

基于感测线圈和 KPCA 的电机轴承故障检测*

张世荣, 程 琴, 张芳芳
(武汉大学 动力与机械学院, 湖北 武汉 430072)

摘 要: 在电机定子中嵌入感测线圈并结合核主元分析(KPCA)进行电机轴承的故障检测。8 只线圈分别嵌入电机定子的前端和后端,通过分时复用形成 6 组反应电机状态的差动信号。针对 6 组感测信号与电机状态间的非线性特征,采用 KPCA 进行多变量分析。着重介绍分析了 KPCA 故障检测的算法、监测指标和步骤。最后,用机车变压器油泵电机为对象开展了试验研究,验证了所提电机轴承故障监测方法的有效性和正确性。

关键词: 感测线圈; 轴承故障; KPCA 算法; 转子偏心; 油泵

中图分类号: TM 307 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2018)04-0098-07

Fault Detection of Motor Bearings Based on Detection coils and KPCA Algorithm*

ZHANG Shirong, CHENG Qin, ZHANG Fangfang

(School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The embedded coils and kernel principal component analysis (KPCA) together were proposed to detect the bearing faults. 8 detection coils were firstly embedded into the front and rear ends of the motor stator, respectively; and they form 6 groups of differential signals by time-sharing multiplexing. The differential signals reflect the operation status of the motor; however, the relationship between the differential signals and motor status was nonlinear. Thus, we employ KPCA to deal with the problem of nonlinearity. The algorithm, detection statistics and steps of KPCA were investigated. Finally, an oil pump was used to carry out the experimental studies. The experiment results were presented to prove the validity and correctness of the proposed fault detection method.

Key words: detection coil; bearing failure; KPCA algorithm; rotor eccentricity; oil pump

0 引 言

电机被广泛应用于工业生产及其他领域。为了确保生产安全,避免由电机故障引起的事故灾难和重大经济损失,对电机进行早期故障检测与诊断具有重要意义^[1-2]。统计表明,电机故障主要分为:定子故障(38%),转子故障(10%),轴承故障(40%)和其他故障(12%)^[3]。可见,轴承故障是电机故障的主要形式,实时对轴承故障进行检测尤为重要。电机轴承故障体现为定转子间隙(径向)或相对位置(轴向)的变化。由于电机定转子空气间隔小,这些变化轻则使气隙磁场产生

畸变,加重电机负重,恶化各项性能指标;重则导致定转子的直接摩擦甚至烧毁电机^[4-6]。

电机故障研究备受国内外关注。目前,较多研究依据振动信号进行故障诊断,如基于振动信号的频谱、时域、幅值域分析法及小波分析法等^[7]。当电机出现各种故障时,故障也将被调制到定子电流,故定子电流也能反映电机故障。文献[8]研究了电机振动信号及定子电流中的故障特征频率,并提出基于定子电流的频谱分析法(Motor Current Signal Analysis, MCSA)用于轴承故障检测。由于定子电流信号方便监测,使得基于电流的故障诊断得到广泛关注。但定子电流中的

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51475337)

作者简介: 张世荣(1975—),男,副教授,硕士生导师,研究方向为检测技术与智能系统、复杂工业系统能效优化。

故障信号易被基频、电流噪声或其他干扰源淹没,故基于电流信号的故障检测方法的准确性有待于进一步研究^[9-10]。另外,很多大型电动机工作环境恶劣,温度变化、机械振动、外界磁场等都会影响故障信息,导致基于定子电流的电机故障检测方法难以成功应用于现场。

电机轴承故障最终反应为定转子间隙及相对位置的变化,若能直接检测这两个机械参数即可判断轴承状态。鉴于空间的限制,无法在电机内部安装各种商用位移传感器。为此,本文采用在定子中预埋感测线圈对的测量方法。线圈的感应电压信号与轴承故障之间存在确定关系;但关系复杂,存在非线性特征,且感测线圈输出信号难以标定。为此,本文采用核主元分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)算法,通过对感测线圈信号进行自学习以实现电机轴承故障判别。本文以变压器冷却油泵电机为试验对象,设计了监测装置,实现了监测算法,并通过试验验证了本文提出的轴承故障监测方法,获得了满意结果。

