

DOI: 10.7652/xjtuxb201904014

工业机器人驱动系统非线性频谱故障诊断方法

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: 针对广义频率响应函数(GFRF)在故障诊断中存在计算量大、无法满足系统对诊断实时性要求的问题,提出基于非线性输出频率响应函数(NOFRF)的工业机器人驱动系统故障诊断方法。该方法构建系统一维频谱函数的辨识模型,将系统的输出频谱与估计频谱进行比较求出残差,根据残差大小改变辨识步长迭代出前 4 阶频谱;对获取到的 4 阶频谱进行逐阶采样,每阶频谱采集 10 个数值,共 40 个频谱构成 40 维特征矢量,将其作为系统的故障特征输入核主成分分析方法(KPCA)进行压缩,通过计算主元累计贡献率将高维数据压缩至 3 维,降低变量之间的非线性度;构造 SVM 分类器,将 KPCA 方法生成的低维数据中 60% 的数据作为训练集对分类器进行训练,将 40% 的数据作为测试集进行故障识别。实验结果表明,在相同的数据提取任务下,与基于 GFRF 的方法相比,所提方法节约时间 854%,可以准确、快速地提取系统故障特征,进一步验证了该方法在工业机器人驱动系统故障诊断应用上的可靠性。

关键词: 工业机器人;驱动系统;故障诊断;非线性输出频率响应函数

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)04-0093-07

Nonlinear Spectrum Based Fault Diagnosis Method for Industrial Robot Drive Systems

CHEN Lerui, CAO Jianfu, WANG Xiaoqi

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

Abstract: A fault diagnosis method for industrial robot drive systems based on nonlinear output frequency response function (NOFRF) is proposed to solve the problem that the generalized frequency response function (GFRF) cannot satisfy the real-time requirement of systems due to its large amount of calculation in fault diagnosis. The method constructs an identification model of one-dimensional spectrum function for a system, and calculates the residual between the output spectrum and the estimated spectrum of the system in order to change iteration step length of identification and to get spectrum values of the first four orders. These four orders' NOFRF spectrum values are then sampled order by order with 10 values for each order, and a total of 40 spectrum values form a 40-dimensional feature vector. The resulting vectors are sent to the kernel principal component analysis (KPCA) for compression by calculating the cumulative contribution rate of the principal component. The high-dimensional data are compressed into 3-dimensional data to reduce the nonlinearity between variables. An SVM classifier is constructed, and 60% of the low-dimensional data generated by KPCA are used as a training set to train the classifier,

收稿日期: 2018-09-20。 作者简介: 陈乐瑞(1985—),男,博士生;曹建福(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61573272);陕西省重点研发计划资助项目(2017GY-040)。

网络出版时间: 2019-01-23

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190122.0853.002.html>

while the rest 40% of the data are used as a test set to identify faults. Experimental results and a comparison with GFRF show that the proposed method saves 85.4% of the processing time under the same data extraction task, and accurately and quickly extracts fault features of the system, which proves the reliability of the method in the application to fault diagnosis of industrial robot drive systems.

Keywords: industrial robot; drive system; fault diagnosis; nonlinear output frequency response function

在众多工业机器人故障中,驱动系统故障占比较大。由于驱动系统是动力来源,同时又十分隐蔽,因此驱动系统故障成为影响机器人安全运行的最大隐患。如何准确、高效地诊断出驱动系统的故障,是机器人故障诊断研究的关键。

目前,许多学者在机器人故障诊断方面做了大量研究工作。现有的故障诊断方法大致分为:基于数学模型方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法。基于数学模型故障诊断方法是建立对象精确模型、分析模型输出与测量之间的残差来实现故障诊断的,适合于数学模型比较精确的系统,如果模型不精确、测量信息中含有噪声,诊断准确率将会受到影响^[1-4];基于信号处理的方法是利用系统输出信号或者状态的某些特征量,例如幅频特性量、相关函数或频谱等进行故障诊断的,当测量信号出现如奇异数据、频率变化等现象,就认定系统发生了故障,虽然避免了数学建模,但是当信号故障特征不明显时,该方法会出现漏诊和误诊问题^[5-8];基于知识故障诊断是一种基于知识或学习的新型智能故障诊断方法,具有自学习、自组织和自推理能力,通过利用领域专家知识提高故障诊断正确率,常用的方法有基于专家系统故障诊断方法、基于神经网络故障诊断方法和基于支持向量机故障诊断方法^[9-12]。基于非线性频谱特征提取故障诊断是一种新型故障诊断方法,通过获取对象频谱特性并对频谱特性进行分析,判断系统是否处于故障状态,该方法充分利用了系统非线性特性,具有诊断准确率高、鲁棒性强特点,人们利用该方法对电动机、数控装备和航天发动机进行了故障诊断研究^[13-16],但是到目前为止,还未见利用非线性频谱分析方法对工业机器人进行故障诊断方面的研究。

