

基于多块相对变换独立主元分析的故障诊断方法

石怀涛¹, 王雨桐¹, 李颂华¹, 刘建昌², 岳国栋^{1†}, 孙宏辉³

(1. 沈阳建筑大学 机械工程学院, 沈阳 110168; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 3. 新东北电气集团高压开关有限公司沈阳分公司, 沈阳 110027)

摘要: 针对复杂工业过程中故障诊断技术存在数据可分性差、噪声干扰、故障定位困难的问题,提出一种基于多块相对变换独立主元分析(MBRTICA)的故障诊断方法. 为了使所提取的故障特征具有可分性,采用相对变换原理与FastICA算法融合的方式构建相对变换独立主元分析方法(RTICA)用于检测故障的发生. 通过引入多块理论,将高维数据分成多个子块单元,并在每个子块单元内分别进行RTICA处理,确定故障发生的位置. 最后用电主轴轴承裂纹故障的实验对所提方法进行验证,实验结果表明,基于MBRTICA的故障诊断方法可提高数据的可分性,能够有效减少噪声,同时提高故障检测的精度,实现故障定位功能,全面地对故障进行分析.

关键词: 相对变换独立主元; 多块理论; 轴承裂纹故障; 故障检测; 故障定位

中图分类号: TP277

文献标志码: A

Fault diagnosis approach based on relative transformation ICA of multiblock

SHI Huai-tao¹, WANG Yu-tong¹, LI Song-hua¹, LIU Jian-chang², YUE Guo-dong^{1†}, SUN Hong-hui³

(1. College of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. New Northeast Electric Group High Voltage Switchgear Co. Ltd., Shenyang 110027, China)

Abstract: A fault diagnosis algorithm based on relative transformation independent component analysis(ICA) of multiblock(MBRTICA) is proposed to solve the problems caused by unsatisfactory data separability, noise interference and difficulties in tracing faults during the industrial complicated processes. In order to improve the separability of extracted fault features, relative transformation ICA method is used to detect the occurrence of faults by combining the relative transformation principle and FastICA algorithm. By introducing the multi-block theory, the high-dimensional data is divided into multiple sub-blocks, and the RTICA algorithm is performed in each sub-block unit to determine the location of the fault. The proposed algorithm is validated by the spindle experiment with bearing crack fault. The experimental results show that, the fault diagnosis algorithm based on MBRTICA can improve the separability of data and effectively reduce the noise, which can improve the fault detection precision, and realize the fault location function to carry out comprehensive fault analysis.

Keywords: relative transformation ICA; multi-block theory; bearing crack fault; fault detection; fault location

0 引言

伴随着复杂的作业环境和客观因素,工业过程中出现设备故障的现象频频发生^[1-2]. 因此,越来越多的故障诊断方法不断涌现出来,其中多元统计分析方法更易于实现,得到了故障诊断领域研究人员的广泛关注^[3]. 目前,主元分析法^[4](Principal component analysis, PCA)、偏最小二乘法^[5](Partial

least squares, PLS)等基于多元统计的故障诊断方法存在过程是线性的局限,很难正确应用于复杂的工业系统;而独立主元分析^[6](Independent component analysis, ICA)可以从训练信号中去除高阶统计量相关性,对处理非线性数据占尽了绝对优势^[7]. 在各类改进ICA算法中,FastICA因其收敛速度快,计算时间短而备受关注. 文献[8]将FastICA应用于滚动轴承

收稿日期: 2017-07-03; 修回日期: 2017-10-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51705341); 国家重点研发计划项目(2017YFC0703903); 辽宁省自然科学基金项目(2016010623); 沈阳市科技计划项目(17-231-1-28).

责任编委: 方京华.

作者简介: 石怀涛(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事电主轴故障诊断等研究; 王雨桐(1993—), 女, 硕士生, 从事电主轴故障诊断的研究.