1 轴承状态的感测方法

1.1 感测线圈的原理及布置

为了对电机定转子间隙及相对位置进行全方位位移监测,本文在文献[11]的启发下布置了如图1所示的8只感测线圈。前端安装C1、C3及C2、C4线圈;将其分为两对,线圈对C1、C3面对面对称布置,C2、C4也面对面对称布置。后端C5、C7及C6、C8线圈的布置方法与前端相同。以C1为参考,从左侧看去,C1~C4分别布置于0°、90°、180°和270°。线圈的安装方法如图1所

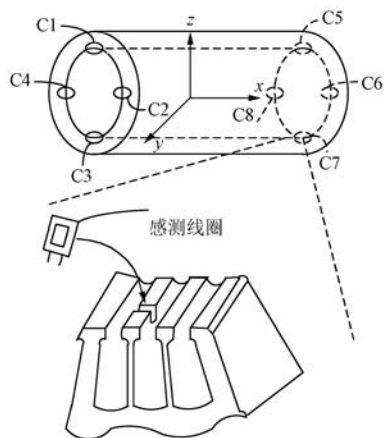


图1 感测线圈布置示意图

示,在定子齿中刻槽,线圈先绕制在扁平骨架上再套入定子齿槽。线圈的匝数取决于电机容量及线圈包围的面积。

电机转子在轴向只有一维自由度(图1所示 x 轴),C2、C4及C6、C8用于轴向位移检测。当定转子之间出现轴向位移 Δx 时,如图2所示,感测线圈所围面积的磁阻会发生改变。以图2中C2、C6线圈对为例,转子轴向位移后,C2线圈输出基本不变,而C6线圈所围面积磁阻变大,C6输出减小。将C2、C6线圈串联构成差动输出信号,消除电机负载变化及电压波动等干扰量的影响。经过处理的差动信号即可反映电机的轴向位移。

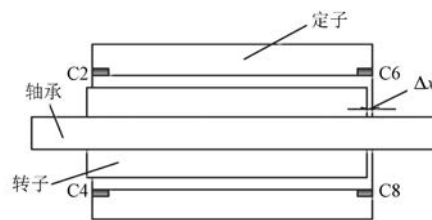


图2 轴向位移检测

与轴向位移相比,径向位移自由度大,转子任一端都可在平面内发生位移。图3以转子发生 z 轴正方向位移为例进行说明。设定转子之间的正常间隙为 d ,当转子在 z 轴正方向产生 Δz 偏移时,C1、C5线圈侧间隙变小,磁阻减小,而C3、C7侧磁阻变大。故转子在 z 轴方向的径向位移将导致感测线圈C1、C3、C5、C7输出信号发生变化。将C1、C3线圈对及C5、C7线圈对进行差动处理,以消除负载及电压波动的影响。可见,差动处理后的输出信号与转子的 z 轴径向位移相关。同理, y 轴径向位移可由C2、C4线圈对和C6、C8线圈对的差动输出信号反映。以上分析了 z 轴和 y 轴两种特殊情况下的径向位移。实际上,转子在 y - z 平面内任何角度的径向位移,也能反映为感测线圈的信号变化。可见,感测线圈C2、C4、C6、C8既用作轴向位移检测也用作径向位移检测,本