由于非线性频谱分析方法中广义频率响应函数(GFRF)的辨识模型结构复杂而且计算量大,所以本文采用结构简单、计算量小的非线性输出频率响应函数^[17](NOFRF)对系统进行频谱分析。首先介绍了NOFRF理论,给出辨识算法;然后建立工业机

器人驱动系统非线性模型,分析正常情况与故障情况的非线性频谱特征;最后,利用KPCA和SVM方法进行故障识别和分类。

1 基于NOFRF的故障特征提取及辨识方法

1.1 基于NOFRF的故障特征提取

假设一个非线性系统的输入为 $u(t)$,输出为 $y(t)$,则输出的Volterra级数的时域表达式为

$$y_n(t) = \sum_{n=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n) \cdot \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i \quad (1)$$

式中: $y_n(t)$ 为非线性系统第 n 阶输出; $h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n)$ 为非线性系统第 n 阶Volterra时域核; N 为非线性系统最高阶次; τ 为时延。对 n 阶Volterra时域核 $h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n)$ 进行多维傅里叶变换可得广义频率响应函数(GFRF),即

$$H_n(j\omega_1, j\omega_2, \cdots, j\omega_n) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2 + \cdots + \omega_n \tau_n)} \prod_{i=1}^n d\tau_i \quad (2)$$

因此,非线性系统输出频域表达形式为

$$Y(j\omega) = \sum_{n=1}^N Y_n(j\omega) \quad (3)$$

$$Y_n(j\omega) = \frac{n^{-1/2}}{(2\pi)^{n-1}} \int_{\omega_1 + \omega_2 + \cdots + \omega_n} H(j\omega_1, \cdots, j\omega_n) \cdot \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i) \quad (4)$$

式中: $Y_n(j\omega)$ 为非线性系统第 n 阶输出频率响应; $U(j\omega_i)$ 为输入傅里叶变换。

GFRF反映了非线性系统固有的属性,通过分析不同状态下GFRF频谱特征值的变化,可以实现系统故障的诊断与识别,但是GFRF模型结构复杂,对其求解所需计算量庞大,这会影响诊断的实时性。因此,为了降低求解函数时的计算量、提高非线性频谱特征获取的实时性,Lang等提出非线性输出

频率响应函数(NOFRF),其定义如下

$$G_n(j\omega) = \frac{\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n) \prod_{i=1}^n (U(j\omega_i) d(j\omega_i))}{\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i)} \quad (5)$$

其中 $\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n) \prod_{i=1}^n (U(j\omega_i) \cdot d(j\omega_i))$ 表示 $H_n(j\omega_1, j\omega_2, \dots, j\omega_n) \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i)$ 在 n 维超平面 $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = \omega$ 上的积分;

$\int_{\omega_1+\omega_2+\dots+\omega_n=\omega} \prod_{i=1}^n U(j\omega_i) d(j\omega_i)$ 表示 $\prod_{i=1}^n U(j\omega_i)$ 在 n 维超平面 $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = \omega$ 上的积分。根据 NOFRF 函数的定义,式(3)可重新表示为

$$Y(j\omega) = \sum_{n=1}^N Y_n(j\omega) = \sum_{n=1}^N G_n(j\omega) U_n(j\omega) \quad (6)$$

从式(6)可以看出,非线性输出频率响应函数跟线性系统频率函数相似,即 NOFRF 是线性系统输出频率响应函数 $Y(j\omega) = G(j\omega)U(j\omega)$ 的延拓;另外,与广义频率响应函数(GFRF)是多维函数的特性相比,NOFRF 各阶函数值都是一维的,因此在进行各阶 NOFRF 值估计过程中,可以有效避免维数灾难发生。

