

KPCA 在凿岩台车控制系统 传感器故障诊断中的应用

徐萍¹, 王友才², 杨光照², 王凯¹

(1. 第二炮兵工程大学 理学院, 陕西 西安 710025; 2. 第二炮兵工程大学 士官学院, 山东 青州 262500)

摘要: 传感器状态对于凿岩台车的作业有着极其重要的影响, 对其展开故障诊断十分必要. 核主成分分析 (KPCA) 方法通过集成算子与非线性核函数计算高维特征空间的主元成分, 有效捕捉过程变量中的非线性关系, 将其用于传感器 4 种常见故障的诊断, 先用 Q 统计量进行故障监测, 再用 T^2 贡献量百分比变化来识别故障. 仿真和实际应用结果表明: KPCA 方法具有很好的故障监测与诊断能力.

关键词: 核主成分分析; 凿岩台车; 传感器; 故障诊断

中图分类号: TH7; TD421.2⁺2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9102(2014)03-0024-05

Application of KPCA in the fault detection and diagnosis for the sensor of the rock drilling jumbo control system

XU Ping¹, WANG Youcai², YANG Guangzhao², WANG Kai¹

(1. College of Science, the Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. College of Sergeant, the Second Artillery Engineering University, Qingzhou 262500, China)

Abstract: The Fault detection and diagnosis for sensors is important for the performance of the rock drilling jumbo seriously. The kernel principal component analysis (KPCA) effectively captures the nonlinear relationship of the process variables, which computes principal component in high-dimensional feature space by means of integral operators and nonlinear kernel functions. The KPCA method was used in diagnosing for four common sensor faults. At first its fault was detected by Q statistic, secondly its fault was identified by T^2 contribution percent change. The simulation and the practical result shows the KPCA method has good performance for complex control system in sensor fault detection and diagnosis.

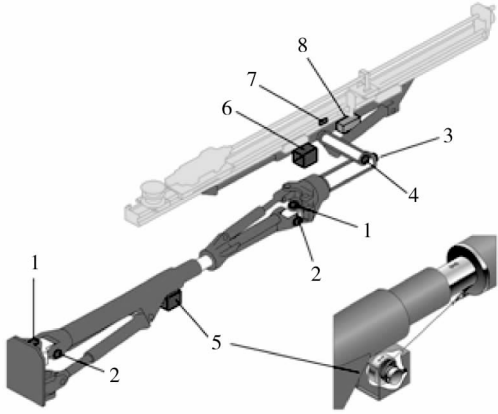
Key words: kernel principal component analysis (KPCA); rock drilling jumbo; sensor; fault detection and diagnosis

某型双臂凿岩台车是由机械、电子、液压相关联组成的复杂控制系统, 系统采用大量传感器对工作装置状态参数进行实时检测, 并将信号传输到机载计算机, 供控制系统软件分析处理. 其中多数传感器安装在钻臂等关键部位, 且均采用完全铠装的方式安装, 提高了电脑控制系统中传感器的可靠

性. 其传感器在钻臂上的安装位置如图 1 所示.

但由于凿岩台车长时间工作在高湿度、高冲击环境下, 其传感器不可避免出现故障. 由于传感器故障具有隐蔽性, 人们往往把大量精力放在机电和液压系统故障的查找上, 而忽略了控制系统传感器的故障. 因此, 寻找一种能够自动对传感器进行故

障监测与诊断的方法是十分必要的^[1].



1. 钻臂摆动角度传感器;2. 钻臂俯仰角度传感器;3. 推进器翻转角度传感器;4. 推进器俯仰角度传感器;5. 钻臂伸缩位移传感器;6. 推进器补偿位移传感器;7. 钻孔深度传感器;8. 重力传感器

图1 凿岩台车钻臂传感器布置图

1 传感器故障诊断方法

传感器故障诊断主要有硬件冗余和解析冗余2种方法^[2-3]. 凿岩台车的特殊结构不便于采用硬件冗余. 而解析冗余则可通过对系统中多个传感器测量数据的解析来进行故障的检测与分离,并可对故障的大小和程度进行估计. 主要有基于动态模型和非模型2种方法,前者对模型的可靠性和精度要求高,诊断结果受影响因素多^[4],而非模型方法可利用系统运行所建立的历史数据来提取测量数据的内在相关性. 因此,针对复杂控制系统数学模型难于建立的问题,利用其历史数据的方法已成为重要的研究方向.