[†]通讯作者. E-mail: sht@sjzu.edu.cn

故障诊断中,实现了源信号与噪声信号的分离,达到了降噪的目的;文献[9]提到FastICA可通过构造虚拟通道信号筛选出弱信号的频率,并成功应用于机械故障领域中。

尽管FastICA可以较好地分离强信号,但在实际应用中,噪声的存在常常会污染正常数据。为了减轻噪声对所提取信号的干扰,更好地区分数据的特性,有学者提出了形态小波与FastICA相结合的方法,在复杂的旋转机械振动信号中提取微弱的故障信息^[10];也有学者以连续小波变换和FastICA的方法来诊断单通道信号的滚动轴承早期的故障^[11]。但上述方法在降噪预处理时会使重构信号发生特征丢失的现象。因此,相对变换^[12]这种可以在保证数据完整的前提下提高数据可分性的概念逐渐被引用到故障诊断领域中。石怀涛等^[13]利用相对变换的概念,将原始空间中无法区分的数据在相对空间中区分开,并结合PCA和PLS提高故障诊断精度。此外,为了克服故障定位困难的问题,一种基于分层和多块统计模型的算法进入了研究者的视线。Qin等^[14]对多块PCA和PLS提供了全面的分析,得出多块理论可以有效地将大规模数据分成多个有意义的模块,提升了计算效率。另一方面,文献[15]提到采用多块偏最小二乘进行故障诊断,先将过程分为多个子块,再分别对每个子块进行监控,并找出发生故障的相应子块。

综上所述,为了解决工业过程中非线性数据区分能力弱、存在噪声干扰、故障定位难等问题,本文提出一种基于多块相对变换独立主元分析的故障诊断方法(MBRTICA)。该方法首先引入多块处理的思想,将整个过程划分成多个子块单元;然后在每个子块单元内分别进行RTICA处理,实现故障排查和识别;最后通过电主轴轴承裂纹故障实验验证MBRTICA方法真实有效。

1 基于MBRTICA的故障诊断方法

1.1 相对变换概念

相对变换^[16]的实质是将原始空间中不能区分的数据在相对空间中区分开来,提取有代表性的特征。利用该原理,将原始空间 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ (m 表示原始空间的样本数)中的每个数据点作为基向量来构建相对空间 V ,以任意点 u 到所有点的距离构建该点在 V 中的坐标,如下所示:

$$\Gamma: U \rightarrow V \subset R^m, \quad (1)$$

$$\Gamma_U(u_i): (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}) = v_i \in V. \quad (2)$$

其中: $u_i \in R^n$, n 表示原始空间的变量数; d_{ij} 表示 x_i 与 x_j 两个数据点之间的相对距离。

相对变换中常见的距离度量方法有欧氏距

离^[17]、Manhattan距离^[18]等。随着样本数的增加,距离度量能力是相应减弱的,相较于其他几种距离度量,欧氏距离在原始空间的区分能力是最佳的^[19],因此本文利用欧氏距离构建相对空间。

1.2 RTICA离线建模

RTICA是一种由相对变换理论与FastICA相结合而成的方法。实质是计算采样点之间的欧氏距离,将原始空间数据转换到相对空间,然后在相对空间中采用FastICA建立监测模型。具体步骤如下。

Step 1: 数据预处理。为了消除欧氏距离将各变量间的差别等同看待的问题,应在相对变换前对数据进行标准化处理。给定某采样集 $X_{m \times n}$ (m 为采样数, n 为变量数),利用下式进行标准化预处理,并将其矩阵记为 $Y_{m \times n}$:

$$Y_{ij} = (X_{ij} - u_j) / \sigma_j. \quad (3)$$

其中: u_j 为变量均值; σ_j 为第 j 个变量的标准差。

Step 2: 相对变换。将标准化后的采样数据经下式变换到相对空间,数据由原来的 $Y_{m \times n}$ 矩阵变换为 $Z_{m \times m}$ 矩阵:

$$d_e(y_i, y_j) = ((y_i - y_j)^T (y_i - y_j))^{1/2}, \quad (4)$$

其中 d 为采样点 i 到 j 之间的欧氏距离。

Step 3: ICA建模。本文采用基于负熵最大化的FastICA进行特征提取。首先对数据进行白化处理,通过下式获取白化矩阵 Q ,使数据具有更好的收敛性:

$$V = \Lambda^{-1/2} U^T, \quad (5)$$

$$Q = VZ. \quad (6)$$

其中: $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t)$, λ_i ($i = 1, 2, \dots, t$)表示协方差矩阵 $E\{ZZ^T\}$ 的前 t 个特征值,且特征值按从大到小的顺序排列; U 表示特征值对应的特征向量矩阵; Z 表示采样数据。根据文献[20]中描述的独立主元分析过程,可求得 d 个主要独立主元成分, e 个残差独立主元成分,以及相应的 W_d 、 W_e 和 B_d 、 B_e ,并通过下式求解相应的独立向量 $\hat{s}_d$ 和 $\hat{s}_e$,实现建模:

$$\hat{s}_d(k) = W_d z(k), \quad (7)$$

$$\hat{s}_e(k) = W_e z(k). \quad (8)$$

其中: W_d 和 B_d 为 d 个独立成分构成的分离矩阵和解混矩阵, W_e 和 B_e 为剩余独立成分构成的分离矩阵和解混矩阵, $z(k)$ 为某一时间的采样数据。

利用RTICA方法进行故障检测具有以下特点:抑制噪声污染;提高数据间的可分性,提取更有代表性的信息;操作简单,适用广泛。

1.3 多块理论

多块处理因其具有分散式监控的特点,已逐渐应用到故障诊断领域中^[21]。该方法可以将整个过程分

为多个有意义的单元,然后在每个单元中具体监控,将故障缩小在一个特定的单元中.分块原则不是固定的,可通过采集信号对变量划分或是根据设备位置划分.可将其输入振动信号以矩阵 X 的形式呈现,如下所示:

$$X = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1i} & a_{1(i+1)} & \cdots & a_{1(n-1)} & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2i} & a_{2(i+1)} & \cdots & a_{2(n-1)} & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mi} & a_{m(i+1)} & \cdots & a_{m(n-1)} & a_{mn} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

分块处理是将矩阵 X 按列划分为多个子块,这里以分成4个子块单元为例,将 X 分别划分为 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 ,有

$$X_1 = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} \end{bmatrix}, X_2 = \begin{bmatrix} a_{13} & a_{1i} \\ a_{23} & a_{2i} \\ \vdots & \vdots \\ a_{m3} & a_{mi} \end{bmatrix},$$

$$X_3 = \begin{bmatrix} a_{1(i+1)} & a_{1(n-2)} \\ a_{2(i+1)} & a_{2(n-2)} \\ \vdots & \vdots \\ a_{m(i+1)} & a_{m(n-2)} \end{bmatrix}, X_4 = \begin{bmatrix} a_{1(n-1)} & a_{1n} \\ a_{2(n-1)} & a_{2n} \\ \vdots & \vdots \\ a_{m(n-1)} & a_{mn} \end{bmatrix}.$$

由此,可将式(9)记作以下形式:

$$X = [X_1 \ X_2 \ X_3 \ X_4]. \quad (10)$$

通过分块划分后,分别对子块进行单独处理,一旦在某个子块单元检测出故障,便可以得到故障发生的大体位置,方便寻找故障源.

1.4 基于MBRTICA的故障诊断方法

考虑到工业过程中数据的复杂性和工艺要求的高标准,本文利用RTICA检测故障,融入多块理论实现故障定位,构建完整的故障诊断流程.该方法的具体步骤如下.

1) 离线建模.

Step 1: 采集样本数据 $X_{m \times n}$.

