

DOI: 10.7652/xjtuxb202001005

结合非线性频谱和核主元分析的 机器人用 RV 减速器故障诊断

陈乐瑞, 曹建福, 王晓琪

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对机器人用 RV 减速器故障诊断准确率低问题,采用基于非线性输出频率响应函数频谱与核主元分析(KPCA)相结合的方法诊断 RV 减速器故障。利用 RV 减速器性能测试平台采集减速器在正常状态和故障状态下的输入和输出数据;采用批量估计算法得到每种状态下的前 4 阶频谱值,将其作为故障特征送入 KPCA 进行压缩,通过设置主元累计贡献率将 400 维数据压缩至 5 维;将 KPCA 生成的低维数据送入支持向量机分类器进行训练和测试。试验结果表明:与仅把振动信号时域或频域作为数据集进行故障诊断的方法相比,所提方法的故障诊断准确率分别提升了 27.50%和 8.34%,达到了 96.67%,所提方法在 RV 减速器的故障诊断上有效。

关键词: 机器人;RV 减速器;非线性输出频率响应函数;核主元分析;故障诊断

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)01-0032-10

Fault Diagnosis for Robot RV Reducer Using Nonlinear Frequency Spectrum and Kernel Principal Component Analysis

CHEN Lerui, CAO Jianfu, WANG Xiaoqi

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy of fault diagnosis of RV reducer for robot, a method based on the combination of nonlinear output frequency response (NOFRF) spectrum and kernel principal component analysis (KPCA) is adopted to diagnose the fault of RV reducer. The input and output data of RV reducer in normal state and fault state are collected by the performance testing equipment. Then, the first four-order NOFRF spectrum values, which are sent to KPCA as system fault feature for compression are estimated with batch estimation algorithm. Setting the cumulative contribution rate of principal components, 400-dimension data are compressed to 5-dimension ones. The low-dimension data generated by KPCA are sent to support vector machine classifier for training. Experimental results show that compared with the method only using time domain or frequency domain of vibration signal as data sets, the fault recognition rate of proposed method achieved 96.67% with 27.50% and 8.34% increasement, respectively, the effectiveness of the proposed method in fault diagnosis of RV reducer is thus verified.

Keywords: robot; RV reducer; nonlinear output frequency response; kernel principal component analysis; fault diagnosis

RV 减速器是工业机器人各关节部位最核心的零部件之一,具有传动效率高、扭矩大、传动平稳和体积小等特点,已逐渐替代谐波减速器被广泛应用于工业机器人的悬臂驱动装置中。由于 RV 减速器内部啮合关系复杂,再加上设备长时间运行,使得其很容易遭受损伤和产生故障,因此 RV 减速器故障诊断是机器人研究领域亟待解决的热点问题之一^[1]。

目前,有关 RV 减速器的研究主要侧重于 RV 减速器的传动效率^[2-4]、动力学建模与仿真^[5-7]和装置研发测试^[8-10]方面,而有关 RV 减速器故障诊断的方法研究较少。文献[11]建立 RV 减速器故障树,利用故障模式和影响分析法对 RV 减速器行星轮和摆线轮部件故障进行了分析。文献[12]利用声发射技术对 RV 减速器表面损失、润滑失效和均匀磨损 3 种故障进行了有效的识别。文献[13]采用基于振动检测和声发射检测方法采集 RV 减速机在不同蜗轮故障情况故障信号,利用小波变换提取了减速器故障信号特征。文献[14]结合 RV 减速器扭振信号和机械转动动力学特征,识别了 RV 减速器扭振动异常原因,实现了装配过程中动态监控。文献[15]在采集 RV 减速器不同故障振动信号的基础上,利用残差网络实现了 RV 减速器的故障诊断。以上研究方法是通过采集 RV 减速器不同故障状态下的振动信号,再结合相应的诊断方法实现故障诊断的,这种方法优点在于数据易于获取,但是 RV 减速器是一个复杂的非线性系统,系统的输出信号仅代表系统的局部特征信息,无法表征系统全部非线性特性。因此,简单通过提取输出信号特征难以对 RV 减速器进行有效诊断。

基于非线性输出频率响应函数(NOFRF)的频谱是从系统的整体出发,考虑了输入对系统特性的影响,频谱中蕴含了系统非线性特性的大量信息,在故障诊断领域得到了广泛的应用。Lang 等从 Volterra 级数出发,提出 NOFRF 理论并用该理论对振动系统进行了特征分析^[16-18]。Peng 等对 NOFRF 理论做了进一步探索,利用 NOFRF 理论对结构的裂纹进行了故障诊断^[19-21]。武红霞等利用 NOFRF 对转子系统裂纹故障进行非线性频谱分析,找到了故障类型与故障频谱之间对应关系^[22]。李志农等将 NOFRF 引入到含有碰摩的转子系统故障诊断中,对比分析了不同转子和定子间隙下转子系统 NOFRF 的变换规律,有效识别了碰摩故障严重程度^[23]。但是,到目前为止还没有涉及到用 NOFRF 对机器人用 RV 减速器进行故障诊断的研究。

基于此,本文采用 NOFRF 对 RV 减速器进行故障诊断,利用 RV 减速器性能测试平台对 RV 减速器在正常状态和 5 种故障状态下的输入数据和输出数据进行采集,通过辨识算法估计出不同状态下前 4 阶的 NOFRF 频谱,利用核主元分析(KPCA)和支持向量机(SVM)实现对 RV 减速器的故障识别。

1 基于非线性输出频率响应函数频谱的故障诊断理论

1.1 非线性输出频率响应函数频谱的定义

假如系统输入为 $u(t)$,根据 Lang 的理论,NOFRF 的频域形式^[16]为

$$G_n(j\omega) = \frac{\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n) \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i)}{\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i)} \quad (1)$$

式中: $H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n)$ 为广义频率响应函数; $U(j\omega_i)$ 为系统输入的频域表达形式; $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = \omega$ 表示一个 n 维超平面。

