$ 控制限和 $SPE_{UCLj,k}$ 控制限。

1.4.2 在线监测过程

(1) 采集轴承实时运行数据, 构造矩阵 X_i ;

(2) 确定时滞参数 s , 构造增广矩阵 X_{ts} ;

(3) 确定深度分解的阶数 j , 通过式 (21) 计算出每一个子空间的矩阵 $X_{tsj,k}$;

(4) 计算每一个子空间的 $T^2_{j,k}$ 统计量和 $SPE_{j,k}$ 统计量;

(5) 对比每个子空间的统计量和控制限的大小关系, 从而判别系统是否发生故障。

基于 DeepDPLS 的故障检测流程如图 3 所示。

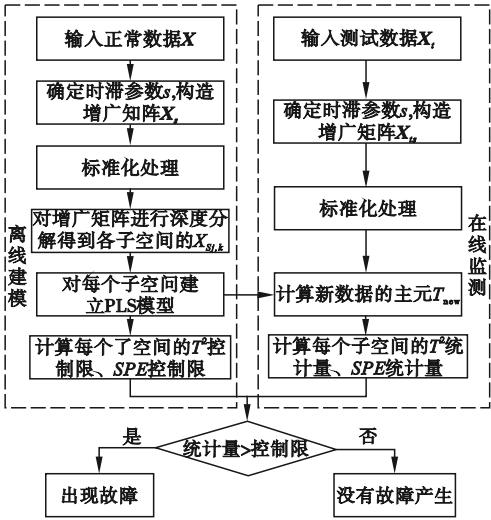


图3 DeepDPLS 故障检测流程

Fig. 3 The fault diagnosis process of DeepDPLS

2 实验仿真与结果分析

在本次实验中采用了旋转机械综合故障检测实验台来模拟滚动轴承实际运转的状态,故障检测实验台如图 4 所示。实验台搭载 BSZ800D-16 振动信号采集仪来实现对振动加速度信号的采集,通过 AIC9916FS 故障综合检测分析系统软件来完成连续采样功能、离线数据采集以及在线监测,然后通过

FL6816L16 通道传感器来完成数据的下发,最后传输到计算机的存储装置中。在本次实验中,设定转速为 1 730 r/min,用于模拟滚动轴承实际运转的状态。实验中共有两组数据:第一组为使用正常无损的滚动轴承采集的振动加速度数据,用于离线建模过程;第二组为使用外圈故障直径 0.2 mm 的滚动轴承采集的振动加速度数据,用于在线监测过程。因为实验中所采用的外圈故障的滚动轴承中故障直径相对较小,进而滚动轴承运转的振动信号中产生的故障特征也较微弱,因此采用此轴承采集的数据可用于模拟滚动轴承的早期故障。每组振动信号数据采集 26 000 个样本,即 $n=26\,000$ 。

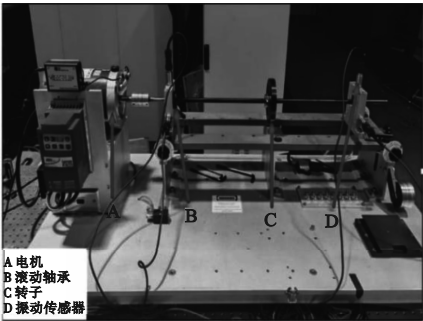


图4 旋转机械故障综合模拟实验台

Fig. 4 The fault simulation test bench of rotating machinery

2.1 滚动轴承外圈故障仿真实验

实验中选择采集的正常轴承运转的振动加速度数据和外圈故障的轴承的振动加速度数据分别用于离线建模和在线监测的过程,图 5 是传统 PLS 方法进行早期故障检测的仿真结果,图 6、图 7、图 8 分别是使用三种改进 PLS 方法(EMD-PLS 算法、EEMD-PLS 算法和 VMD-PLS 算法)对早期故障进行检测的仿真结果。

从仿真结果来看,PLS 方法虽然能有效地区分有用信息和噪声,对故障检测有一定优势,但是对于早期故障的检测率很低,其中 T^2 统计量的检测率为 0%, SPE 统计量的检测率为 10%;EMD-PLS 算法、EEMD-PLS