Step 2: 标准化预处理,得到 $Y_{m \times n}$.

Step 3: 将标准化后的 $Y_{m \times n}$ 划分成多个子块单元 $Y_1, Y_2, \dots, Y_y$.

Step 4: 对各个子块单元进行相对变换,形成多个 $m \times m$ 维矩阵.

Step 5: 进行RTICA建模,对每一子块单元分别求取白化矩阵 Q ,提取独立主元和残差主元,以及分离矩阵 W_d 和 W_e ,计算各子块单元的3个统计量 I^2 、 I_e^2 、SPE及其控制限,建立 y 个RTICA模型.其中: I^2 是主要模型的监测统计量,是 k 时刻主要独立主元估计值 $\hat{s}(k)$ 的标准平方和,表示模型内部的特征,定义为

$$I^2(k) = \hat{s}_d^T(k) \hat{s}_d(k); \quad (11)$$

I_e^2 是辅助模型的监测统计量,当选择的独立主元个数不恰当时, I_e^2 监测统计量采用未被选中的独立主元估计值 $\hat{s}_e$ 补偿选择的误差,定义为

$$I_e^2(k) = \hat{s}_e^T(k) \hat{s}_e(k); \quad (12)$$

SPE监测统计量代表了数据中残差模型的变化,在采样的第 k 时刻,定义为

$$\text{SPE} = e^T(k) e(k), \quad (13)$$

$$e(k) = z(k) - \hat{z}(k), \quad (14)$$

这里 $\hat{z}(k) = \text{SPE}^{-1} B_d \hat{s}_d(k)$.通过核密度估计方法计算统计量的概率密度函数,根据99%的置信区间确定临界值,计算控制限.

2) 在线监测.

Step 1: 在线采集新数据 X_{new} .

Step 2: 标准化处理 Y_{new} .

Step 3: 根据离线数据分块的规则,将在线数据分成 y 个子块单元.

Step 4: 对各个子块单元数据进行相对变换.

Step 5: 求取各个子块单元的3个统计量 I_{new}^2 、 $I_{e\text{new}}^2$ 和 SPE_{new} .

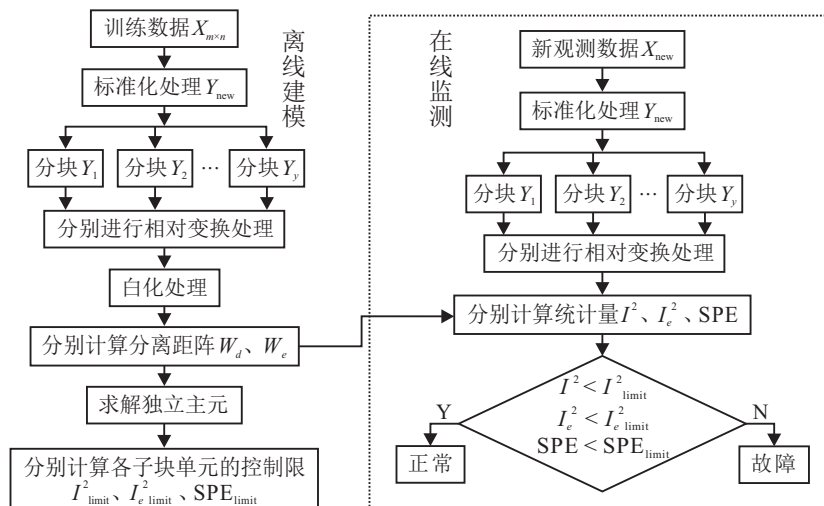


图1 基于MBRTICA方法的故障诊断流程

Step 6: 对比在线数据子块单元的统计量和对应离线数据子块单元的统计量控制限,超过统计量控制限的数据为故障数据,未超过的为正常数据.当某子块的统计量超出控制限时,可判断故障发生在该子块内.基于MBRTICA方法的故障诊断流程如图1所示.