从式(1)可以看出,NOFRF 不仅与系统结构有关,而且与系统输入有关,反映了非线性系统在特定输入下的频率响应特性,解释了非线性系统的能量转移特性。对任意非线性系统,可以用有限阶 NOFRF 表示为

$$Y(j\omega) = \sum_{n=1}^N Y_n(j\omega) = \sum_{n=1}^N G_n(j\omega) U_n(j\omega) \quad (2)$$

式中: $U_n(j\omega)$ 表示 $u^n(t)$ 的傅里叶变换; $Y_n(j\omega)$ 为系统的第 n 阶输出频率响应; N 为最高阶级。大量试验表明,系统在正常和故障状态下的 NOFRF 频谱存在很大差异。根据这一特性可以对系统进行故障诊断。

1.2 基于非线性输出频率响应函数频谱的计算

目前关于 NOFRF 的计算有两种:自适应辨识估计^[24]和成批量辨识估计。自适应辨识估计虽然计算量小,但是每次辨识出的频谱点数有限。由于本试验要提取的频谱点很多(每阶 NOFRF 提取 100 个频点),所以选择成批辨识估计实现大批量数据估计。

假如用输入信号 $A_i u^*(t)$ 激励系统 M 次,其中 $i=1, \dots, M, M \geq N, A_i$ 是常数, $A_M > A_{M-1} > \dots > A_1 > 0, u^*(t)$ 为随时间变化的信号,则会得到 M 次输出频谱,表达式为

$$\mathbf{Y}_i(j\omega) = \mathbf{B}_i^*(j\omega)\mathbf{G}^*(j\omega), i = 1, \dots, M \quad (3)$$

$$\mathbf{Y}_i(j\omega) = [\mathbf{Y}_1(j\omega), \dots, \mathbf{Y}_M(j\omega)]^T$$
$$\mathbf{B}_i^*(j\omega) = \left[\begin{array}{ccc} A_1 U_1^*(j\omega) & \cdots & A_1^N U_N^*(j\omega) \\ \vdots & & \vdots \\ A_M U_1^*(j\omega) & \cdots & A_M^N U_N^*(j\omega) \end{array} \right] \quad (4)$$
$$\mathbf{G}^*(j\omega) = [\mathbf{G}_1^*(j\omega), \dots, \mathbf{G}_N^*(j\omega)]^T$$

式中 $\mathbf{G}^*(j\omega)$ 为要辨识的 NOFRF 各阶, 表达式为

$$\mathbf{G}^*(j\omega) = [(\mathbf{B}_i^*(j\omega))^T \mathbf{B}_i^*(j\omega)]^{-1} (\mathbf{B}_i^*(j\omega))^T \mathbf{Y}_i(j\omega) \quad (5)$$

1.3 基于非线性输出频率响应函数频谱的故障诊断流程

利用式(4)获取系统非线性频谱以后, 首先提取各状态频谱特征, 然后利用 KPCA 对高维频谱特征进行压缩、降维, 最后将各状态下的低维故障特征输入 SVM 分类器进行训练和测试, 最终实现故障的识别与分类, 具体过程如图 1 所示。

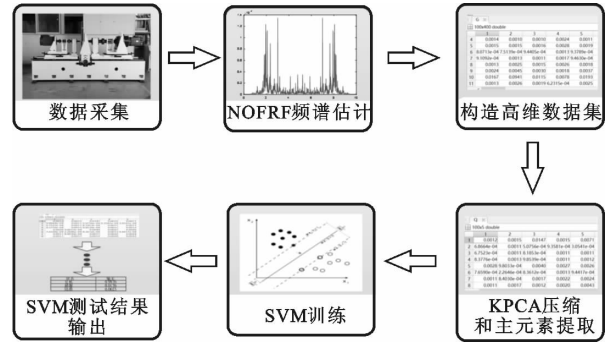


图 1 基于 NOFRF 频谱的故障诊断流程

2 RV 减速器故障的非线性输出频率响应函数频谱分析

2.1 故障模式

试验对 1 种正常状态、3 种单一故障(摆线轮点蚀、偏心轴磨损、行星架点蚀)和 2 种耦合故障(摆线轮点蚀+偏心轴磨损、摆线轮点蚀+行星架点蚀)共 6 种类型的 RV 减速器进行研究。摆线轮点蚀、偏心轴磨损和行星架点蚀分别如图 2~4 所示。



图 2 摆线轮点蚀 图 3 偏心轴磨损 图 4 行星架点蚀

2.2 试验装置与数据采集

试验数据利用 RV 减速器性能测试平台进行采

集, 具体如图 5 所示。RV 减速器性能测试平台的测试原理为: RV 减速器发生故障并处于旋转时, 会对外表现出振动, 且不同故障类型对外输出的振动信号也不同。基于此, 伺服电机拖动 RV 减速器进行旋转, 电机输出转速信号作为 RV 减速器的输入, 该信号通过扭矩传感器进行采集。RV 减速器的输出数据是通过贴覆在 RV 减速器表面的加速度传感器采集到的振动数据, 加速度传感器能够同时采集水平径向、水平轴向和垂直径向 3 个方向振动, 但是由于水平径向和垂直径向方向的振动不明显, 所以选取水平轴向方向的振动数据作为 RV 减速器的输出。减速器型号为日本帝人公司的 RV-20E, 输入数据为减速器转速 $u(t) = A_i \cos(0.4\pi t), i = 1, 2, 3, 4, A_1 = 300 \text{ r/s}, A_2 = 350 \text{ r/s}, A_3 = 400 \text{ r/s}, A_4 = 450 \text{ r/s}$ 。通过可编程逻辑控制器将输入数据加入伺服电机, 采样频率为 3 000 Hz。

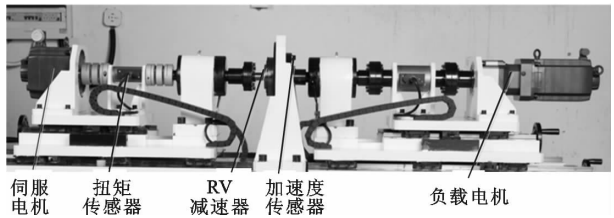


图 5 RV 减速器性能测试平台

2.3 非线性输出频率响应函数频谱分析

利用测试平台采集 RV 减速器 6 种不同状态下的输入和输出数据后, 利用 1.2 节所提到的 NOFRF 频谱计算方法, 分别估计出不同状态下前 4 阶 NOFRF 频谱, 如图 6~11 所示。每种状态下的前 4 阶 NOFRF 频谱峰值如表 1 所示。