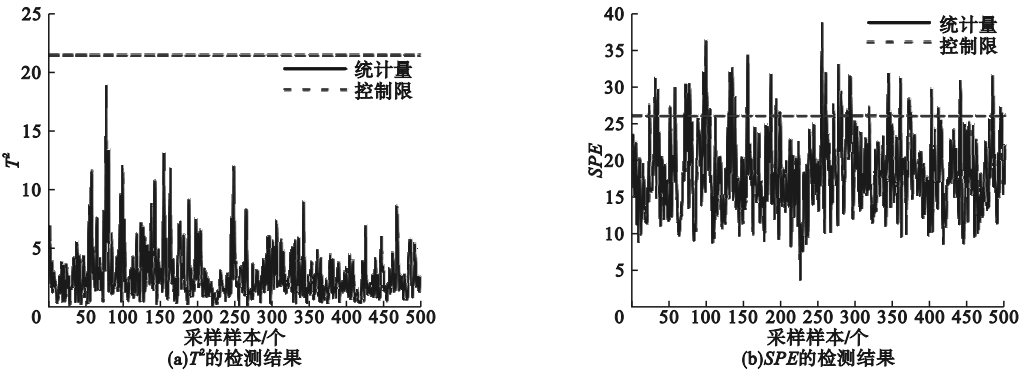


图 5 基于传统 PLS 的滚动轴承外圈故障检测
Fig. 5 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on traditional PLS

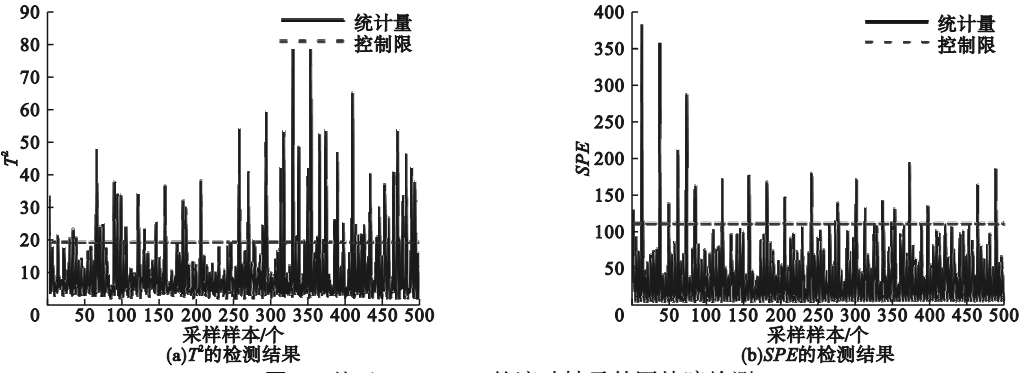


图 6 基于 EMD-PLS 的滚动轴承外圈故障检测
Fig. 6 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on EMD-PLS

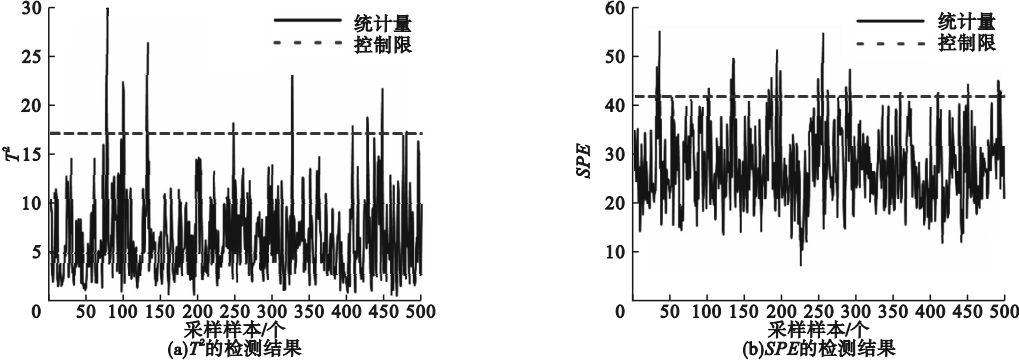


图 7 基于 EEMD-PLS 的滚动轴承外圈故障检测
Fig. 7 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on EEMD-PLS