1.2 NOFRF 的辨识

根据文献[18],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,且 $A_M > A_{M-1} > \dots > A_1 > 0, u^*(t)$ 为随时间变化信号,频域信号为 $U^*(j\omega)$,系统得到 M 次输出频谱,记为 $Y_i(j\omega), i=1, \dots, M$,则

$$Y_i(j\omega) = \mathbf{B}_i^*(j\omega) \mathbf{G}^*(j\omega) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{Y}_i(j\omega) = [Y_1(j\omega), \dots, Y_M(j\omega)]^T$;

$$\mathbf{B}_i^*(j\omega) = \begin{bmatrix} A_1 U_1^*(j\omega) & \dots & A_1^N U_N^*(j\omega) \\ \vdots & & \vdots \\ A_M U_1^*(j\omega) & \dots & A_M^N U_N^*(j\omega) \end{bmatrix};$$

$\mathbf{G}^*(j\omega)$ 为要辨识的 NOFRF 各阶值, $\mathbf{G}^*(j\omega) = [G_1^*(j\omega), \dots, G_N^*(j\omega)]^T$,即

$$\mathbf{G}^*(j\omega) = [(\mathbf{B}_i^*(j\omega))^T \mathbf{B}_i^*(j\omega)]^{-1} (\mathbf{B}_i^*(j\omega))^T \mathbf{Y}_i(j\omega) \quad (8)$$

对 $\mathbf{G}^*(j\omega)$ 的辨识实质是最小二乘问题,如果直接对式(8)进行求逆计算量较大,本文采用变步长最小均方自适应辨识算法[16]进行辨识。获得非线性系统的频谱值后,提取非线性频谱特征;然后利用

KPCA 方法对高维非线性频谱进行压缩、降维;最后利用正常与故障频谱特征数据对 SVM 分类器进行学习训练,实现故障识别与分类。非线性频谱故障诊断具体过程如图 1 所示。

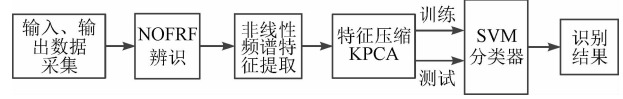


图1 非线性频谱故障诊断流程

2 机器人驱动系统非线性频谱分析

工业机器人驱动系统大多采用无刷直流电机,其数学模型[19]表示为

$$\frac{di_d(t)}{dt} + \frac{r + k_p k_s k_g}{L} i_d(t) - \frac{2J}{3\phi_g} \omega(t) \frac{d\omega(t)}{dt} - \frac{2B}{3\phi_g} \omega^2(t) - \frac{2T_l}{3\phi_g} \omega(t) = 0 \quad (9)$$

式中: $i_d(t)$ 为定子绕组电流直轴分量,为系统输入; $\omega(t)$ 为转子转速,为系统输出; r 为定子绕组电阻; k_p 为电流比例调节器增益; k_s 为逆变驱动电路等效增益; k_g 为电流反馈系数; J 为转子转动惯量; L 为定子绕组电感; B 为转子摩擦阻尼系数; ϕ_g 为转子磁链过定子绕组的磁链; T_l 为负载转矩。

在工业机器人长期工作过程中,经常会发生发热和润滑不良故障,在参数上表现为 r 增大和 B 增大。某直流电机系统正常情况下参数为 $r=4 \Omega, k_p=k_s=k_g=1, T_l=5 \text{ N} \cdot \text{m}, L=0.005 \text{ H}, \phi_g=0.186 \text{ Wb}, J=1.5 \times 10^{-6} \text{ kg} \cdot \text{m}^2, B=2 \times 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s/rad}$ 。假设当发生热故障时,电阻 r 增大到 6Ω ;当发生润滑不良时,摩擦系数 B 增大到 $4 \times 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s/rad}$ 。选择激励信号 $i_d(t) = A_n \cos(\pi t), n=1, 2, 3, 4$, 且 $A_1=20, A_2=40, A_3=60, A_4=80$, 选择采样频率为 1000 Hz , 采用 NOFRF 对工业机器人驱动系统的输入和输出信号进行分析,考虑到 4 阶以上频率成分能量很小,因此本文只考虑系统的前 4 阶频谱输出。根据前面的辨识理论,在正常情况、发热和润滑不良 3 种情况下的第 1~4 阶 NOFRF 辨识结果分别如图 2~4 所示;同时,为了对比 NOFRF 和 GFRF 两者的计算复杂度,本文采用递推方式求出 GFRF 频谱,仅考虑前 2 阶 GFRF 频谱,其结果如图 5~7 所示。