1.5 MBRTICA 离线建模的复杂度分析

从空间复杂度角度分析,RTICA方法的输入矩阵为 $X \in \mathbf{R}^{m \times n}$ (m 为采样数, n 为变量数),变换到相对空间后的矩阵 $X^R \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 与原始空间相比是增大的;本文提出的基于MBRTICA方法是将输入矩阵分块处理后进行RTICA计算的, n 维矩阵被分成 k 个低维矩阵,由于数据大小未发生变化,空间复杂度并没有减少,相对变换后的每个低维矩阵依然为 $X_i^R \in \mathbf{R}^{m \times m}$ ($i = 1, 2, \dots, k$).因此,相比于ICA方法, $m \times n$ 的数据空间更加复杂.从时间方面考虑,由于相对变换算法、多块理论的加入,MBRTICA算法的复杂度也会相应增加,离线检测时间会比ICA方法略慢.尽管MBRTICA设计的较为复杂,但该模型是在离线状态下建立的,因此不会影响在线监测的实时性.

2 仿真实验与结果分析

本次实验以电主轴轴承裂纹故障为研究对象,轴承裂纹对振动信号的响应往往与裂纹所处的轴向位置、裂纹深度以及受力有关.当轴承裂纹存在时,轴每旋转一周,裂纹就开闭一次,对振动的影响比较复杂,常伴有二倍频、三倍频等高频成量的变化.

本文应用的设备是由北京航天智控监测技术研究所提供的,整套系统主要包括AIC9916FS设备故障综合模拟诊断分析系统、NET8000振动信号测试仪、加速度振动传感器和电主轴系统试验平台.基于MBRTICA方法的实验是以每个通道作为一个变量,共16个通道变量,其中16个通道以电主轴故障模拟系统设备位置划分为4个子块单元,如图2所示.每个子块单元有4种通道数据,包括水平、径向和垂直等方向.

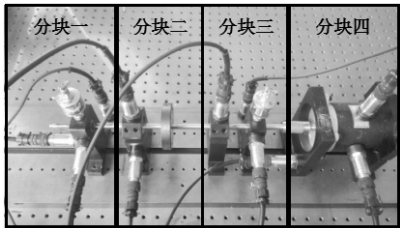


图2 电主轴系统裂纹故障模拟装置图

正常工况下采集1000组数据用于离线建模,根据式(9)和(10)将通道变量分为4个子块,并分别做相对变换处理.将每一子块的 1000×4 矩阵变为

1000×1000 的相对空间矩阵后,采用RTICA进行离线建模,计算统计量及其控制线;采集400组数据用于在线监测,并在第110个采样点引入裂纹故障,按上述方式将新采集的数据分成4个子块,并计算其对应的3个统计量 I^2 、 I_e^2 、SPE,将每一子块的统计量与对应的离线子块模型 I_{limit}^2 、 $I_{e\text{limit}}^2$ 、 $\text{SPE}_{\text{limit}}$ 比较,超出控制限的部分为故障,并定位到某一个子块内,实现故障诊断的定位.

为了使该方法更具说服力,本文采用ICA方法在相同实验条件下进行检测,并与MBRTICA方法进行对比.图3所示的是基于ICA方法的故障检测图,从中可以看出该方法对电主轴裂纹故障的故障检测效果较为理想.从表1可以看出,ICA的故障检测率高达90%以上,但仍有多处存在误报.