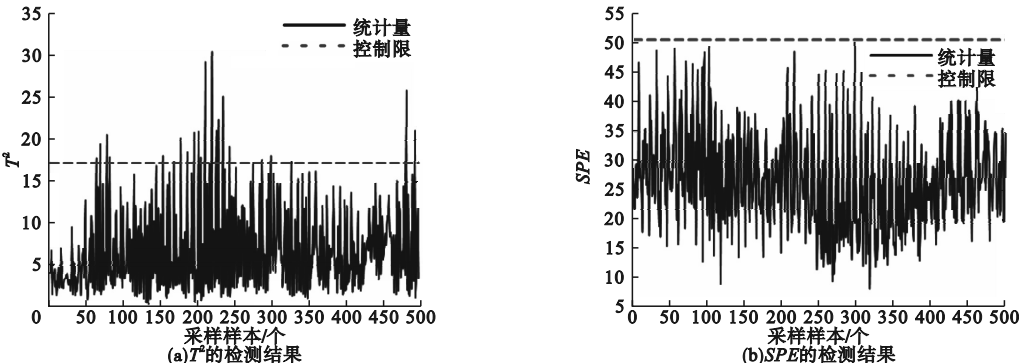
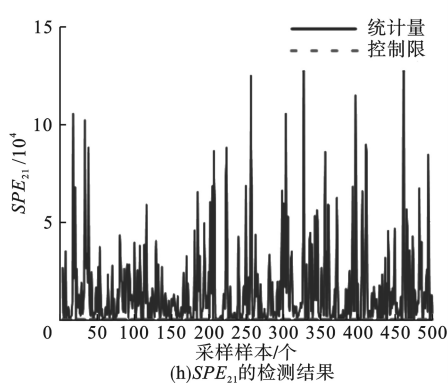
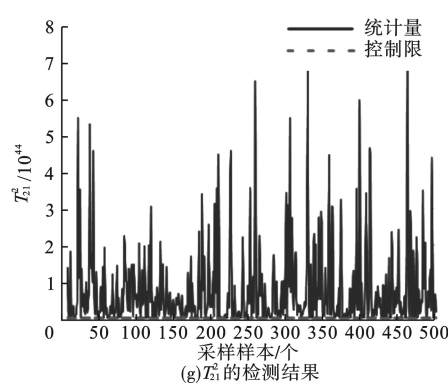
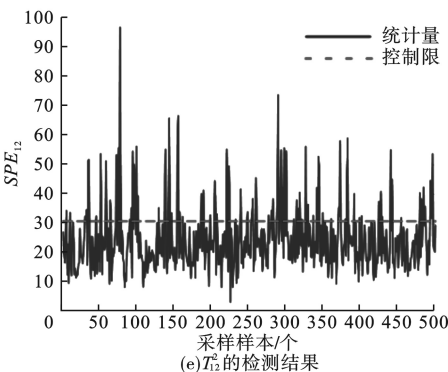
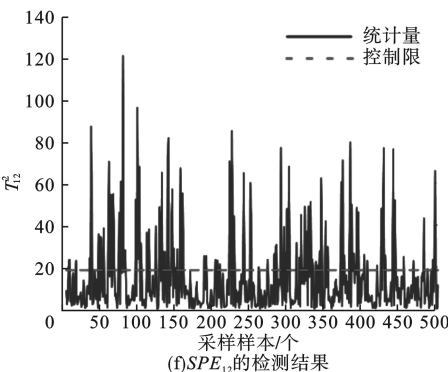
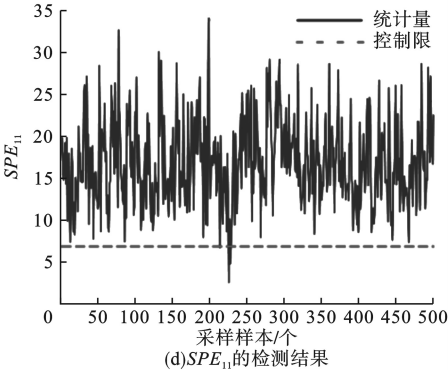
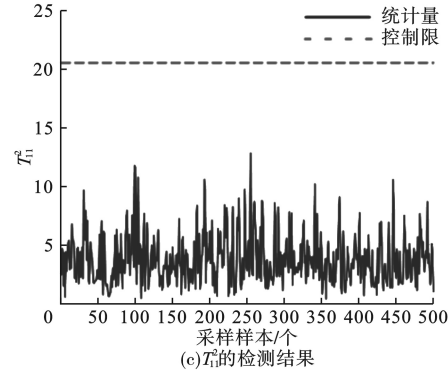
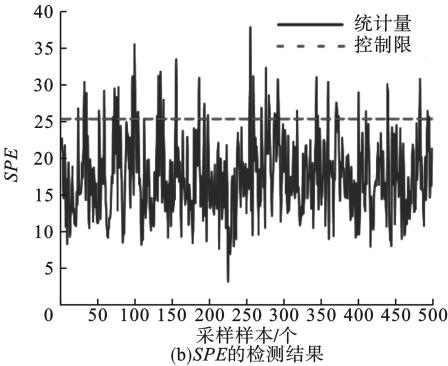
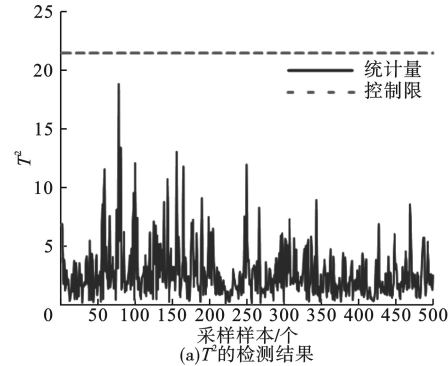