从图 2~图 4 中提取各阶 NOFRF 频谱的峰值分布的情况见表 1。

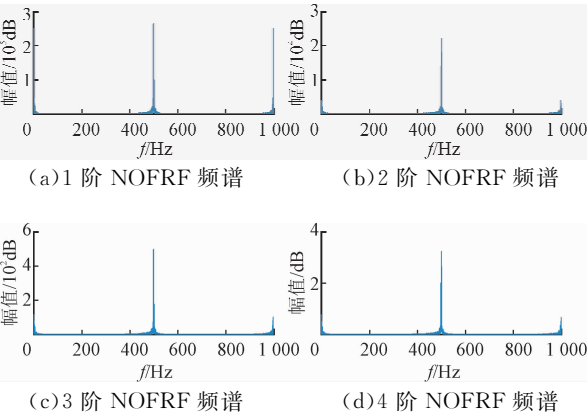


图 2 正常情况下前 4 阶 NOFRF 非线性频谱

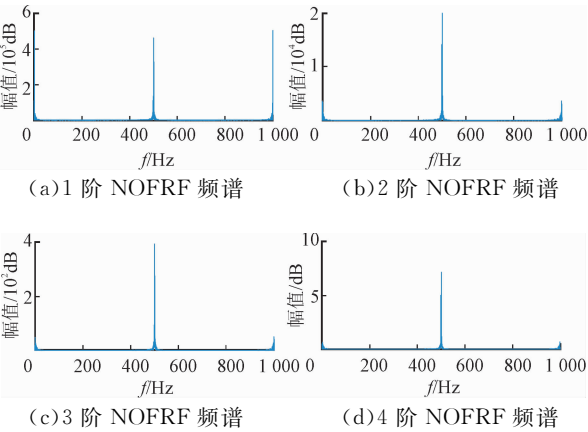


图 3 发热故障的前 4 阶 NOFRF 非线性频谱

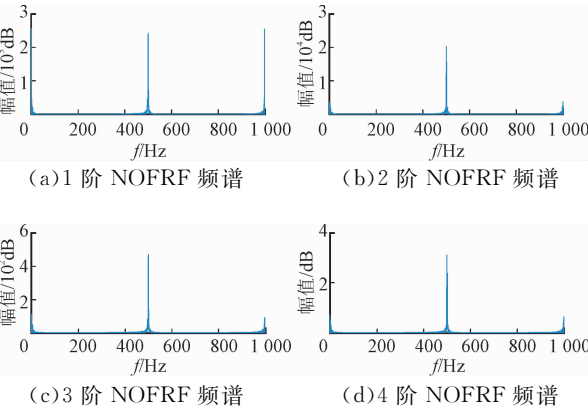


图 4 润滑不良故障的前 4 阶 NOFRF 非线性频谱

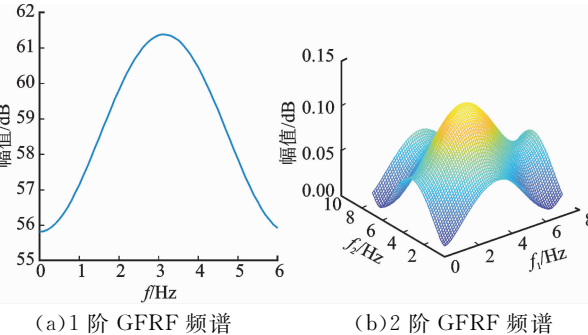


图 5 正常情况下前 2 阶 GFRF 非线性频谱

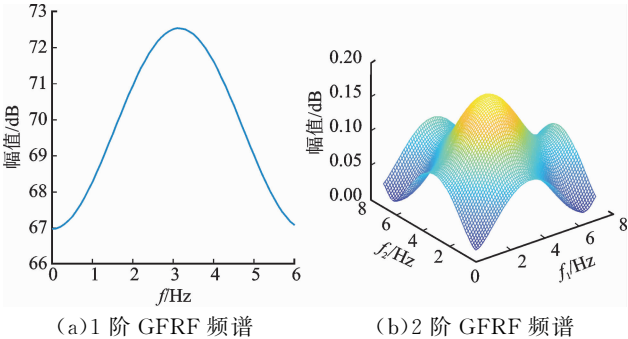


图 6 温度升高故障的前 2 阶 GFRF 非线性频谱

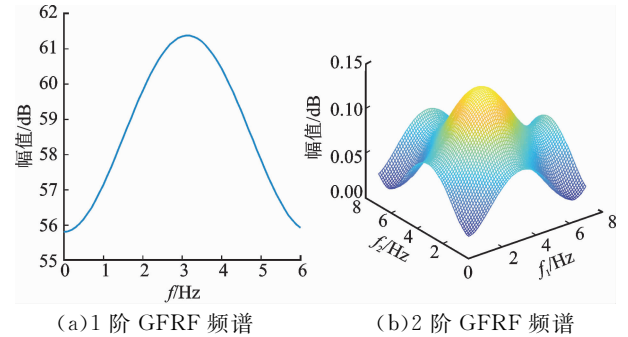


图 7 润滑不良故障的前 2 阶 GFRF 非线性频谱

通过对以上非线性频谱分析发现:电机的不同状态(故障)对应的前 4 阶 NOFRF 值差别很大;同一种状态对应的 NOFRF 值随着阶次增大,其幅值逐渐减小。正是由于不同状态(故障)在非线形频谱上存在差异性,所以可以用基于 NOFRF 的方法进行故障特征提取与诊断。

表 1 不同状态下各阶 NOFRF 频谱峰值分布

状态	阶数	NOFRF 频谱峰值/dB	
		最大值	最小值
正常	1	2.670×10^5	3.245
	2	2.203×10^4	0.030
	3	498.990	0.002
	4	3.239	3.190×10^{-6}
发热	1	5.018×10^5	1.349
	2	3.987×10^4	0.053
	3	984.303	0.002