从图 6~11 可以看出, 不同状态下的 RV 减速器前 4 阶 NOFRF 频谱曲线差别较大。从表 1 中可以看出: 不同状态对应的各阶 NOFRF 频谱各不相同, 各阶 NOFRF 频谱的最大值和最小值差异性很大; 即使同一种状态下的 NOFRF 频谱, 随着阶次升高, 相邻阶次的 NOFRF 频谱最大值和最小值相差 2~4 个数量级。正是由于这种频谱差异性的存在, 因此可以采用 NOFRF 频谱作为故障特征进行提取并加以诊断。

3 故障诊断试验

对每种状态下的每一阶 NOFRF 频谱随机采取 100 个点, 4 阶共 400 个点构成一个 400 维向量, 重复试验 100 次, 得到 100×400 数据集, 高维数据的生成过程示意图如图 12 所示。得到高维数据之后,

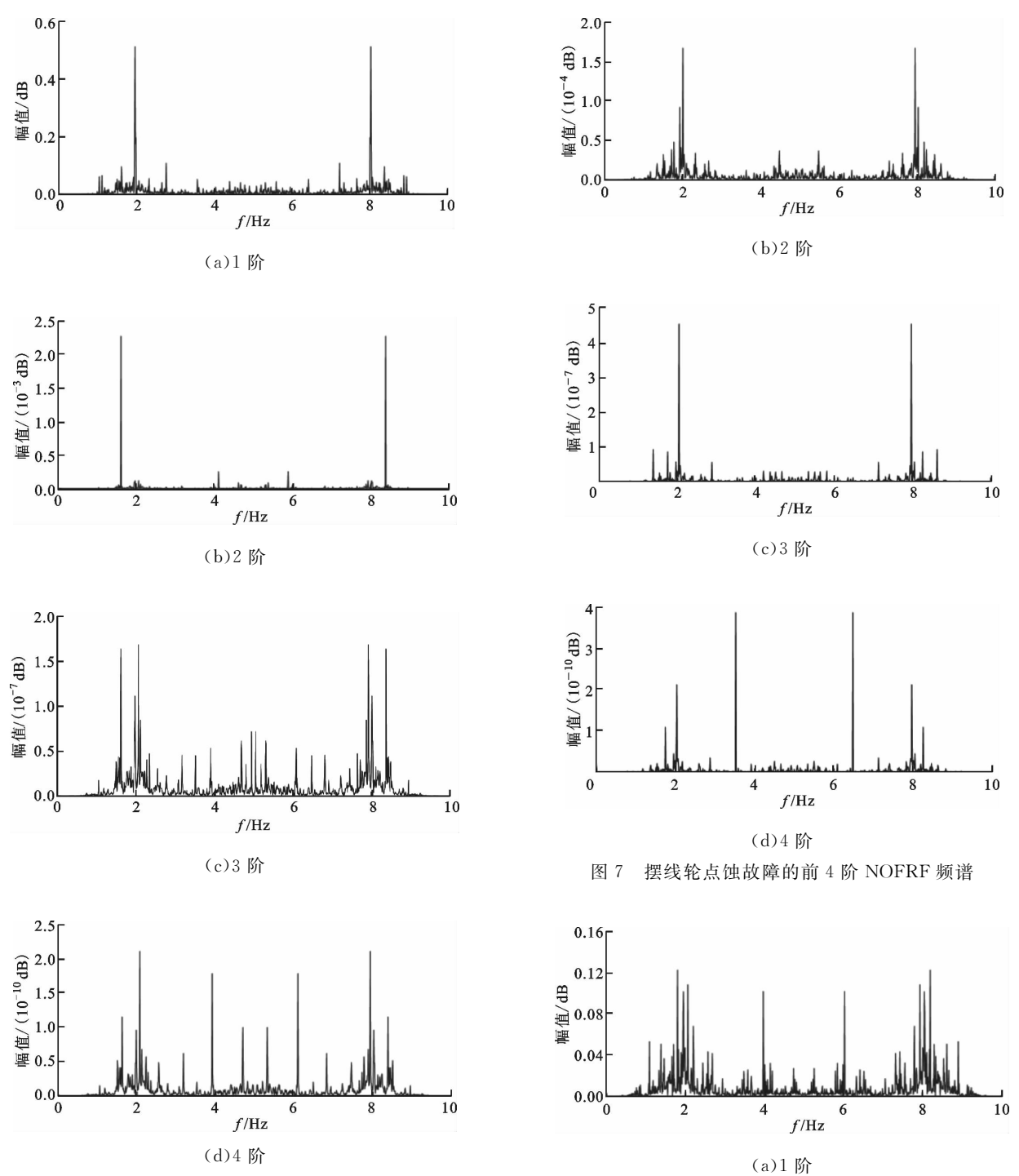


图 6 正常状态下的前 4 阶 NOFRF 频谱

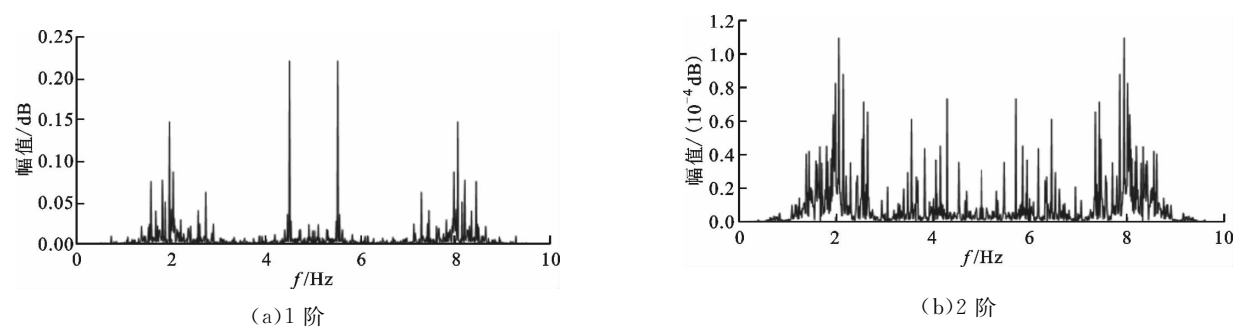
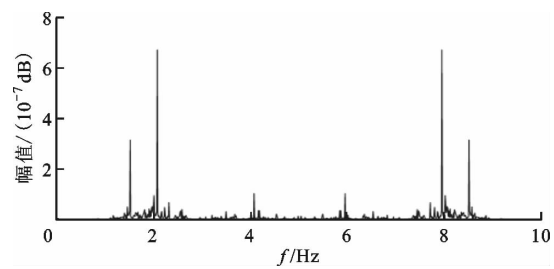
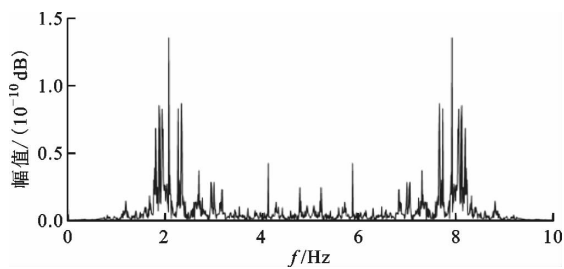