图 8 基于 VMD-PLS 的滚动轴承外圈故障检测
Fig. 8 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on VMD-PLS

算法、VMD-PLS 算法虽然考虑到了噪声,检测率仍然很低,其中应用 EMD-PLS 算法进行检测时, T^2 统计量的检测率为 12.8%, SPE 统计量检测率为 5%;应用 EEMD-PLS 算法进行检测时, T^2 统计量的检测率为 2%,

SPE 统计量的检测率为 4.4%;应用 VMD-PLS 算法进行检测时, T^2 统计量的检测率为 4.6%, SPE 统计量的检测率为 0%。图 9 为基于 DeepPLS 的早期故障检测仿真结果。



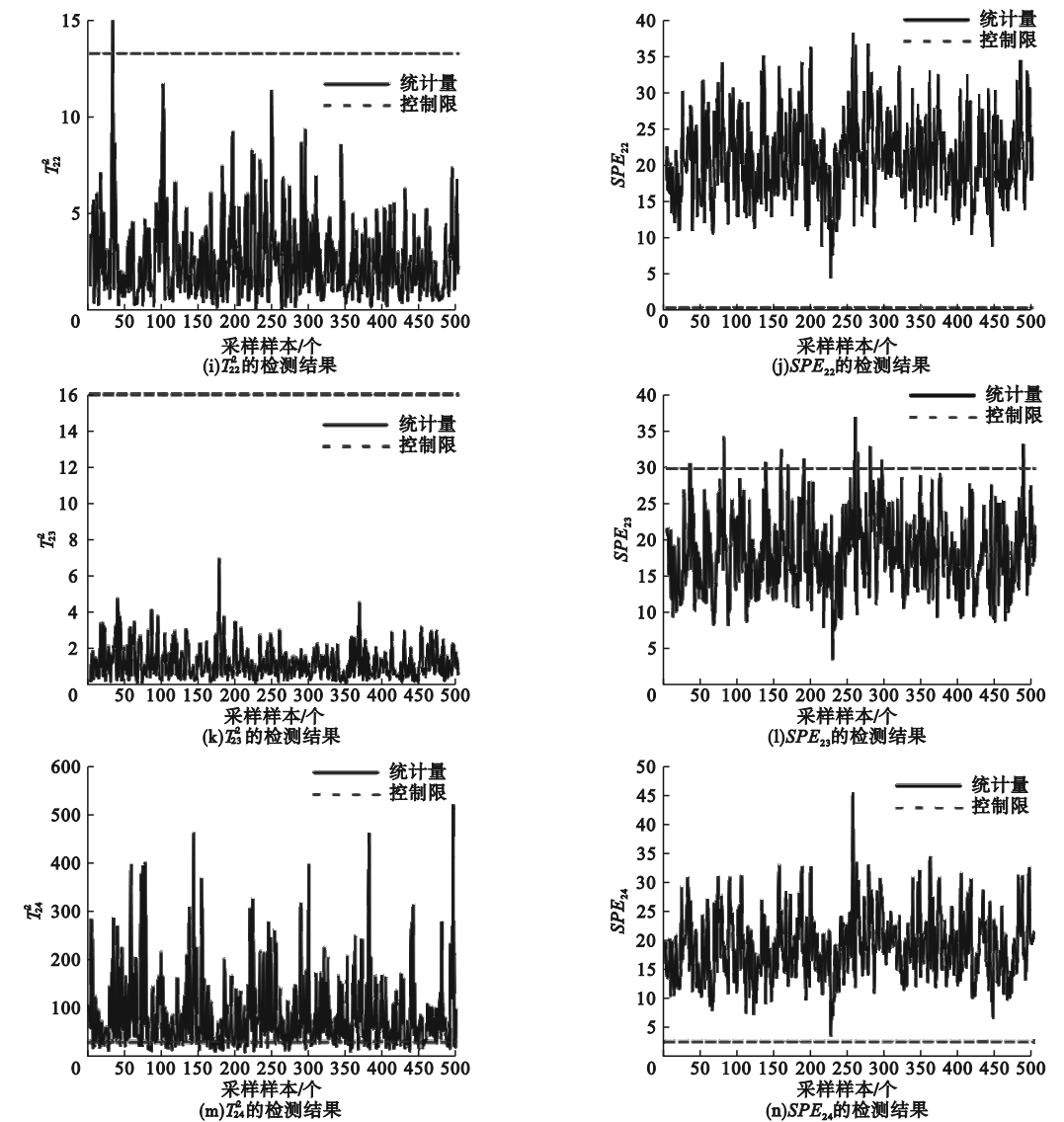
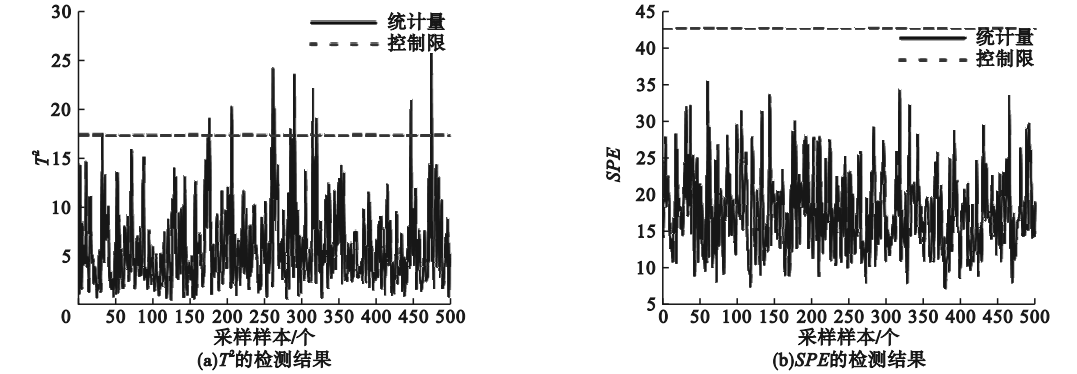