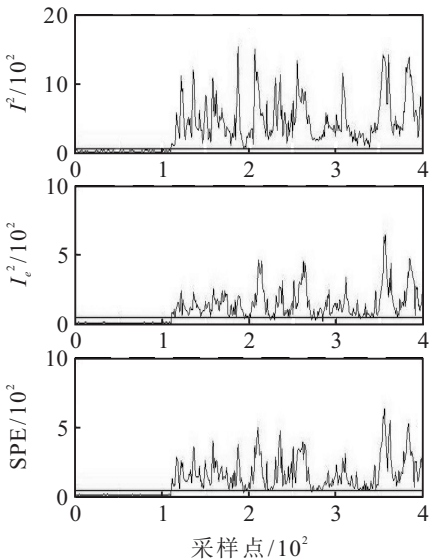


图3 基于ICA方法的故障检测图

表1 基于轴承裂纹故障的ICA故障检测参数

统计量	故障检测率/%	离线检测时间/s	在线检测时间/s
I^2	93.68	4.299 1	0.353 5
I_e^2	92.52		
SPE	94.63		

利用MBRTICA方法得到4个子块单元的故障检测和贡献图,如图4所示.由图4(a)和图4(e)可知,故障发生在分块一内.该方法能够准确地在第110个采样点处检测出故障,并具有良好的故障识别持续性.从图4(b)~图4(d)的图形上看,分块二、分块三和分块四虽然也有波动变化,但很少有超出控制限的数据被检测出来,分块二、分块三和分块四在第110个采样点以后的波动变化是因为引入了裂纹故障,整个设备的振动变大,信号数据浮动变大,高于正常数据,由于这3个分块的位置距离故障源比较远,虽有数据变化,但并未超出控制限.

由表2可知:MBRTICA方法的统计量对故障数据的敏感度最高可达100%,表明该方法检测效率更高,效果更好;而分块二、分块三和分块四的故障检测率则相对较低,几乎检测不出故障发生,因此有效排除了故障发生位置的可能性,表明该方法对故障定位具有明显的效果。

表 2 基于MBRTICA方法的故障检测参数

统计量	故障检测率/%				离线检测 时间/s	在线检测 时间/s
	分块一	分块二	分块三	分块四		
I^2	99.56	30.52	12.56	19.47		
I_e^2	100.00	10.78	17.98	23.26	5.913 6	0.500 7
SPE	100.00	6.01	13.73	8.38		