图 7 摆线轮点蚀故障的前 4 阶 NOFRF 频谱

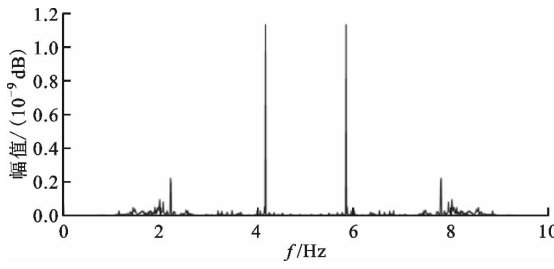


(c) 3 阶



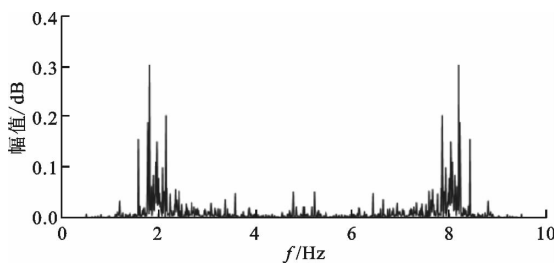
(d) 4 阶

图 9 行星架点蚀故障的前 4 阶 NOFRF 频谱

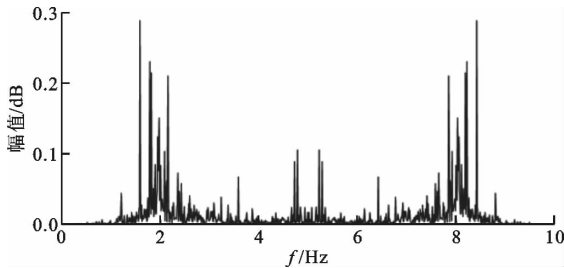


(d) 4 阶

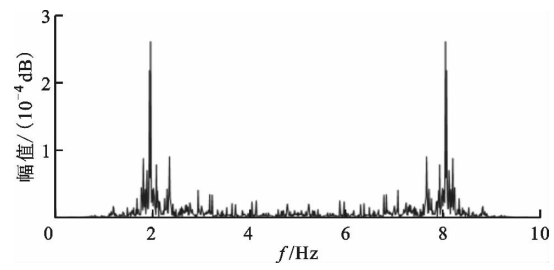
图 8 偏心轴磨损故障的前 4 阶 NOFRF 频谱



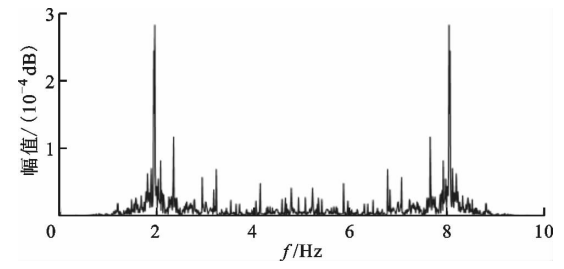
(a) 1 阶



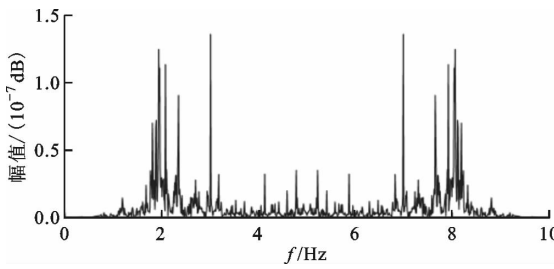
(a) 1 阶



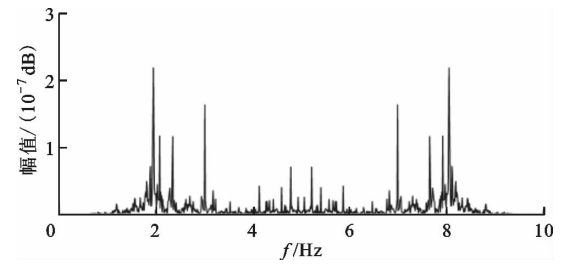
(b) 2 阶



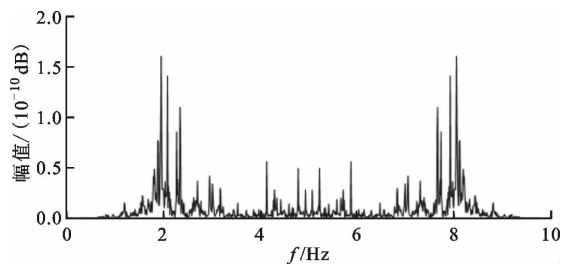
(b) 2 阶



(c) 3 阶



(c) 3 阶



(d) 4 阶

图 10 摆线轮点蚀+偏心轴磨损故障的前 4 阶 NOFRF 频谱

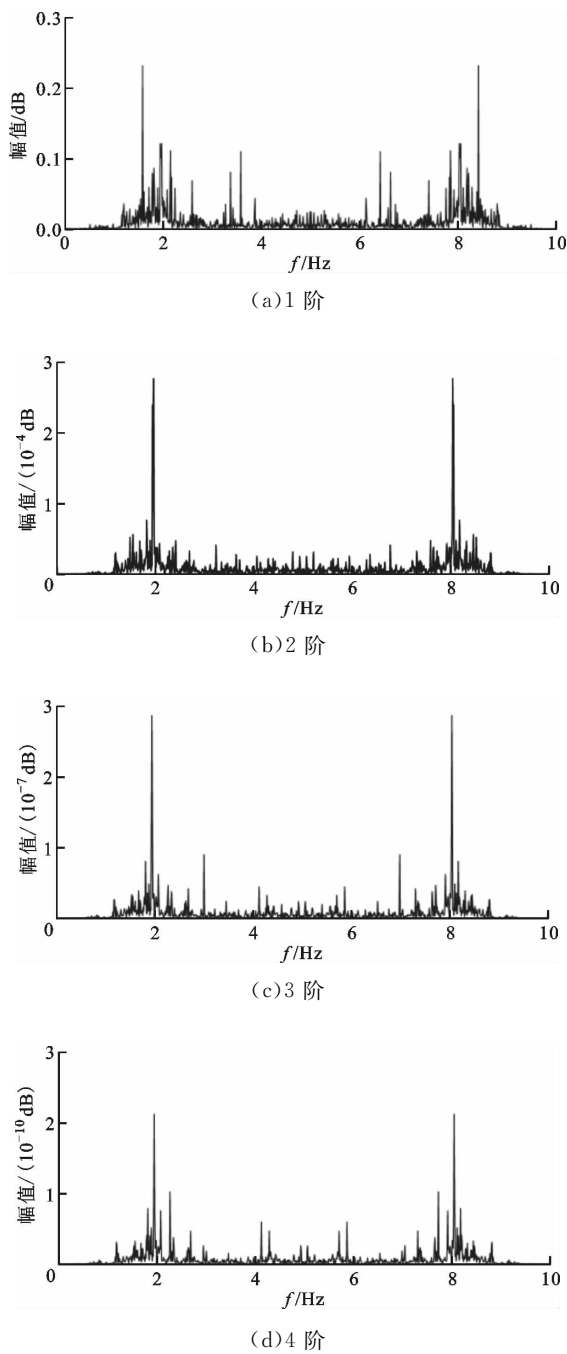


图 11 摆线轮点蚀+行星架点蚀故障的前 4 阶 NOFRF 频谱

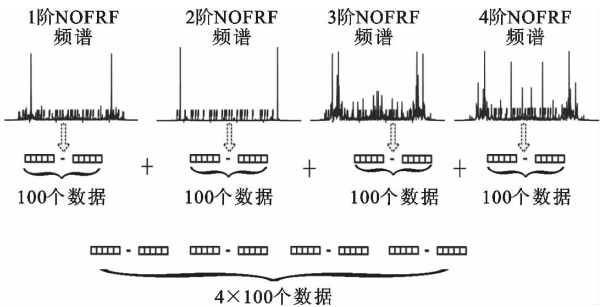


图 12 高维数据的生成过程

将其送入 KPCA 进行压缩和降维,在低维数据中选择合适数量的训练集和测试集送入 SVM 进行训练和测试,以实现故障类别的输出。

表 1 不同状态下的前 4 阶 NOFRF 频谱峰值

状态	阶数	NOFRF 频谱 最大值/dB	NOFRF 频谱 最小值/dB
正常	1	0.514 6	$1.515\ 4\times10^{-6}$
	2	0.002 3	$1.386\ 9\times10^{-9}$
	3	$1.687\ 0\times10^{-7}$	$1.410\ 7\times10^{-12}$
	4	$2.123\ 0\times10^{-10}$	$1.515\ 9\times10^{-15}$