若要利用传感器所测得的历史数据对传感器进行故障诊断,就需要了解传感器测量数据的特性. 而传感器对被测对象的测量要受自身特性、环境干扰以及过程随机性等因素的影响,测量误差总是存在的. 根据误差原理,传感器测量值通常由被测量真实值、测量系统误差和测量随机误差3部分组成,即传感器测量模型为

$$x_t = x_{tr} + f_t + u. \quad (1)$$

式中, x_t 为 t 时刻变量的测量值; x_{tr} 为 t 时刻变量的真实值; f_t 为 t 时刻测量的系统误差; u 为测量的随机误差,它通常服从零均值的正态分布,即 $u \sim N(0, \sigma^2)$, σ^2 为其方差. 而系统误差 f_t 主要是由故障造成的,对应于不同故障, f_t 有不同的函数形式. 因此根据系统误差 f_t 函数形式,传感器的故障主要分为偏差、漂移、精度等级降低和完全失效4

种类型^[5].

由于凿岩台车控制系统传感器普遍具有非线性特性,故本文采用可有效进行非线性空间映射的核主元分析方法(KPCA)进行传感器故障的监测与诊断. 利用KPCA进行传感器的故障诊断可以分为2部分,首先是进行故障的监测,用于发现故障;其次是故障的诊断,用于找出故障原因和部位. 本文对控制系统传感器的4种常见故障采用核主元分析方法进行了仿真.

2 KPCA

KPCA是由Schölkopf等提出的一种非线性PCA方法^[6]. KPCA通过引入一个核函数进行解的计算,本质上就是构造一个从输入空间到特征空间的非线性映射. 在特征空间中引入内积形式的核函数 $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 可避免直接计算非线性映射. 这样,输入空间中的测试向量 x 的主元成分 t 通过在特征空间 F 将 $\varphi(\cdot)$ 映射到特征向量 v_k 而提取出来.

$$t_k = \langle v_k, \varphi(x) \rangle = \sum_{j=1}^N a_j^k \langle \varphi(x_j), \varphi(x) \rangle. \quad (2)$$

式中, $\varphi(x)$ 为特征空间 F 的映射向量; v_k 为特征空间 F 中第 k 个特征向量; $k = 1, 2, \dots, p$, p 为选取的主元数.

核函数的选择完全决定映射 φ 和特征空间 F , 其常用的类型主要有高斯径向基函数、 q 阶多项式函数和两层感知器函数^[7]. 本文采用最为常用的高斯径向基函数.

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3)$$

在应用KPCA时,一般需要对数据按正常条件下模型的均值和方差进行标准化处理,同时还需对特征空间的数据进行中心化处理(因为上述过程是在数据假设为零均值情况下推导的),这里只需用下列矩阵 \hat{K} 代替核矩阵 K 即可^[6]:

$$\hat{K} = K - l_N K - K l_N + l_N K l_N. \quad (4)$$

式中, $l_N \in R^{N \times N}$, 且所有元素均为 $1/N$. KPCA方法在 F 空间中具有同线性PCA相同的数学和统计特性,它不需要解决非线性优化问题,只涉及矩阵的特征值分解计算^[8].