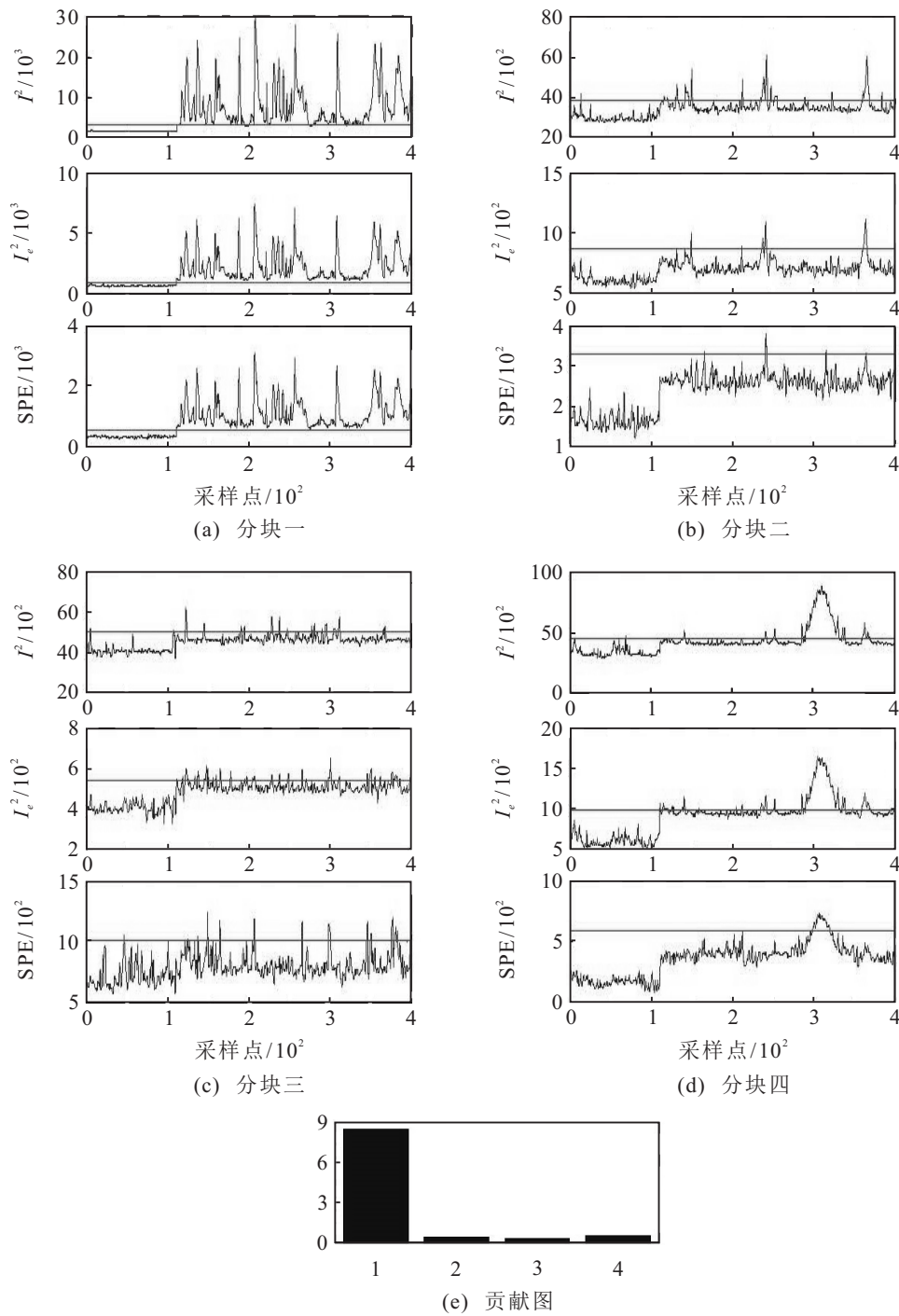


图 4 基于MBRTICA方法的分块故障诊断和贡献

3 结 论

为了避免故障诊断技术不受数据可分性弱、存在噪声干扰、追溯故障源困难等问题的困扰,本文提出了一种基于多块相对变换独立主元分析的故障诊

断方法. 该方法利用相对变换原理对过程数据进行降噪,提高数据的可分性,并结合FastICA提取非线性过程的特征信息,达到故障检测目的;同时融入多块原理,将过程数据合理地划分为多个子块单元,实现

故障定位的功能,构成了完备的故障检测与定位流程;以电主轴轴承裂纹为实验背景,将MBRTICA方法应用于电主轴轴承裂纹故障的诊断中.实验结果表明,MBRTICA可以同时准确地检测故障是否发生,以及故障发生的位置,有效解决了现如今故障诊断技术的难题,具有理想的应用价值和广阔的发展前景.

参考文献(References)