摆线轮点蚀	1	0.221 0	$1.946\ 9\times10^{-6}$
	2	$1.675\ 1\times10^{-4}$	$2.357\ 9\times10^{-9}$
	3	$4.530\ 8\times10^{-7}$	$2.896\ 8\times10^{-12}$
	4	$3.872\ 2\times10^{-10}$	$3.462\ 5\times10^{-15}$
偏心轴磨损	1	0.153 7	$3.471\ 8\times10^{-6}$
	2	$1.094\ 2\times10^{-4}$	$3.193\ 5\times10^{-9}$
	3	$6.728\ 6\times10^{-7}$	$3.251\ 1\times10^{-12}$
	4	$1.133\ 9\times10^{-9}$	$3.495\ 7\times10^{-15}$
行星架点蚀	1	0.303 0	$3.171\ 2\times10^{-6}$
	2	$2.631\ 3\times10^{-4}$	$3.655\ 9\times10^{-9}$
	3	$1.346\ 6\times10^{-7}$	$3.473\ 7\times10^{-12}$
	4	$1.359\ 3\times10^{-10}$	$3.601\ 7\times10^{-15}$
摆线轮点蚀+ 偏心轴磨损	1	0.289 4	$2.215\ 9\times10^{-6}$
	2	$2.844\ 4\times10^{-4}$	$2.679\ 9\times10^{-9}$
	3	$2.181\ 1\times10^{-7}$	$3.295\ 0\times10^{-12}$
	4	$1.606\ 9\times10^{-10}$	$3.946\ 3\times10^{-15}$
摆线轮点蚀+ 行星架点蚀	1	0.232 1	$3.041\ 2\times10^{-6}$
	2	$2.769\ 0\times10^{-4}$	$3.678\ 0\times10^{-9}$
	3	$2.881\ 7\times10^{-7}$	$4.522\ 2\times10^{-12}$
	4	$2.123\ 1\times10^{-10}$	$5.416\ 0\times10^{-15}$