3 Q统计量故障特征提取

KPCA变换完成后,对故障的监测是通过在特征空间中对 T^2 统计和 Q 统计^[9-10] 的监控来实现的. T^2 是主元向量的标准平方和,代表每个采样在变化趋势和幅值上偏离模型的程度,表征了模型内

部变化的一种测度. Q 统计量也称 SPE(平方预测误差), SPE 作为另一个重要的性能监测统计指标, 它表示每次采样在变化趋势上与统计模型之间的误差, 是模型外部数据变化的一种测度. T^2 定义如下:

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

式中, t_k 由式(2)得到, Δ^{-1} 是由主元特征值所组成的对角阵的逆. T^2 的置信限可通过 F 分布获得:

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

式中, α 为显著水平, N 为采样数, p 为主元数, 一般可按下式进行选取:

$$\frac{\sum_{k=1}^p \lambda_k}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \geq c_p. \quad (7)$$

式中, c_p 为既定常数, 本文中取 $c_p = 0.85$.

SPE 定义如下:

$$SPE = \|\varphi(\mathbf{x}) - \varphi_p(\mathbf{x})\|^2. \quad (8)$$

式中, $\varphi(\mathbf{x})$ 是所有不等于零的特征值对应的得分向量和特征向量的乘积的和, 通过化简得:

$$SPE = \sum_{j=1}^n t_j^2 - \sum_{j=1}^p t_j^2. \quad (9)$$

式中, n 为非零特征值的个数, p 为主元数. SPE 的置信限可根据其近似分布计算:

$$SPE_\alpha \sim g\chi_h^2. \quad (10)$$

式中, α 为显著水平, g 和 h 分别表示 SPE 的权参数和自由度; 假设 a 和 b 是 SPE 的估计均值和方差, 则 g 和 h 可近似为 $g = b/2a$, $h = 2a^2/b$. 同线性 PCA 方法一样, 这里选用在传感器故障诊断中应用较多的 SPE 作为监测指标.

由于凿岩台车作业过程中对钻臂的定位精度要求高, 故将直接影响两钻臂控制精度的如图 1 中所示的 8 个传感器变量组成基于动力学平衡的 KPCA 故障诊断模型. 根据经验并利用交叉验证法^[11] 确定高斯核函数宽度取 $\sigma = 0.7846$, 按式(11)进行主元数的计算, 并取为 5 个. 选取推进器翻转角度传感器的 400 个测量值, 根据传感器的 4 种测量模型分别对偏差故障、漂移故障、精度等级降低故障和完全失效故障进行仿真, 其 SPE 值监测过程如图 2 所示.