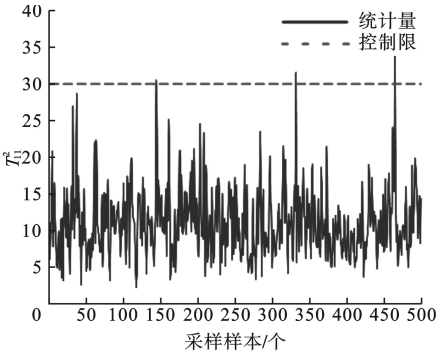
图 9 基于 DeepPLS 的滚动轴承外圈故障检测

Fig. 9 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on DeepPLS

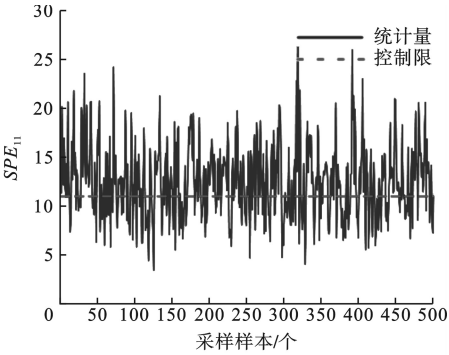
由 DeepPLS 的仿真结果可得出:在分解到第一阶时,其中 SPE_{11} 统计量的检测率为 99.4%, T_{12}^2 统计量的检测率为 25%,并且可以在分解到第二阶时在 T_{21}^2 、 SPE_{21} 、 SPE_{22} 、

SPE_{24} 的统计量中故障检测率达到 100%,证明了 DeepPLS 算法对于早期故障检测的有效性。图 10 给出了基于 DeepDPLS 的早期故障检测仿真结果。