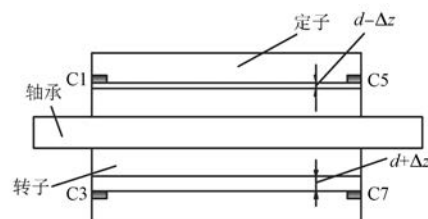


图3 径向位移检测

文采用分时检测的方法复用这 4 只线圈。

1.2 信号采集与处理

如图 1 所示,感测线圈包围了电机主磁路上的一定面积,电机定子间的交流磁通会在感测线圈中产生 50 Hz 感应电压,这是感测线圈输出的主信号。另外,当电机转子旋转时,转子齿条也会影响每个感测线圈所包围面积的磁阻,进而在感测线圈中叠加高频信号,高频信号的频率取决于电机转速及转子结构。图 4 以 C1-C3 线圈对为例,线圈输出信号包含低频主信号及高频叠加信号。C1、C3 面对面对称布置,故输出信号相位差 180°。C1、C3 反向串联后的差动输出为主信号差及高频信号,并能有效消除负载及供电电压波动带来的干扰。

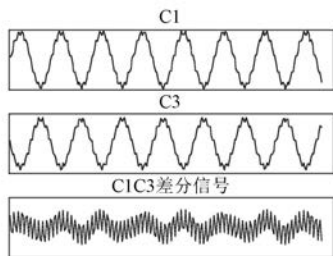


图 4 C1、C3 线圈差动输出示意图

当电机轴承发生径向位移时,转子与感测线圈的相对位置发生变化;随着转子的旋转,体现为差动线圈高频输出信号的幅值变化,故高频信号为径向位移检测的有效信号,而低频信号为干扰。为了滤除干扰信号,本文采用数字高通滤波器对径向感测差动信号进行处理,滤除 50 Hz 低频信号,保留叠加的高频信号。另外,径向位移的变化体现为高频信号的幅值变化。本文用信号的均方根值(真有效值)来进行评估。

转子发生轴向位移时,感测线圈在磁场中的有效感应面积发生变化,体现为差动线圈输出低频信号的幅值变化,输出信号中同样叠加高频信号,但转子的轴向位移不影响高频信号的幅值(即高频信号对轴向位移不敏感)。所以,低频信号为轴向位移检测的有效信号,而高频信号为干扰。为此,采用数字低通滤波器对轴向差动信号进行处理,滤除高频信号,保留 50 Hz 低频信号,再计算信号的均方根值。

图 5 所示为故障监测系统的信号处理流程。

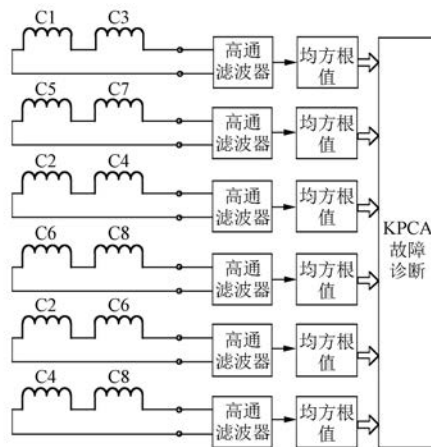


图 5 数据处理流程图

C2、C4、C6、C8 4 个线圈通过切换电路分时用于轴向和径向测量,最终形成 6 组差动信号输出,用于转子 x 、 y 、 z 全方位位移监测。图 5 中 6 组差动信号为轴承监测提供了依据,将轴承故障监测转换为包含 6 个变量的多元故障检测问题。6 个变量与轴承故障之间关系复杂,呈现非线性特征,以下将采用主元分析法(Principal Component Analysis, PCA)来解决该问题。

2 基于 KPCA 的电机轴承故障检测

2.1 KPCA

KPCA 目前广泛用于描述系统特征,通过一定的计算方法获取多元系统的关键影响因子,从而简化系统的分析过程^[12]。PCA 用主成分变量(主元)来表达原始变量的主要特征,能有效地实现系统的降维,所以广泛应用于故障诊断、数据压缩、信号处理和模式识别等领域,能有效处理线性关系数据,但在应对非线性数据时难以获得满意效果。为了应对非线性问题,学者们将支持向量机(Support Vector Machine, SVM)中的核空间^[13]概念引入 PCA,形成 KPCA^[14]。KPCA 将低维线性不可分数据映射到高维空间使之成为线性可分数据,在高维空间中再利用 PCA 进行降维。KPCA 是非线性对象故障监测的有效工具。