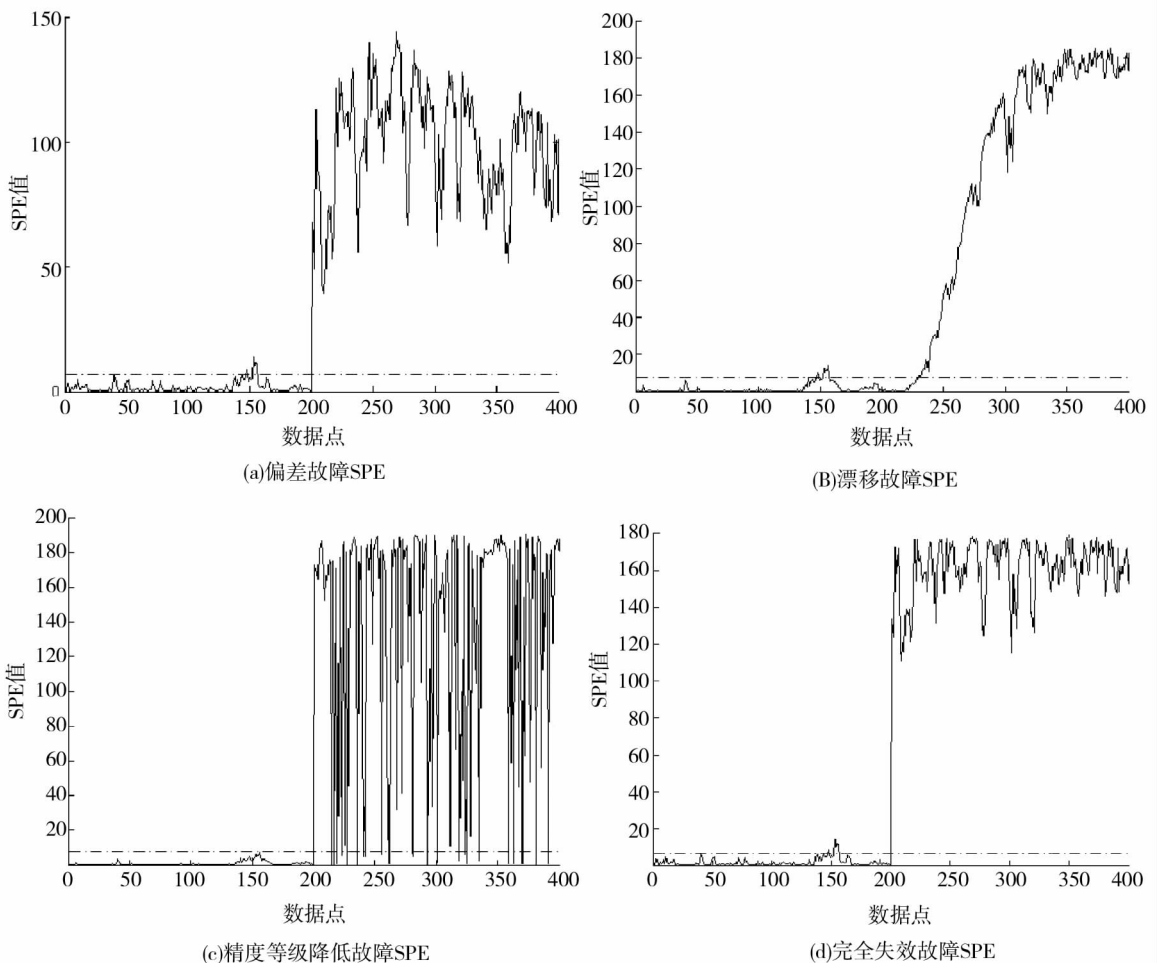


图2 传感器常见故障监测图

在各图中,前200个采样点对应正常情况下的测量数据,后200个采样点对应模拟故障情况下的数据,点画线为SPE监测限.可以看出,传感器的4种常见故障均能通过KPCA的SPE指标有效监测出来,但所发生故障的类型和位置还需要进一步的诊断.

4 T^2 贡献量故障诊断

通过SPE指标监测发现故障后,需进一步查找故障变量,分析故障原因,完成故障诊断.由于KPCA在非线性变换过程中没有使用显式的非线性变换函数,而且核函数方法无法提供原测量变量和监测变量之间的对应关系.因此,本文采用贡献图求解方法先完成原始测量变量对故障的贡献量求解,然后再通过比较故障发生前后贡献量所占百分比的变化来分离出故障变量,进一步分析故障原因.

定义第 j 个原始测量变量对 T^2 统计量的贡献量为

$$\text{cntr}_{j,i} = \sum_{i=1}^p |t_i^T x_j / \lambda_i|. \tag{11}$$

其贡献量所占百分比变化为

$$\begin{cases} \Delta \text{cper}_j = \text{cper}_{t_{f,j}} - \text{cper}_{t_{n,j}}; \\ \text{cper}_{t_{f,j}/t_{n,j}} = \frac{\text{cntr}_{j,i}}{\sum_{j=1}^{s_n} \text{cntr}_{j,i}}. \end{cases} \tag{12}$$

式中, p 为主元数, t_i 和 x_j (标准化处理) 分别表示第 i 个非线性主元和第 j 个传感器测量变量, λ_i 为第 i 个特征值, t_f 和 t_n 分别为传感器发生和未发生故障的时刻, s_n 为传感器个数.

对于上一节所建立的KPCA故障诊断模型,在利用SPE监测出故障后,利用式(12)计算故障发生前后时刻各传感器变量贡献量的百分比变化,如图3所示.