	4	7.177	7.398×10^{-6}
润滑不良	1	2.571×10^5	1.443
	2	2.035×10^4	0.019
	3	470.081	6.506×10^{-4}
	4	3.106	3.186×10^{-6}

从图 5~7 可以看出,不同状态(故障)之间频谱特征值差异比较明显,虽然也可以作为故障特征进行提取,但是与 NOFRF 明显不同的是 GFRF 中 2

阶及以上频谱皆是多维的(维数等于阶数),这样会增加 GFRF 频谱辨识过程中的计算量,另外,多维变量的物理意义也没有一维变量直观明确。

3 故障诊断实验

对工业机器人驱动系统每种状态的每阶核函数随机取样,采样频率为 1 000 Hz,每阶 NOFRF 取频点为 f 、 $2f$ 、 $3f$ 、 $4f$ 、 $5f$ 、 $6f$ 、 $7f$ 、 $8f$ 、 $9f$ 、 $10f$,基频 $f=100$ Hz,将这 10 个频域点幅值作为分析对象,那么 4 阶 NOFRF 总共 40 个值,则提取到的特征矢量为 40 维,其采样结果见表 2。另外,为了比较 NOFRF 和 GFRF 在特征提取实时性方面的差异性,对比实验中 GFRF 辨识算法提取到的特征矢量也是 40 维,基于 NOFRF 和 GFRF 特征提取的时间曲线如图 8 所示。随后,对电机每种状态仿真 100 次,前 60 次仿真结果用于 SVM 分类器训练,后 40 次结果用于测试,采集的结果首先利用文献[20]中 KPCA 方法进行数据维数的压缩,达到降维的目的,经计算前 3 个主元累计贡献率达到 96.72%,将压缩之后的数据送往 SVM 分类器进行故障模式识别,其诊断结果见表 3。SVM 分类器采用一对多形式,核函数采用高斯径向核函数,核函数参数 $\sigma=1$,惩罚因子 $c=0.1$ 。