2.2 基于 KPCA 的故障检测方法

安装感测线圈后,电机轴承状态将反映为 C1C3、C5C7、C2C4、C6C8、C2C6、C4C8 线圈对的信号输出。将这 6 组信号组成故障检测的输入变

量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N \in \mathbf{R}^{6 \times 1}$, N 为样本个数。为了消除幅值对建模影响, 首先需要对测量信号进行标准化处理, 以 $\mathbf{x}_j$ 表示为标准化后的数据。用非线性函数 $\varphi(\cdot)$ 将输入数据从原始空间映射到高维特征空间 $\mathbf{F}$, $\varphi(\mathbf{x}_j)$ 的协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 为

$$\mathbf{C}^F = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \varphi(\mathbf{x}_j) \varphi(\mathbf{x}_j)^T \quad (1)$$

式中: λ ——特征值;

$\mathbf{V}$ ——特征向量, 满足 $\lambda \mathbf{V} = \mathbf{C}^F \mathbf{V}$ 。

非线性函数 $\varphi(\cdot)$ 不易求得, 因此使用核函数, 将核函数定义为 $\mathbf{K} (\mathbf{K} \in \mathbf{R}^{N \times N})$, 其元素

$$K_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{c}\right) \quad (2)$$

归一化特征向量 $\mathbf{V}_k$, 即 $(\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_k) = 1$, 则可得样本 $\mathbf{x}$ 在特征向量 $\mathbf{V}_k$ 方向上的得分值为

$$t_k = \langle \mathbf{V}_k, \varphi(\mathbf{x}) \rangle = \sum_{i=1}^N \alpha_i^k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (3)$$

式中: α_i^k ——核矩阵第 k 个特征值对应特征向量的第 i 个系数。

与 PCA 算法一样, 数据需要在特征空间标准化, 此过程通过用 $\tilde{\mathbf{K}}$ 取代 $\mathbf{K}$ 来实现:

$$\tilde{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{I}_n \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_n \mathbf{K} \mathbf{I}_n \quad (4)$$

$$\text{其中, } \mathbf{I}_n = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{N \times N}。$$

Hotelling T^2 统计量和 SPE 统计量为故障诊断提供了 2 种有效指标。 T^2 统计量定义为^[15]

$$T^2 = [t_1, t_2, \dots, t_p] \mathbf{A}^{-1} [t_1, t_2, \dots, t_p]^T \quad (5)$$

式中: p ——采用累积贡献率法 (Cumulative Percent Variance, CPV) 确定的主元个数;

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_p \end{bmatrix}^{-1} \quad \text{——前 } p \text{ 个特征值}$$

组成的对角矩阵的逆。

T^2 的控制限为

$$T_\alpha^2 = \frac{p(N^2 - 1)}{N(N - p)} F_{p, N-p; \alpha} \quad (6)$$

式中: N ——采样值个数;

p ——主元个数;

$F_{p, N-p; \alpha}$ ——具有 p 和 $N-p$ 个自由度, 置信水平为 α 的 F 分布的临界值。

SPE 统计量定义为^[15]

$$\text{SPE} = \sum_{j=1}^N t_j^2 - \sum_{j=1}^p t_j^2 \quad (7)$$

其控制限计算如下

$$\text{SPE}_\alpha = g \chi_{h; \alpha}^2 \quad (8)$$

式中: $\chi_{h; \alpha}^2$ ——自由度 h 、置信度为 α 的卡方分布。

定义正常情况下的 SPE 统计量的均值和方差分别为 a 、 b , 则 g 和 h 可用 $g = b/(2a)$ 和 $h = 2a^2/b$ 来近似^[15]。