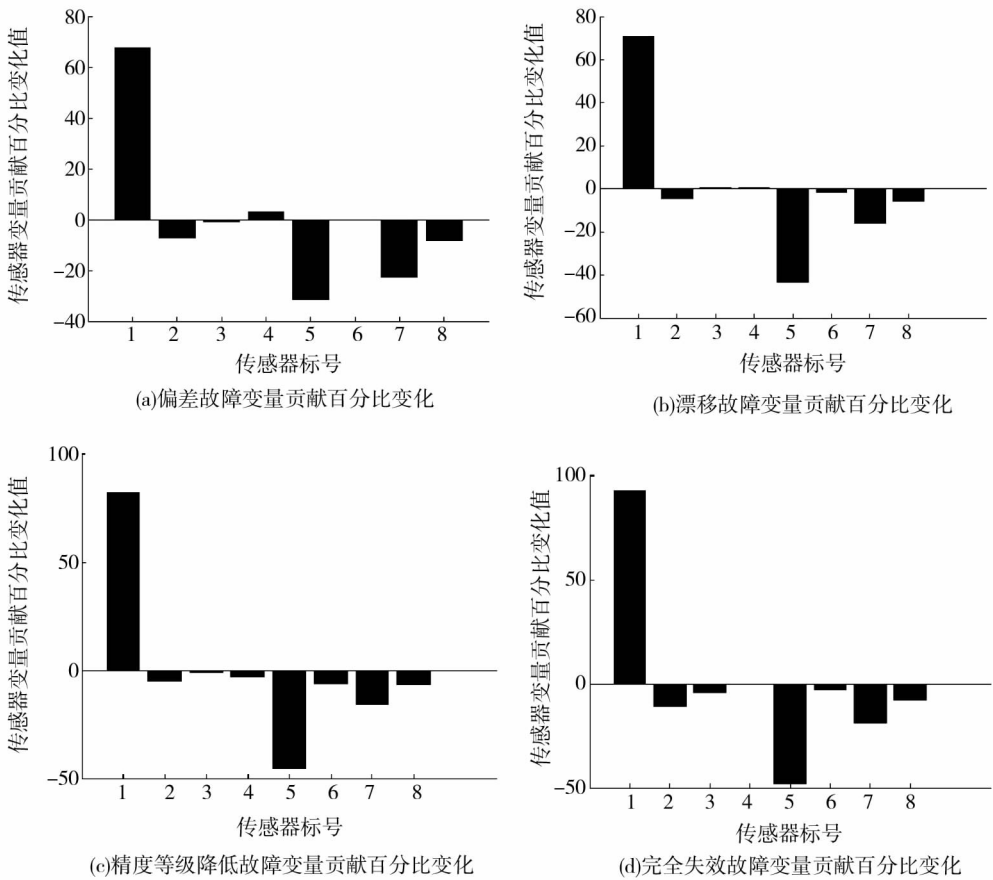


图3 故障变量贡献百分比变化图

从图3的4个子图可以看出,故障发生后都是第一个变量贡献百分比变化值最大,而第一个传感器正是引入故障的传感器,说明利用传感器变量贡

献百分比的变化可以有效分离故障.由此可见,KPCA能很好地监测出传感器常见的4种故障,并能正确识别发生故障的传感器.