表 2 各种状态前 4 阶非线性频谱特性数值

类型	阶数	NOFRF 频谱值/dB									
		f	$2f$	$3f$	$4f$	$5f$	$6f$	$7f$	$8f$	$9f$	$10f$
正常	1	331.573	210.385	89.618	127.706	97.921	100.510	45.795	77.834	89.792	37.560
	2	24.681	15.510	7.208	12.400	3.327	3.983	5.751	2.000	3.138	3.757
	3	0.583	0.349	0.163	0.283	0.069	0.095	0.126	0.048	0.062	0.090
	4	0.004	0.002	0.001	0.002	0.001	0.007	0.001	0.002	0.004	0.006
发热	1	323.043	258.136	193.300	155.818	33.164	90.637	130.943	91.053	62.041	104.936
	2	30.467	24.021	8.351	8.882	7.897	6.887	4.534	0.505	4.803	0.997
	3	0.714	0.577	0.231	0.237	0.168	0.173	0.111	0.024	0.093	0.035
	4	0.005	0.004	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001	0.000	0.001	0.000
润滑不良	1	395.019	169.394	112.262	154.624	41.384	99.180	70.826	53.975	78.332	44.644
	2	26.691	17.315	7.647	8.313	6.658	2.913	5.261	1.660	1.260	1.898
	3	0.601	0.354	0.146	0.176	0.139	0.071	0.109	0.039	0.041	0.034
	4	0.004	0.002	0.001	0.001	0.001	0.001	0.0001	0.000	0.000	0.000

表 3 基于 SVM 的诊断结果

状态	测试集样本数	误判数	识别准确率/%
正常	40	0	100
发热	40	2	95
润滑不良	40	1	97.5

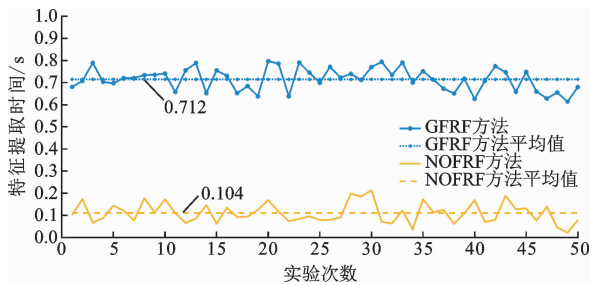


图 8 特征提取时间对比

从表 2、表 3 可以看出,采用基于 NOFRF 的频谱分析方法对工业机器人驱动系统进行故障诊断得到的故障识别准确率很高;从图 8 可以看出,在 50 次实验过程中,基于 GFRF 方法提取故障特征耗时较长,平均为 712 ms;而基于 NOFRF 方法提取故障特征耗时较短,平均为 104 ms。特征值提取耗时多少反映了算法计算量大小和难易程度,本文中这两种算法实时性差异较大,其根本原因在于 GFRF 辨识模型复杂,多维函数计算难度大,而 NOFRF 是一维函数,计算难度较小。由此可见,在利用非线性频谱分析方法对故障进行诊断时,与基于 GFRF 的方法相比,基于 NOFRF 的方法可以节约 85.4% 时间,因此更能满足工业机器人驱动系统故障诊断对实时性的要求。

4 结 论

针对工业机器人驱动系统非线性特点,首先,采用基于 NOFRF 的非线性频谱特征提取方法来获取驱动电机的高维故障特征频谱数据;然后,通过 KP-

CA 方法对高维故障特征进行压缩,降低变量之间的非线性度,最后通过 SVM 分类器实现了故障类型的精确诊断。仿真实验表明,该方法具有实时性好、识别准确率高的特点,适合推广到航天发动机、高铁车轮等零部件的故障诊断。

参考文献:

- [1] STAVROU D, ELIADES D G, PANAYIOTOU C G, et al. Fault detection for service mobile robots using model-based method [J]. *Autonomous Robots*, 2016, 40(2): 383-394.
- [2] MA Hongjun, YANG Guanghong. Simultaneous fault diagnosis for robot manipulators with actuator and sensor faults [J]. *Information Sciences*, 2016, 366(10): 12-30.
- [3] 陈钢, 郭雯, 贾庆轩, 等. 基于运动学模型重构的单关节故障机械臂容错路径规划 [J]. *控制与决策*, 2018, 33(8): 1436-1442.
CHEN Gang, GUO Wen, JIA Qingxuan, et al. Fault-tolerant path planning of single-joint fault manipulator based on kinematics model reconstruction [J]. *Control and Decision*, 2018, 33(8): 1436-1442.
- [4] 刘冠初, 熊静琪, 乔林, 等. 四足机器人自由步态规划建模与算法实现 [J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(6): 84-89.
LIU Guanchu, XIONG Jingqi, QIAO Lin, et al. Modelling and algorithm realization of free gait regulation for quadruped robots [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(6): 84-89.
- [5] 盖海松, 徐方, 贾凯, 等. 一种机器人关节扭矩传感器的设计与研究 [J]. *现代制造工程*, 2017(5): 33-37.
GAI Haisong, XU Fang, JIA Kai, et al. Design and research of a robot joint torque sensor [J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2017(5): 33-37.
- [6] 严浩, 白瑞林, 吉峰. 一种改进的 SCARA 机器人动力学参数辨识方法 [J]. *中国机械工程*, 2017, 28(22): 2707-2713.
YAN Hao, BAI Ruilin, JI Feng. An improved dynamic parameter identification method for SCARA robots [J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(22): 2707-2713.
- [7] JABER A, BICKER R. Fault diagnosis of industrial robot gears based on discrete wavelet transform and artificial neural network [J]. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 2016, 58(4): 179-186.
- [8] 张铭钧, 殷宝吉, 刘维新, 等. 随机干扰下 AUV 推进器故障特征提取与融合 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2015, 43(6): 22-26.
ZHANG Mingjun, YIN Baoji, LIU Weixin, et al. Fault feature extraction and fusion of AUV propeller under random interference [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2015, 43(6): 22-26.
- [9] JABER A, BICKER R. Industrial robot backlash fault diagnosis based on discrete wavelet transform and artificial neural network [J]. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 2016, 11(1): 21-31.
- [10] ENDO M, ENDO M, KAKIZAKI T, et al. Cooperative robot system for fault diagnosis of solar panels at mega solar power plant: design of wire suspension manipulator for positioning of probe [J]. *Transactions of the Society of Instrument & Control Engineers*, 2017, 53(1): 22-30.
- [11] ELANGO VAN K, TAMILSELVAM Y K, MOHAN R E, et al. Fault diagnosis of a reconfigurable crawling-rolling robot based on support vector machines [J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(10): 1025-1028.
- [12] 袁宪锋, 宋沐民, 周凤余, 等. 多 PCA 模型及 SVM-DS 融合决策的服务机器人故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(3): 434-440.
YUAN Xianfeng, SONG Mumin, ZHOU Fengyu, et al. Fault diagnosis of service robots based on multi-PCA model and SVM-DS fusion decision [J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2015, 35(3): 434-440.
- [13] 武红霞, 韩捷, 陈宏, 等. 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, et al. Nonlinear spectrum analysis of cracked rotor based on NOFRF [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2017, 39(6): 1271-1274.
- [14] 张家良, 曹建福, 高峰. 结合非线性频谱与贝叶斯网络的复杂装备传动系统故障诊断 [J]. *电机与控制学报*, 2014, 18(3): 107-112.
ZHANG Jialiang, CAO Jianfu, GAO Feng. Fault diagnosis of transmission system of complex equipment based on nonlinear spectrum and Bayesian network [J]. *Electric Machines and Control*, 2014, 18(3): 107-112.
- [15] 胡宇, 张世英, 罗雷, 等. 基于自适应容积卡尔曼滤波方法的涡扇发动机气路部件故障诊断 [J]. *航空动力学报*, 2016, 31(5): 1260-1267.
HU Yu, ZHANG Shiyong, LUO Lei, et al. Fault diagnosis of turbofan engine pneumatic components

- based on adaptive volume Kalman filter [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2016, 31(5): 1260-1267.
- [16] 张家良, 曹建福, 高峰, 等. 基于非线性频谱数据驱动的动态系统故障诊断方法 [J]. *控制与决策*, 2014, 29(1): 168-171.
- ZHANG Jialiang, CAO Jianfu, GAO Feng, et al. Fault diagnosis approach of dynamic system based on data driven of non-linear spectrum [J]. *Control and Decision*, 2014, 29(1): 168-171.
- [17] ZHU Yunpeng, LANG Ziqiang. Design of nonlinear systems in the frequency domain: an output frequency response function-based approach [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 26(4): 1358-1371.
- [18] 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 Yaolian. Fault diagnosis method of rub-impact in rotor system based on non-linear output frequency response function [J]. *Failure Analysis and Prevention*, 2016, 11(2): 67-71.
- [19] 张洪钺, 杨萍. 基于非线性状态观测器的无刷电机故障诊断 [J]. *电机与控制学报*, 2006, 10(1): 4-8.
- ZHANG Hongyue, YANG Ping. Fault diagnosis of brushless motor based on nonlinear state observer [J]. *Electric Machines and Control*, 2006, 10(1): 4-8.
- [20] 阳同光, 桂卫华. 基于 KPCA 与 RVM 感应电机故障诊断研究 [J]. *电机与控制学报*, 2016, 20(9): 89-95.
- YANG Tongguang, GUI Weihua. Research on fault diagnosis of induction motor based on KPCA and RVM [J]. *Electric Machines and Control*, 2016, 20(9): 89-95.