与基于 PCA 的故障诊断类似, 通过将 T^2 、SPE 统计量与其控制限对比即可判别监控对象是否出现故障。

2.3 KPCA 轴承故障检测步骤

KPCA 故障监测的基本路线为先选择一段正常工况下的运行数据作为训练样本, 建立 KPCA 模型, 并计算相应的控制限。然后再利用已建立的 KPCA 模型计算实时数据的统计检测指标 (T^2 和 SPE), 并与相应的控制限对比, 以确定监控对象的故障状态。故基于 KPCA 的故障监测分为离线建模及在线检测两个环节。

2.3.1 离线建立 KPCA 模型

(1) 选取正常工况下的运行数据, 将其标准化得 $\mathbf{x}_k (\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{6 \times 1}), k = 1, 2, \dots, N$;

(2) 按式(2)选择径向基核函数设置合适的核参数 c , 计算核矩阵 $\mathbf{K}$, 再将核矩阵按式(4)中心化处理得到 $\tilde{\mathbf{K}}$;

(3) 解特征方程 $N\lambda\alpha = \tilde{\mathbf{K}}\alpha$, 获得特征向量 α 和特征值 λ , 将其按特征值由大到小的顺序排序并标准化, 并联立式(2)、式(3)获得得分值;

(4) 按式(6)和式(8)计算统计检测指标 T^2 和 SPE 的控制限。

2.3.2 在线故障诊断

(1) 采集实测样本, 并将其标准化处理, 得 $\mathbf{x}_t (\mathbf{x}_t \in \mathbf{R}^{6 \times 1})$ 。

(2) 通过 $K_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) =$

$\exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{c}\right)$, 计算出其核矩阵。其中, $\mathbf{x}_j$

是正常运行情况下的数据, $\mathbf{x}_j (\mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^{6 \times 1}), j = 1, 2, \dots, N$ 。并用 $\tilde{\mathbf{K}}_t = \mathbf{K}_t - \mathbf{I}_t \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_t \mathbf{K} \mathbf{I}_n$ 将核矩阵

中心化。其中, $I_l = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{l \times N}$, l 为

测试样本个数。

(3) 对新的测量数据 $\mathbf{x}_t$, 联立式(2)、式(3) 计算其得分。

(4) 按式(5)和式(7)计算测量数据的 T^2 和 SPE 统计量。

(5) 如果 T^2 和 SPE 统计量超过其控制限, 表示有故障发生。

3 试验验证

为了验证本文提出的基于 KPCA 的电机轴承故障监测方法, 以机车变压器油泵为对象进行了试验。先在油泵电机中嵌入 8 只感测线圈, 并用单片机设计了外部数据接收和处理的装置。为了在试验中获得电机轴承故障状态下的数据, 在电机前端轴承单侧添加垫片, 人为造成转子偏心。更换不同厚度的垫片可调整转子的偏心程度。在试验中采用了 0.1 和 0.2 mm 两种厚度垫片。为了进一步分析电机负载对故障监测算法的影响, 本文还分别在空载和负载两种状态下进行了试验。

3.1 油泵空载试验

首先在油泵空载状态下进行试验。将嵌入电机定子的 8 只线圈所形成的 6 组差动信号作为 KPCA 的变量。油泵电机空载运行稳定后, 先采集无偏心情况下的 60 个样本用于训练 KPCA 模型。然后在无偏心、加 0.1 mm 垫片以及加 0.2 mm 垫片情况下分别采集 60 组样本。将这 180 组样本作为校验样本, 对校验样本进行 KPCA 分析, 结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出, 在油泵电机空载状态下, 当转子出现偏心故障(添加 0.1 和 0.2 mm 垫片)时, 校验样本的 T^2 和 SPE 统计量均在 99% 控制置信限以上, 检出了故障。无偏心状态下, 校验样本统计量大部分处于控制限下, 仅有少数样本受干扰因素影响, 其统计量超过控制限。可见, 在油泵空载状态下, KPCA 能有效检测故障。