5 诊断实例

运用 KPCA 诊断模型对多台该型凿岩台车传感器历年来所采集的数据进行分析处理,发现其中一台在电脑控制模式下钻臂无法精确定位的凿岩

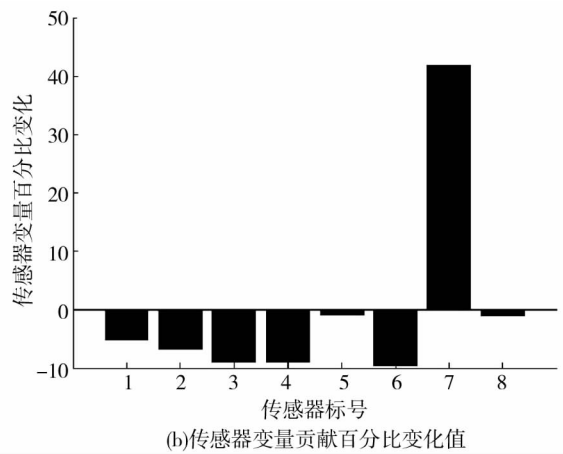
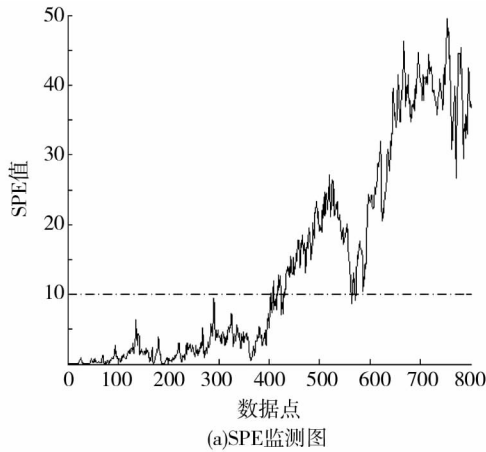


图4 传感器故障监测与诊断图

然后计算各传感器在故障前后的故障变量贡献百分比,发现对应于钻孔深度传感器的7号传感器的变量贡献百分比明显增大,如图4(b)所示。由此说明,钻孔深度传感器发生故障,随后对钻孔深度传感器进行检查,发现其测量值始终保持在1.26 m没有变化,由此判定钻孔深度传感器发生了完全失效的故障。经过测试,证明实际情况与诊断结果相符。

6 结论

同传统的 PCA 方法相比,KPCA 方法能够有效降低原始非线性特征空间维数,主元数可选择范围较宽,因此,在处理非线性问题上具有很大优势,用来对不同的故障类型进行分类。在对具有很强非线性特性的复杂控制系统传感器进行故障诊断中,KPCA 将故障数据映射到多维特征空间进行特征提取。通过对4种不同类型故障的仿真结果来看,KPCA 方法使用 SPE 指标能够有效的进行传感器故障的监测,而进一步利用各传感器变量贡献百分比的变化可以准确的分离出故障变量,并可以进一步确定故障的原因和位置,具有良好的稳定性(尤其对于传感器精度等级降低故障),实际证明 KPCA 方法比线性 PCA 方法诊断效果更为理想。

参考文献:

[1] 杜志敏,晋欣桥,王海斌,等.变风量空调系统传感器故障检测与诊断[J].天津大学学报,2006,39(6):702-707.

台车,其从2010年秋季所采集数据的 SPE 监测值明显超限,表明其传感器出现故障。截取的故障发生前后的800个数据点,首先按照 SPE 指标进行处理,发现从第400个数据点起,SPE 值逐渐增大超出了监测限,如图4(a)所示。

- [2] 黄治军,雷勇.传感器故障检测的仿真研究[J].计算机仿真,2005,22(1):110-112.
- [3] 曹杭炜,李秀娟.OLS算法在无人机传感器故障诊断中的应用[J].飞机设计,2006(2):56-59.
- [4] Napolitano M R, Charles N. Neural-network-based scheme for sensor detection, Identification and accommodation[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1995, 18(6):1280-1286.
- [5] Wang S W, Cui J T A. Robust fault detection strategy for centrifugal chillers[J]. HVAC&R Research, 2006, 12(3):407-428.
- [6] Schölkopf B, Smola A, Müller K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(5):1299-1319.
- [7] Müller K R, Mika S, Ratsch G, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2):181-201.
- [8] Cao L J, Chua K S, Chong W K A. Comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine[J]. Neurocomputing, 2003, 55(2):321-336.
- [9] Lee J M. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis[J]. Chemical Engineering Science, 2004, 59(1):223-234.
- [10] Lee J M, Yoo C K, Lee I B. Fault detection of batch processes using multiway kernel principal component analysis[J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28(9):1837-1840.
- [11] Onoda R G, Muller T K. Soft margins for adaBoost[J]. Machine Learning, 2001, 42(3):287-320.