(编辑 武红江)

(上接第 92 页)

- [14] AMOLLI M M, HANUMARA N C, FRANKEN M C J, et al. An overview of systems for CT- and MRI-guided percutaneous needle placement in the thorax and abdomen [J]. *Int J Med Robot*, 2016, 11(4): 458-475.
- [15] STOFFNER R, AUGSCHÜLL C, WIDMANN G, et al. Accuracy and feasibility of frameless stereotactic and robot-assisted CT-based puncture in interventional radiology: a comparative phantom study [EB/OL]. (2009-06-10) [2018-08-30]. <https://www.thieme-connect.de/products/ejournals/pdf/10.1055/s-0028-1109380.pdf>.
- [16] 徐翔. 穿刺手术机器人系统设计与控制方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017: 2-6.
- [17] 耿娜, 郝继贵, 劳达宝, 等. 基于刚体运动学的坐标系配准理论及算法 [J]. *传感技术学报*, 2010, 23(8): 1088-1092.
- GENG Na, ZHU Jigui, LAO Dabao, et al. Theory and algorithm of coordinate system registration based on rigid body kinematics [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2010, 23(8): 1088-1092.
- [18] 王保丰, 徐宁, 余春平, 等. 两种空间直角坐标系转换参数初值快速计算的方法 [J]. *宇航计测技术*, 2007, 27(4): 20-24.
- WANG Baofeng, XU Ning, YU Chunping, et al. Quick arithmetics for the transformation approximation of two space rectangular coordinate systems [J]. *Journal of Astronautic Metrology and Measurement*, 2007, 27(4): 20-24.
- [19] NIKU S B. 机器人学导论: 分析、系统及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 27-34.

[本刊相关文献链接]

- 李敏, 何博, 徐光华, 等. 柔性可穿戴的腕关节运动角度传感器. 2018, 52(12): 32-37. [doi:10.7652/xjtuxb201812005]
- 朱圣晨, 李敏, 徐光华, 等. 多段连续结构的外骨骼手指功能康复机器人. 2018, 52(6): 17-22. [doi:10.7652/xjtuxb201806003]
- 闫宏伟, 汪洋, 马建强, 等. 轮式管道机器人过弯动态特性分析. 2018, 52(8): 87-94. [doi:10.7652/xjtuxb201808014]
- 钟德星, 杨元, 刘瑞玲, 等. 基于单目视觉的装配机器人研究及应用. 2018, 52(5): 81-87. [doi:10.7652/xjtuxb201805012]
- 张铁, 林康宇, 邹焱飏, 等. 用于机器人末端残余振动控制的控制误差优化输入整形器. 2018, 52(4): 90-97. [doi:10.7652/xjtuxb201804013]
- 尹贵, 张小栋, 陈江城, 等. 下肢康复机器人按需辅助自适应控制方法. 2017, 51(10): 39-46. [doi:10.7652/xjtuxb201710007]
- 栾玉亮, 荣伟彬, 吴方勇, 等. 3-PPSR 柔性并联机器人力控制研究. 2017, 51(4): 85-90. [doi:10.7652/xjtuxb201704013]
- 周雪峰, 孙广彬, 刘晓光, 等. 应用扩展零力矩点预观控制和分解动量控制的仿人机器人全身运动规划方法. 2016, 50(12): 58-63. [doi:10.7652/xjtuxb201612010]
- 刘贵杰, 刘鹏, 穆为磊, 等. 采用能耗最优改进蚁群算法的自治水下机器人路径优化. 2016, 50(10): 93-98. [doi:10.7652/xjtuxb201610014]

(编辑 刘杨)