3.2 油泵负载试验

为了验证 KPCA 算法在负载工况下的检测效果, 在油泵负载状态下开展了多组试验。在额定

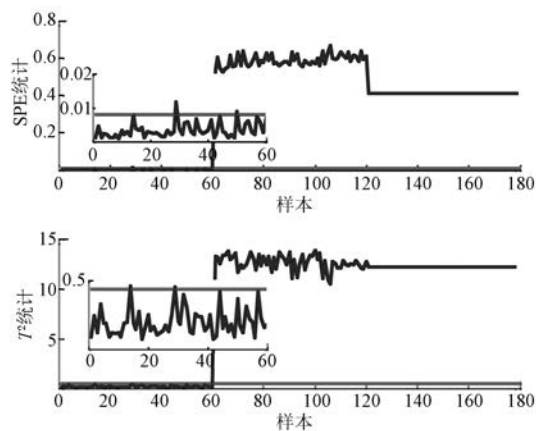


图 6 空载状态下过程监控图

电压、额定流量状态下, 待油泵电机运行稳定后先采集 60 组无偏心数据作为训练样本, 建立 KPCA 模型。在相同工况下采集另外 180 组数据作为校验样本。前 60 组和后 60 组样本为无偏心状态下获得, 中间 60 组样本为添加 0.2 mm 垫片后所得。用 KPCA 模型对校验样本进行监测, 其统计量如图 7 所示。

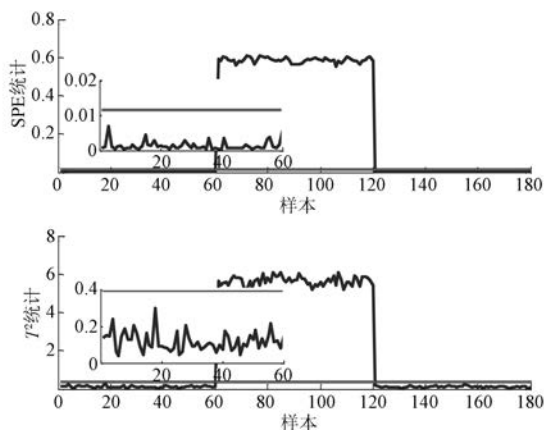


图 7 额定工况下过程监控图

在油泵额定工况下, 电机轴承添加 0.2 mm 的垫片后, 样本统计量均大于其控制限; 无垫片时, 样本统计量均低于控制限。可见, 在油泵电机负载状态下, KPCA 方法仍能有效检测出轴承故障。

在额定电压、1.2 倍额定流量工况下进行试验。先采集该工况下无偏心稳定数据作为训练样本, 建立 KPCA 模型; 另采集无偏心及添加 0.2 mm 垫片后各 60 组数据作为校验样本, 样本统计量如图 8 所示。

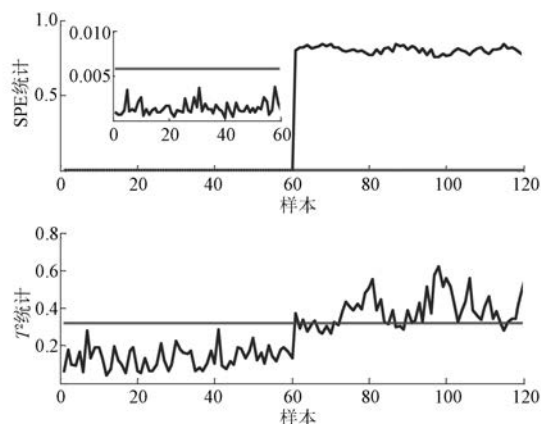


图8 额定电压、1.2倍额定流量工况监控图

从图8可以看出, T^2 统计量和 SPE 统计量都能检测出轴承偏心故障。 T^2 统计量的超调并不明显, 但 SPE 统计量监测效果显著, 能有效检测出该状态下的轴承故障。同理, 本文对 0.9 倍电压、额定流量状态下的数据也进行了统计量分析, 结果如图9所示。由图9可以看出, T^2 和 SPE 统计量在轴承偏心时超调明显, 故障检测效果良好。