- [1] 李晗,萧德云.基于数据驱动的故障诊断方法综述[J].控制与决策,2011,26(1): 1-9.
(Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9.)
- [2] 彭开香,马亮,张凯.复杂工业过程质量相关的故障检测与诊断技术综述[J].自动化学报,2017,43(3): 349-365.
(Peng K X, Ma L, Zhang K. Quality-related fault detection and diagnosis techniques for complex industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3): 349-365.)
- [3] Rodriguez L P F, Cedeño M V, Sánchez M C. Optimal sensor network upgrade for fault detection using principal component analysis[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2016, 55(8): 2359-2370.
- [4] Ding S, Zhang P, Ding E, et al. On the application of PCA technique to fault diagnosis[J]. Tsinghua Science and Technology, 2010, 15(2): 138-144.
- [5] Yin S, Zhu X, Kaynak O, et al. Improved PLS focused on key-performance-indicator-related fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1651-1658.
- [6] Chen M C, Hsu C C, Malhotra B, et al. An efficient ICA-DW-SVDD fault detection and diagnosis method for non-gaussian processes[J]. Int J of Production Research, 2016, 54(17): 1-11.
- [7] Ajami A, Daneshvar M. Data driven approach for fault detection and diagnosis of turbine in thermal power plant using independent component analysis[J]. Int J of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 728-735.
- [8] 张俊红,李林洁,马文朋,等.EMD-ICA联合降噪在滚动轴承故障诊断中的应用[J].中国机械工程,2013,24(11): 1468-1472.
(Zhang J H, Li L J, Ma W P, et al. Application of EMD-ICA to fault diagnosis of rolling bearings[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(11): 1468-1472.)
- [9] 徐春生.弱信号检测及机械故障诊断系统研究[D].天津:天津大学,天津大学机械工程学院,2008: 37-40.
(Xu C S. Weak signal detection and research on mechanical fault diagnosis system[D]. Tianjin: Faculty of Mechanical Engineering, Tianjin University, 2008: 37-40.)
- [10] 朱培鑫.基于振动信号的旋转机械故障特征提取方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学动力与能源工程学院,2014: 55-60.
(Zhu P X. Research of rotating machinery fault feature extraction based on vibration signal[D]. Harbin: College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, 2014: 55-60.)
- [11] 吴强,孔凡让,何清波,等.基于小波变换和ICA的滚动轴承早期故障诊断[J].中国机械工程,2012,23(7): 83-88.
(Wu Q, Kong F R, He Q B, et al. Early fault diagnosis of rolling element bearings based on wavelet transform and independent component analysis[J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(7): 83-88.)
- [12] Sun Y, Wen G, Malhotra B. Cognitive gravitation model-based relative transformation for classification[J]. Soft Computing, 2017, 21(18): 5425-5441.
- [13] 石怀涛,刘建昌,薛鹏,等.一种改进的马氏距离相对变换主元分析方法及其故障检测应用[J].自动化学报,2013,39(9): 1533-1542.
(Shi H T, Liu J C, Xue P, et al. Improved relative-transformation principal component analysis based on mahalanobis distance and its application for fault detection[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(9): 1533-1542.)
- [14] Qin S J, Valle S, Piovoso M J. On unifying multiblock analysis with application to decentralized process monitoring[J]. J of Chemometrics, 2001, 15(15): 715-742.
- [15] Sang W C, Lee I B. Multiblock PLS-based localized process diagnosis[J]. J of Chemometrics, 2005, 15(3): 295-306.
- [16] 唐勇波,彭涛,熊印国,等.相对变换主元分析的变压器油击穿电压预测[J].仪器仪表学报,2015,36(7): 1640-1645.
(Tang Y B, Peng T, Xiong Y G, et al. Breakdown voltage prediction method for transformer oil based on relative transformation principal component analysis[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1640-1645.)
- [17] Bhensle A C, Raja R. An efficient face recognition using PCA and euclidean distance classification[J]. Int J of Computer Science and Mobile Computing, 2014, 3(6): 407-413.
- [18] Selvi R, Kumar S S, Suresh A. An intelligent intrusion detection system using average manhattan distance-based decision tree[M]. New Delhi: Springer, 2015: 205-212.
- [19] 文贵华.面向机器学习的相对变换[J].计算机研究与发展,2008,45(4): 612-618.
(Wen G H. Relative Transformation for Machine Learning[J]. J of Computer Research and Development, 2008, 45(4): 612-618.)
- [20] Rinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[M]. Massachusetts: MIT Press, 1997: 63-67.
- [21] 王雅琳,何巍,桂卫华,等.基于多块KPCA和SDG的故障诊断方法[J].控制与决策,2013,28(10): 1473-1478.
(Wang Y L, He W, Gui W H, et al. Fault diagnosis method based on MBKPCA and SDG[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1473-1478.)

(责任编辑:齐 霖)