3.1 与基于输出信号故障诊断方法的对比

当前故障诊断研究中的数据(如电流^[25]或振动信号^[26]),大部分通过采集系统输出,然后再利用一定的分类方法进行分类。为了验证不同数据集来源的可靠性以及对诊断结果影响,本文提出方法的数据集是利用系统输入和输出估计出的 NOFRF 频谱,而对比试验分别采用的是输出振动时域信号(TS)和频域信号(FS)。为了准确说明问题,3 种方法的数据均为 100 组 400 维向量集,分类方法均采用 KPCA+SVM,其中 KPCA 采用高斯径向核函数,SVM 分类器的训练集和测试集分别取 80%和 20%数据集。3 种方法的故障诊断结果如表 2 所示。

表 2 3 种不同方法的故障诊断准确率

诊断方法	状态	测试样本量	误判数	准确率/%	平均准确率/%
NOFRF+KPCA+SVM	正常	20	0	100.00	96.67
	摆线轮点蚀	20	2	90.00	
	偏心轴磨损	20	0	100.00	
	行星架点蚀	20	0	100.00	
	摆线轮点蚀+偏心轴磨损	20	1	95.00	
	摆线轮点蚀+行星架点蚀	20	1	95.00	
FS+KPCA+SVM	正常	20	2	90.00	88.33
	摆线轮点蚀	20	4	80.00	
	偏心轴磨损	20	1	95.00	
	行星架点蚀	20	2	90.00	
	摆线轮点蚀+偏心轴磨损	20	1	95.00	
	摆线轮点蚀+行星架点蚀	20	4	80.00	
TS+KPCA+SVM	正常	20	5	75.00	69.17
	摆线轮点蚀	20	9	55.00	
	偏心轴磨损	20	11	45.00	
	行星架点蚀	20	3	85.00	
	摆线轮点蚀+偏心轴磨损	20	2	90.00	
	摆线轮点蚀+行星架点蚀	20	7	65.00	

从表 2 中可以看出,把 NOFRF 频谱作为数据源进行故障诊断的准确率为 96.67%,把输出频域数据和输出时域数据作为数据源进行故障诊断的准确率分别为 88.33%和 69.17%。3 种诊断结果差异很大,根本原因在于:NOFRF 频谱既考虑了系统的输入,又考虑了系统的输出,频谱中蕴含了系统非线性特性的所有信息,不同故障的数据特征区分度很大,所以识别精度很高;输出数据仅反映了系统的局部特性,用其进行系统故障表征显然是不全面的,在数据向低维空间映射时存在交叉和混叠现象,所以识别精度不高。同时,对比基于 TS 和 FS 的诊断方法发现,后者诊断准确率高 于 前者,这正符合频域信号蕴含的信息特征量大于时域信号蕴含的信息特征量这一规律。

3.2 与传统故障诊断方法的对比

为了突出 KPCA 在非线性特征提取方面的优势,对比试验选择主成分分析(PCA)^[27]对高维 NOFRF 频谱数据进行降维和压缩,然后采用 SVM 实现故障类型的识别。采用 100×400 维的数据集,KPCA 和 SVM 中的核函数采用高斯径向核函数,核函数参数 $\sigma=\sqrt{30}$,惩罚因子 $c=0.1$ 。两种方法的故障诊断结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出,采用 KPCA+SVM 方法进行故障诊断的准确率为 96.67%,而采用 PCA+SVM 方法进行故障诊断的准确率为 60.83%,前者的精度优于后者。分析其原因在于:RV 减速器是一个复杂的非线性系统,获取到的 NOFRF 频谱数据呈现明显的非线性特性,KPCA 引入非线性核函数将高维空间映射到低维空间,经降维之后的数据很容易区分;PCA 没有经过非线性映射,经过压缩降维之后的数据特征属性区分不明显,因此故障诊断准确率不高。为了说明 KPCA 和 PCA 对数据特征属性的区分能力,将两种方法在低维空间映射数据进行可视化,结果如图 13 和图 14 所示。

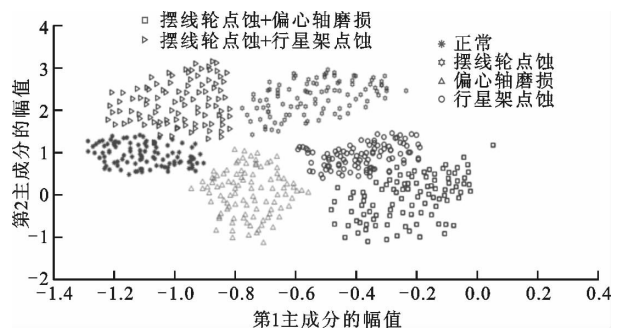


图 13 KPCA 在低维空间映射数据的可视化

表 3 两种不同方法的故障诊断准确率

诊断方法	状态	测试样本量	误判数	准确率/%	平均准确率/%
KPCA+SVM	正常	20	0	100.00	96.67
	摆线轮点蚀	20	2	90.00	
	偏心轴磨损	20	0	100.00	
	行星架点蚀	20	0	100.00	
	摆线轮点蚀+偏心轴磨损	20	1	95.00	
	摆线轮点蚀+行星架点蚀	20	1	95.00	
PCA+SVM	正常	20	9	55.00	60.83
	摆线轮点蚀	20	6	70.00	
	偏心轴磨损	20	4	80.00	
	行星架点蚀	20	11	45.00	
	摆线轮点蚀+偏心轴磨损	20	10	50.00	
	摆线轮点蚀+行星架点蚀	20	7	65.00	

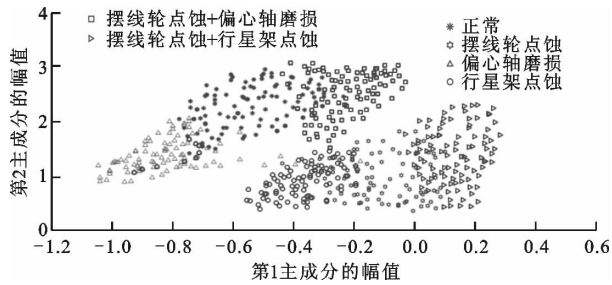


图 14 PCA 在低维空间映射数据的可视化

4 结 论

本文提出了一种 NOFRF 和 KPCA 相结合的方法,实现了机器人用 RV 减速器 5 种故障的诊断。采用基于 NOFRF 的非线性频谱来表征 RV 减速器不同状态下的故障信息。通过 KPCA 对提取到的高维故障特征数据进行压缩,以降低不同维度之间的非线性度。将压缩之后的低维数据送入 SVM 分类器实现故障类型的诊断。同时,将本文提出的方法与其他方法进行了对比,得出以下结论:

- (1)在故障信息表征方面,与常规仅把输出作为数据源的方法相比,基于 NOFRF 频谱的方法同时考虑了系统的输入和输出,频谱中蕴含的非线性特性更丰富,可以有效避免分类过程中故障特征不明显的问题;
- (2)在故障特征提取方面,与传统方法相比,经过非线性映射处理之后的 KPCA+SVM 方法的处理非线性数据的能力更强,可以准确提取到频谱中的非线性故障特征,有效提高了故障诊断精度。

参考文献:

[1] 王田苗,陶永. 我国工业机器人技术现状与产业化发展战略 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(9): 1-13.
WANG Tianmiao, TAO Yong. Research status and industrialization development strategy of Chinese industrial robot [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(9): 1-13.

[2] 王鑫,黄庆九,陈彬,等. 变齿厚 RV 减速器传动效率的理论分析 [J]. 机械传动, 2015, 39(10): 35-38.
WANG Xin, HUANG Qingjiu, CHEN Bin, et al. Theoretical analysis of the efficiency of RV reducer with beveloid gear [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2015, 39(10): 35-38.

[3] 李兵,杜俊伟,陈磊,等. 工业机器人 RV 减速器传动误差分析 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(10): 1-6, 46.
LI Bing, DU Junwei, CHEN Lei, et al. Transmission error analysis for industrial robot RV reducer [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(10): 1-6, 46.

[4] 郑钰馨,奚鹰,李梦如,等. 基于密切值法的 RV 减速器传动受力影响分析 [J]. 中国工程机械学报, 2017, 15(2): 153-157, 164.
ZHENG Yuxin, XI Ying, LI Mengru, et al. Original error analysis on the second reduction part of RV reducer [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2017, 15(2): 153-157, 164.

[5] 奚鹰,袁浪,郑钰馨,等. 基于 Adams 的机器人用 RV 减速器动力学仿真研究 [J]. 中国工程机械学报, 2018, 16(1): 42-48.
XI Ying, YUAN Lang, ZHENG Yuxin, et al. Research on dynamic simulation of RV reducer for robot

- based on Adams [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2018, 16(1): 42-48.
- [6] 郑钰馨, 奚鹰, 卜王辉, 等. RV 减速器 5 自由度纯扭转模型非线性特性分析 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(11): 2098-2109, 2119.
- ZHENG Yuxin, XI Ying, BU Wanghui, et al. Non-linear characteristic analysis of 5-degree-of-freedom pure torsional model of RV reducer [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(11): 2098-2109, 2119.
- [7] 刘学翱, 徐宏海. RV 减速器动载特性建模与分析 [J]. 机械传动, 2016, 40(1): 106-109.
- LIU Xueao, XU Honghai. Analysis and dynamic load characteristic modeling of RV reducer [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(1): 106-109.
- [8] 郑钰馨, 奚鹰, 袁浪, 等. RV 减速器动力性能综合检测试验平台设计 [J]. 中国工程机械学报, 2017, 15(6): 536-541.
- ZHENG Yuxin, XI Ying, YUAN Lang, et al. The design of test bed for RV reducer's dynamic characteristics comprehensive testing [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2017, 15(6): 536-541.
- [9] 陈李果, 彭鹏, 汪久根, 等. RV 减速器试验装置研制及测试分析 [J]. 机械传动, 2017, 41(11): 92-96.
- CHEN Liguang, PENG Peng, WANG Jiugen, et al. Development and test analysis of RV reducer experimental rig [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(11): 92-96.
- [10] 卢琦, 吴鑫辉, 何卫东. 机器人用 RV 减速器综合性能测试系统研究 [J]. 机械传动, 2016, 40(4): 1-3.
- LU Qi, WU Xinhui, HE Weidong. Research of the comprehensive performance test system of the RV reducer used in robot [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(4): 1-3.
- [11] 姚灿江, 魏领会, 王海龙. 基于 FTA 和 FMEA 的 RV 减速器可靠性分析 [J]. 现代制造工程, 2018(1): 136-140.
- YAO Canjiang, WEI Lingshui, WANG Hailong. Reliability analysis of RV reducer on FTA and FMEA [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2018(1): 136-140.
- [12] 徐龙飞. 基于声发射的 RV 减速器故障识别研究 [D]. 昆明: 昆明理工大学, 2015: 13-25.
- [13] 张荣法. RV 系列蜗轮蜗杆减速机故障信号分析技术研究 [D]. 杭州: 中国计量学院, 2015: 10-30.
- [14] 黄迪山, 刘金磊, 顾京君. RV 减速器的扭振动测试与诊断研究 [J]. 机械传动, 2016, 40(10): 70-73.
- HUANG Dishan, LIU Jinlei, GU Jingjun. Research of the test and diagnosis of torsional vibration of RV reducer [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(10): 70-73.
- [15] 汪久根, 柯梁亮. 基于残差网络的 RV 减速器故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(3): 73-80.
- WANG Jiugen, KE Liangliang. Fault diagnosis for RV reducer based on residual network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(3): 73-80.
- [16] LANG Z Q, BILLINGS S A, YUE R, et al. Output frequency response function of nonlinear Volterra systems [J]. Automatica, 2007, 43(5): 805-816.
- [17] LANG Z Q, PENG Z K. A novel approach for nonlinearity detection in vibrating systems [J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 314(3/4/5): 603-615.
- [18] LANG Z Q, BILLINGS S A. Energy transfer properties of non-linear systems in the frequency domain [J]. International Journal of Control, 2005, 78(5): 345-362.
- [19] PENG Z K, LANG Z Q. The nonlinear output frequency response functions of one-dimensional chain type structures [J]. Journal of Applied Mechanics, 2009, 77(1): 1-10.
- [20] PENG Z K, LANG Z Q, BILLINGS S A, et al. Analysis of bilinear oscillators under harmonic loading using nonlinear output frequency response functions [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2007, 49(11): 1213-1225.
- [21] PENG Z K, LANG Z Q, BILLINGS S A. Crack detection using nonlinear output frequency response functions [J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 301(3/4/5): 777-788.
- [22] 武红霞, 韩捷, 陈宏. 基于 NOFRF 裂纹转子非线性频谱分析 [J]. 机械强度, 2017, 39(6): 1271-1274.
- WU Hongxia, HAN Jie, CHEN Hong. Nonlinear frequency spectral analysis of cracked rotor based on NOFRF [J]. Journal of Mechanical Strength, 2017, 39(6): 1271-1274.
- [23] 李志农, 刁海洋, 肖尧先. 基于非线性输出频率响应函数的转子碰摩故障诊断方法研究 [J]. 失效分析与预防, 2016, 11(2): 67-71.
- LI Zhinong, DIAO Haiyang, XIAO Yaoxian. Fault diagnosis method of rub-impact in rotor system based on nonlinear output frequency response function [J]. Failure Analysis and Prevention, 2016, 11(2): 67-71.
- [24] 韩海涛, 马红光, 于宁宇, 等. 基于多音激励的 Volterra 频域核非参数辨识方法 [J]. 西南交通大学学报, 2013, 48(2): 250-256.
- HAN Haitao, MA Hongguang, YU Ningyu, et al.