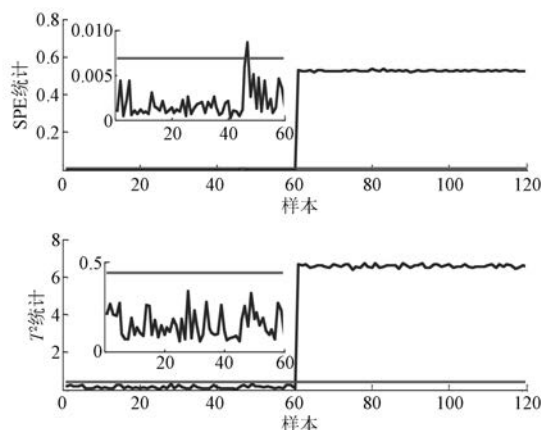


图9 0.9倍电压、额定流量状态下

以上结果表明, 以同种工况下无偏心数据作为训练样本, KPCA 算法能有效检测出此工况下的轴承偏心故障。

由试验数据可知, 电机工作状态的变化会影响感测线圈的输出信号, 给故障检测造成干扰。为此, 本文对跨工况下的故障监测进行探索。先取额定状态电机转子无偏心数据为训练样本, 建立 KPCA 模型; 再在 0.9 倍额定电压、额定流量工

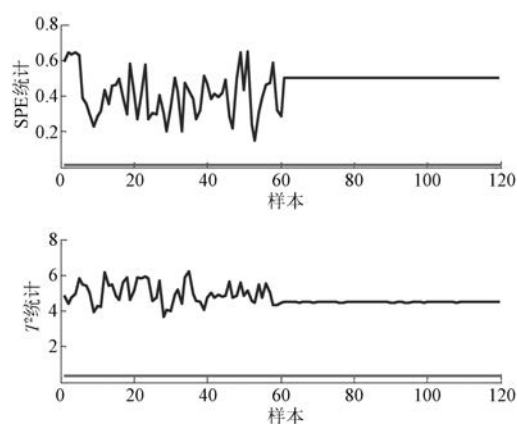


图10 变工况下过程监控图

况下, 取无偏心数据及添加 0.2 mm 垫片后数据各 60 组构成校验样本。校验样本的统计量如图10所示。

从图10可以看出, 校验样本的统计量均大于控制限, 故对无偏心状态下的校验样本出现了误判。这种误判源于训练样本和校验样本的工况差别, 不是在同一运行工况下所得。可见, 用某一种工况下的训练样本建立的 KPCA 模型无法有效检测另一工况下的轴承故障。当油泵运行工况发生变化时, 需重新训练样本或进行多模型匹配才能用于在线故障检测。

4 结 语

本文采用在电机定子中嵌入感测线圈的方法检测轴承故障。首先在电机中嵌入 8 只线圈用作位移传感器, 感测轴承的全方位位移。感测线圈与电机的一体化设计能有效提高装置的抗干扰能力, 适用于复杂环境。本文将 8 只线圈分时复用, 输出 6 组信号, 将这 6 组信号作为轴承故障监测的信号基础。本文进一步将 KPCA 算法用于电机轴承故障监测, 以应对其多变量、非线性特征。最后以机车变压器油泵电机作为研究对象, 进行了试验研究。研究表明, 以无偏心运行工况数据为训练样本建立的 KPCA 模型, 可有效检测出同一状态下的轴承故障。但 KPCA 算法受工况影响, 若将某一工况下建立的 KPCA 模型直接用于其他工况下的故障监测, 会出现故障误报。为此, 可对对象流程进行多工况建模, 并在实时检测前先行工况匹配。