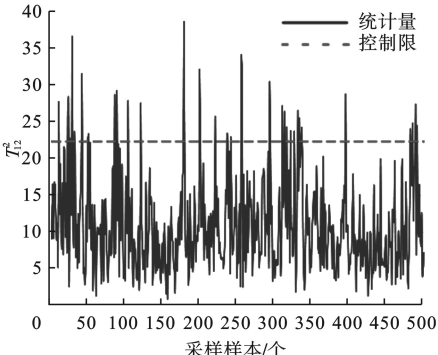




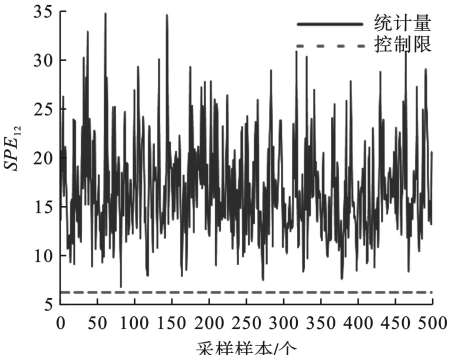
(c) T_1^α 的检测结果



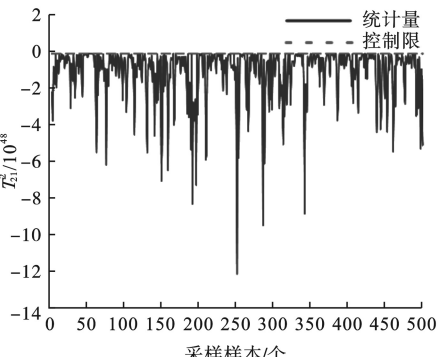
(d) SPE_{11} 的检测结果



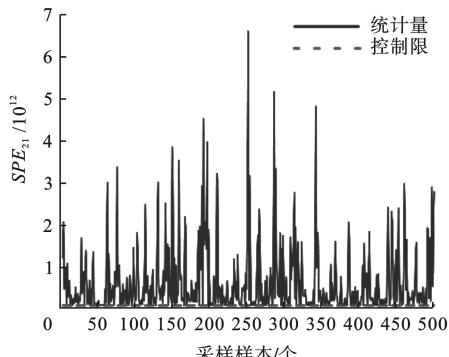
(e) T_2^α 的检测结果



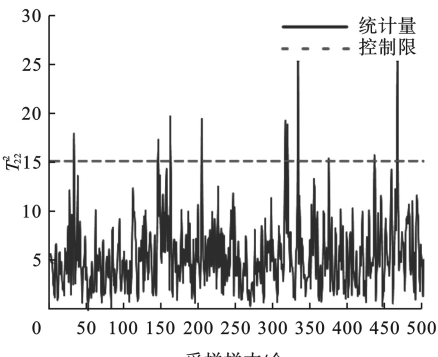
(f) SPE_{12} 的检测结果



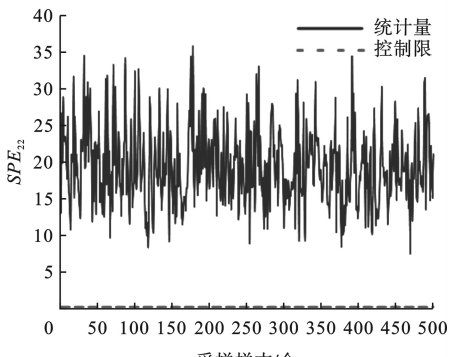
(g) T_{31}^α 的检测结果



(h) SPE_{21} 的检测结果



(i) T_{22}^α 的检测结果



(j) SPE_{22} 的检测结果

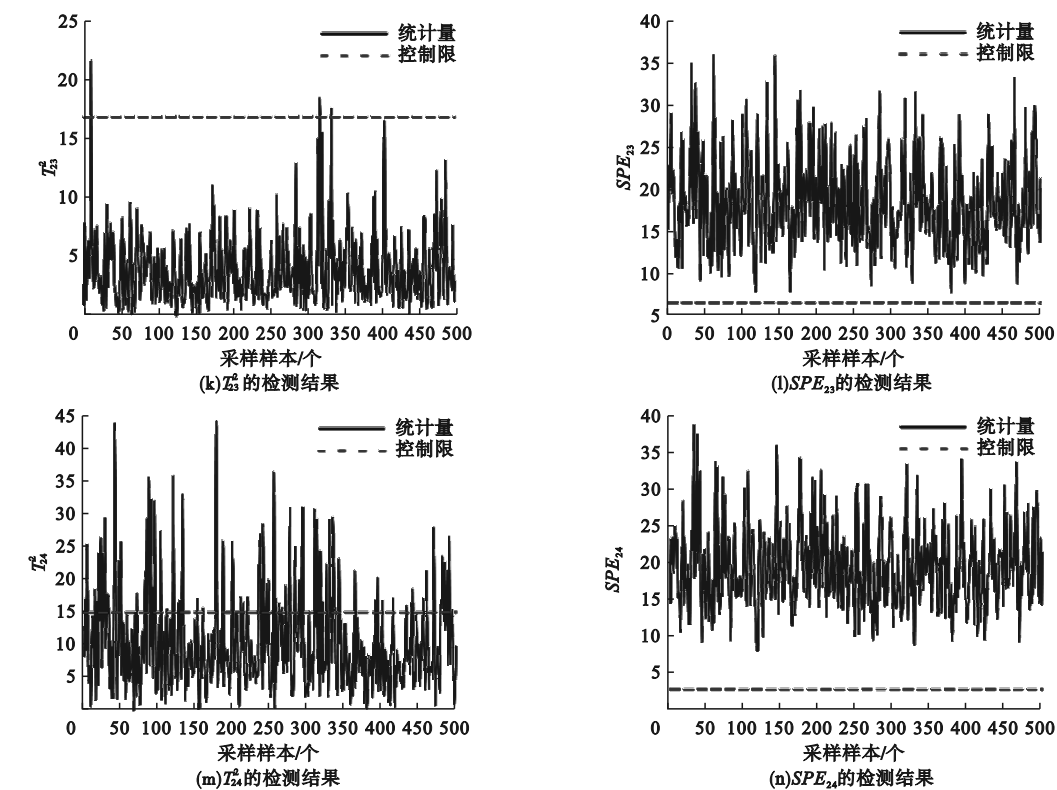


图 10 基于 DeepDPLS 的滚动轴承外圈故障检测
Fig. 10 The fault detection results of rolling bearing outer ring based on DeepDPLS

由 DeepDPLS 的仿真结果可得出:与 DeepPLS 不同,在一阶分解的 SPE_{12} 统计量中故障检测率可达到 100%,检测时间更短,能够更早地发现故障。

2.2 结果分析与比较