Method of identifying Volterra frequency-domain kernels based on stimulus of multi-tone signal [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2013, 48(2): 250-256.

[25] 王伟,钟书辉. 基于 RBF 神经网络的无刷直流电动机故障诊断 [J]. 微特电机, 2018, 46(5): 44-47.
WANG Wei, ZHONG Shuhui. The fault-detection system with brushless DC motor based on the wavelet [J]. Small & Special Electrical Machines, 2018, 46(5): 44-47.

[26] 吴建萍,姜斌,刘剑慰. 基于小波包信息熵和小波神经网络的异步电机故障诊断 [J]. 山东大学学报(工学版), 2017, 47(5): 223-228, 237.
WU Jianping, JIANG Bin, LIU Jianwei. Fault diagnosis of asynchronous motor based on wavelet packet entropy and wavelet neural network [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2017, 47(5): 223-228, 237.

[27] 况璟,何怡刚,邓芳明,等. 基于交叉小波变换和主元分析的电力电子电路故障特征提取 [J]. 电测与仪表, 2017, 54(11): 1-7.
KUANG Jing, HE Yigang, DENG Fangming, et al. Fault feature extraction of power electronics circuits based on cross-wavelet transform and principle component analysis [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(11): 1-7.

[本刊相关文献链接]

张西宁,张雯雯,周融通,等. 基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法. 2019, 53(8): 1-7. [doi: 10. 7652/xjtuxb201908001]

胥永刚,田伟康,曹金鑫,等. 精细谱负熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2019, 53(8): 31-39, 128. [doi: 10. 7652/xjtuxb201908005]

向宙,张西宁,张雯雯,等. 区分自编码网络及其在滚动轴承故障特征提取中的应用. 2019, 53(8): 47-55, 140. [doi: 10. 7652/xjtuxb201908007]

张志强,孙若斌,徐冠基,等. 采用非相关字典学习的滚动轴承故障诊断方法. 2019, 53(6): 29-34. [doi: 10. 7652/xjtuxb201906005]

刘锐,邹俊荣,任超,等. 采用规范化局部保持投影的轴承故障诊断方法. 2019, 53(6): 54-61. [doi: 10. 7652/xjtuxb201906008]

陈保家,汪新波,严文超,等. 采用品质因子优化和子带重构的共振稀疏分解滚动轴承故障诊断方法. 2018, 52(4): 70-76. [doi: 10. 7652/xjtuxb201804010]

陈乐瑞,曹建福,王晓琪. 工业机器人驱动系统非线性频谱故障诊断方法. 2019, 53(4): 93-99. [doi: 10. 7652/xjtuxb201904014]

张西宁,唐春华,周融通,等. 一种自适应形态滤波算法及其在轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(12): 1-8. [doi: 10. 7652/xjtuxb201812001]

张西宁,向宙,夏心锐,等. 堆叠自编码网络性能优化及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(10): 49-56. [doi: 10. 7652/xjtuxb201810007]

张西宁,雷威,杨雨薇,等. 采用自适应基因粒子群算法优化隐马尔科夫模型的方法及应用. 2018, 52(8): 1-8. [doi: 10. 7652/xjtuxb201808001]

张西宁,向宙,唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(7): 1-8. [doi: 10. 7652/xjtuxb201807001]

李兵,杜俊伟,陈磊,等. 工业机器人 RV 减速器传动误差分析. 2017, 51(10): 1-6. [doi: 10. 7652/xjtuxb201710001]

刘小勇,郑爱红,蒋峰,等. 一种提高异步电动机转矩性能的直接转矩控制方法. 2016, 50(12): 12-17. [doi: 10. 7652/xjtuxb201612003]

于东,李小虎,张进华,等. RV 减速器主轴承拟静力学模型快速计算迭代方法. 2016, 50(4): 100-107. [doi: 10. 7652/xjtuxb201604016]

(编辑 陶晴)

(上接第 25 页)

[13] 林富洪,王增平. 采用同向正序基频分量的双回线故障测距原理 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(4): 93-98.
LIN Fuhong, WANG Zengping. Fault locating method based on two-terminal common positive sequence fundamental frequency component for parallel transmission line [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 93-98.

[14] RAZZAGHI R, LUGRIN G, MANESH H M, et al. An efficient method based on the electromagnetic time reversal to locate faults in power networks [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2013, 28(3): 1663-1673.

[15] LUGRIN G, PARRA N M, RACHIDI F, et al. On the location of lightning discharges using time reversal of electromagnetic fields [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2014, 56(1): 149-158.

[16] WU F, THOMAS J L, FINK M. Time reversal of ultrasonic fields: part II Experimental results [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1992, 39(5): 567-578.

(编辑 陶晴)