【参考文献】

- [1] 杨存祥,朱琛,解豪杰.基于 RPROP 神经网络算法的异步电动机故障诊断[J].电力自动化设备,2012,32(1): 90-93.
- [2] 王臻,李承,王蕾,等.基于解析导纳的感应电机故障诊断[J].电力自动化设备,2016,36(8): 170-175.
- [3] SIN M L, SOONG W L, ERTUGRUL N. Induction machine on-line condition monitoring and fault diagnosis-A survey [C] // Australasian Universities Power Engineering Conference, 2003: 1-6.
- [4] 鲍晓华,吕强.感应电机气隙偏心故障研究综述及展望[J].中国电机工程学报,2013,33(6): 93-100.
- [5] 孙丽玲,许伯强,李志远.基于旋转不变信号参数估计技术与模式搜索算法的异步电动机转子故障检测新方法[J].机械工程学报,2012,48(13): 89-95.
- [6] 高靖凯,林荣文,张润波.永磁同步电机直接转矩控制的研究及算法改进[J].电机与控制应用,2015,43(11): 16-20.
- [7] CUSIDÓ J, ROMERAL L, ORTEGA J A, et al. Fault detection in induction machines using power spectral density in wavelet decomposition[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(2):

633-643.

- [8] FOURNIER E, PICOT A, RÉGNIER J, et al. Current-based detection of mechanical unbalance in an induction machine using spectral kurtosis with reference [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1879-1887.
- [9] 侯志祥,申群太,李河清.电机设备的现代故障诊断方法[J].电力系统及其自动化学报,2003,15(6): 61-63.
- [10] 杨定新,胡葛庆,张朝众.基于复杂度分析的电机转子-轴承系统早期故障检测方法[J].中国电机工程学报,2004,24(11): 126-129.
- [11] EGUCHI M. Canned motor bearing wear monitoring device; U.S. Patent 5,926,001 [P]. 1999-07-20.
- [12] 朱奇,侍洪波.基于 PCA 多变量统计的故障检测与诊断[J].控制工程,2006,13(增刊1): 216-219.
- [13] 张学工.统计学习理论的本质[J].北京:清华大学出版社,2000.
- [14] DE W S, BROERSEN P M T. Order selection for vector autoregressive models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(2): 427-433.
- [15] LEE J M, YOO C K, CHOI S W, et al. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis[J]. Chemical Engineering Science, 2004, 59(1): 223-234.

收稿日期: 2017-08-16

(上接第 97 页)

接线盒盖板紧固螺栓发生松弛,最后导致接线盒盖板松动,使得紧固螺栓受到接线盒盖板持续的横向剪切力而发生疲劳断裂。在保证接线盒盖板满足抗振、密封、绝缘、拆卸方便等性能要求的同时,通过改变接线盒盖板弹性连接结构为刚性连接结构、合理选择橡胶密封垫材料、优化螺栓紧固防松方式、减薄接线盒盖板等措施,避免紧固螺栓长期受到接线盒盖板的剪切作用。采用改进措施后,该结构已安全运行超过 3 年,期间未发生过接线盒盖板紧固螺栓松脱、断裂故障,改进效果显著。目前该结构已经在公司新研制机车牵引电机

上全面推广运用,取得了良好的社会效益。

【参考文献】

- [1] 廖洪涛.和谐 HXD1 型大功率交流电力机车概述[J].电力机车与城轨车辆,2007,30(1): 7-10.
- [2] 邓日江.和谐 HXD1 型机车用变频异步牵引电机[J].电力机车与城轨车辆,2007,30(1): 18-20.
- [3] 蔡春源.机械设计手册[M].北京:机械工业出版社,2000.

收稿日期: 2017-10-20