表 1 为滚动轴承外圈故障检测方法性能比较,其中将 DeepDPLS 算法与传统 PLS 算法、EMD-PLS 算法、EEMD-PLS 算法、VMD-PLS 算法以及未融合动态理论的 DeepPLS 算法进行了对比。检测结果显示:融合深度分解理论的 DeepPLS 算法相比传统 PLS 等算法能更有效地检测出早期故障,但需要在分解到第二阶时故障检测率才能达到 100%,而笔者提出的 DeepDPLS 算法考虑到变量之间的自相关性和互相关性,在进行一阶分解时故障检测率就可达 100%,证明了提出的 DeepDPLS 模型较 DeepPLS 模型而言更加精确,验证了深度分解原理对于早期故障检测的合理性,同时证明了笔者提出的

基于 DeepDPLS 的检测方法进行早期故障检测的有效性。

表 1 滚动轴承外圈故障检测性能比较

Table 1 The performance comparison of fault detection for rolling bearing outer ring

故障检测方法	故障检测率/%
PLS	10.0
EMD-PLS	12.8
EEMD-PLS	4.4
VMD-PLS	4.6
DeepPLS(二阶分解)	100.0
DeepDPLS(一阶分解)	100.0

3 结 论

(1)笔者提出了一种基于改进动态偏最小二乘法的滚动轴承早期故障检测方法(DeepDPLS),消除了滚动轴承在实际运转过程中数据之间存在的自相关性和互相关性,解决了在早期故障阶段特征十分微弱,难以有效提取的难题。

(2)随着深度分解阶数的增加,获取的信息也就越多,进而能够挖掘出隐藏的故障信息,从而实现滚动轴承的早期故障检测。

(3)与 DeepPLS 方法相比,笔者提出的基于 DeepDPLS 的检测方法可以在一阶分解时故障检测率达到 100%,而 DeepPLS 方法需要分解到第二阶时故障检测率才能达到 100%;验证了基于 DeepDPLS 的检测方法的合理性和有效性。

参考文献

- [1] 朱川,刘汉忠,李宁. 基于 PCA_ICA 与 SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 南京工程学院学报(自然科学版),2021,19(2):20-24.
(ZHU Chuan,LIU Hanzhong,LI Ning. Research on rolling bearing fault diagnosis based on PCA_ICA and SVM [J]. Journal of Nanjing institute of technology (natural science edition),2021,19(2):20-24.)
- [2] 张继旺,丁克勤,王洪柱. 基于 VMD-CNN 的滚动轴承早期微弱故障智能诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(11):15-19.
(ZHANG Jiwang, DING Keqin, WANG Hongzhu. VMD-CNN-based intelligent diagnosis method for rolling bearing early faint faults [J]. Combined machine tools and automatic machining technology,2021(11):15-19.)
- [3] 杨雅奇,张彩红,林繁云. 滚动轴承故障诊断技术综述[J]. 山东化工,2021,50(21):83-84.
(YANG Yaqi,ZHANG Caihong,LIN Fanyun. A review of rolling bearing fault diagnosis techniques [J]. Shandong chemical industry,2021,50(21):83-84.)
- [4] LI Q,LIANG S Y. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on impulse-step impact dictionary and re-weighted minimizing nonconvex penalty L_q regular technique [J]. Entropy,2017,19(8):421(20).
- [5] GU R,CHEN J,HONG R,et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. Measurement,2020,149:106941.
- [6] 游达章,陈林波,张业鹏,等. 基于 PCA-CNN 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机床与液压,2022,49(19):172-177.
(YOU Dazhang, CHEN Linbo, ZHANG Yepeng, et al. Research on PCA-CNN based rolling bearing fault diagnosis method [J]. Machine tools and hydraulics,2022,49(19):172-177.)
- [7] GUO J,LIU Y,LI K,et al. Research on an ID-PCA early fault detection method for rolling bearings [J]. Applied sciences,2022,12(9):4267.
- [8] SHI H,GUO J,YUAN Z,et al. Incipient fault detection of rolling element bearings based on deep EMD-PCA algorithm [J]. Shock and vibration,2020,2020:1-17.
- [9] 马增强,柳晓云,张俊甲,等. VMD 和 ICA 联合降噪方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2017,36(13):201-207.
(MA Zengqiang, LIU Xiaoyun, ZHANG Junjia, et al. Application of joint VMD and ICA noise reduction method in bearing fault diagnosis [J]. Vibration and shock,2017,36(13):201-207.)
- [10] 孙梦园. 基于改进 ICA 算法的高炉故障诊断方法[D]. 杭州:浙江大学,2017.
(SUN Mengyuan. Fault diagnosis method of blast furnace based on improved ICA algorithm [D]. Hangzhou:Zhejiang University,2017.)
- [11] 文成林,吕菲亚,包哲静,等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. 自动化学报,2016,42(9):1285-1299.
(WEN Chenglin, Lü Feiya, BAO Zhejing, et al. A review of data-driven micro fault diagnosis methods based on data [J]. Journal of automation,2016,42(9):1285-1299.)
- [12] 李坚铎. 基于改进的偏最小二乘法和贡献图的故障诊断方法[D]. 锦州:渤海大学,2021.
(LI Jianduo. A fault diagnosis method based on improved partial least squares and contribution diagram [D]. Jinzhou: Bohai University,2021.)
- [13] 孔祥玉,曹泽豪,安秋生,等. 偏最小二乘线性模型及其非线性动态扩展模型综述[J]. 控制与决策,2018,33(9):1537-1548.
(KONG Xiangyu, CAO Zehao, AN Qiusheng, et al. A review of partial least squares linear models and their nonlinear dynamic expansion models [J]. Control and decision,2018,33(9):1537-1548.)
- [14] YIN S,DING S X,ZHANG P,et al. Study on modifications of PLS approach for process monitoring [J]. IFAC proceedings,2011,44(1):12389-12394.
- [15] ZHOU D,LI G,QIN S J. Total projection to latent structures for process monitoring [J]. AIChE journal,2010,56(1):168-178.
- [16] CHEN H,JIANG B,LU N,et al. Deep PCA based real-time incipient fault detection and diagnosis methodology for electrical drive in high-speed trains [J]. IEEE transactions on vehicular technology,2018,67(6):4819-4830.
(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)