

基于增量式最大方差展开的水下控制系统故障诊断

贾 创, 左 信[†], 高小永

(中国石油大学(北京) 自动化系, 北京 102249)

摘要: 对于复杂工业系统的故障诊断, 由于非线性性的存在, 使得利用核函数的多元统计方法存在因核函数选择不同导致诊断结果不同的问题. 本文采用最大方差展开的方法, 作为一种流形学习方法, 该方法在处理非线性数据时通过学习确定核矩阵, 因而无需人为选择核函数. 针对该方法难以对新增数据进行处理, 本文提出了最大方差展开的增量式改进方法, 利用正常样本进行学习建模, 对检测样本通过增量的方式降维构造出低维空间, 在该空间中构造监控统计量来完成故障的检测. 最后, 本文将该方法应用在水下控制系统的故障诊断中, 通过仿真分析验证了该方法应用的有效性.

关键词: 流形学习; 最大方差展开; 增量式学习; 故障诊断; 水下控制系统

引用格式: 贾创, 左信, 高小永. 基于增量式最大方差展开的水下控制系统故障诊断. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 855 – 862

DOI: 10.7641/CTA.2019.80893

Fault diagnosis of the subsea control system based on incremental maximum variance unfolding

JIA Chuang, ZUO Xin[†], GAO Xiao-yong

(Department of Automation, China University of Petroleum, Beijing 102249, China)

Abstract: For the fault diagnosis of complex industrial systems, because of the existence of nonlinearity, the multivariate statistical method using kernel functions has the problem that the diagnosis results are different due to the different selection of kernel functions. In this paper, a manifold learning method called the maximum variance unfolding is used which can find the kernel matrix for non-linear data by self learning, so it does not need to choose the kernel function artificially. But this method has difficulty processing the new data, this paper proposes an incremental improvement method of maximum variance unfolding. The normal samples are used for modeling, and then the low-dimensional space is constructed by incremental method for dimension reduction of the detected samples, in which the monitoring statistics are utilized to complete the fault detection. Finally, this method is applied to the fault diagnosis of subsea control system, and the feasibility of this method is verified by simulation analysis.

Key words: manifold learning; maximum variance unfolding; incremental learning; fault diagnosis; subsea control system

Citation: JIA Chuang, ZUO Xin, GAO Xiaoyong. Fault diagnosis of the subsea control system based on incremental maximum variance unfolding. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(4): 855 – 862

1 引言

随着现代工业的复杂程度越来越高, 进行故障分析越来越困难, 专家知识经验和数学模型的建立往往存在较大的不准确性, 使得利用定性和模型的方法受到很大限制. 但是系统在运行期间能够产生大量数据, 这些数据能够准确反映系统运行情况, 并且具有可靠、稳定、准确的特点, 为数据驱动方法的故障诊断提供支撑^[1-2].

基于多元统计分析的故障诊断方法, 利用了过程多个变量之间的相关性, 该方法不需要对系统的结构和原理有深入的了解, 完全基于系统运行过程中的测量数据, 是应用最为广泛和成熟的方法之一. 常用的有主元分析 (principal component analysis, PCA)、偏最小二乘 (partial least squares, PLS)^[3] 及独立主元分析 (independent component analysis, ICA)^[4] 等. 然而这些方法对于具有非线性的情况处理效果较差, 虽然诸

收稿日期: 2018-11-14; 录用日期: 2019-10-21.

[†]通信作者. E-mail: zuox@cup.edu.cn; Tel.: +86 10-89733306.

本文责任编辑: 王轲维.

国家重点研发计划项目(2016YFC0303703)资助.

Supported by the National Key Research and Development Program of China (2016YFC0303703).

如核主元分析法(kernel PCA)^[5]等利用核函数改进方法的提出解决了非线性映射的问题,但其效果很大程度上依赖于核函数的选择。

近年来,流形学习(manifold learning)因其在非线性数据的特征提取和降维方面获得了非常成功的应用得到越来越多的重视^[6],并被诸多学者引入故障诊断的研究中^[7-8]。

最大方差展开(maximum variance unfolding, MVU)是流形学习中一种常用的方法,最早由Weinberger等人提出^[9-10],建立在流形局部等距概念基础上,能自动学习训练数据核矩阵。本文采用该方法来进行故障诊断研究。

基于MVU方法的故障诊断根据过程变量的历史数据,将多变量样本空间分解成由主元变量组成的低维映射子空间和一个相应的残差子空间,然后将观测数据分别向两个子空间进行映射,在这两个空间中构造能够反映过程变化的统计量用于过程监控,进而判断系统是否有故障产生^[11-13]。近年来针对该算法的改进也不断提出,文献[14-16]利用支持向量机(support vector machine, SVM)、拉普拉斯特征映射(Laplacian eigenmaps, LE)和核主元分析等算法对MVU进行改进,并对TE过程进行故障诊断的研究。

上述方法都是利用MVU对所有的数据进行降维,即批处理的模式,没有涉及对新增样本的处理。但在故障诊断中,样本数据的采集一般是逐步得到的。而类似MVU的流形学习算法没有从高维到低维空间的解析映射关系,对于数据的不断更新问题,通常有两种解决方法,一是将新增数据与原始数据合并作为新的集合进行映射,但该方法对每个新增数据都需要完整求解一次MVU问题,复杂度和时间花费巨大;二是通过拟合的方法求得原始数据高维到低维空间的映射关系,从而对新增数据进行重构,文献[17-18]分别利用线性拟合和高斯拟合两种方法完成,但该方法依赖于拟合的效果,且不可避免会丢失部分数据信息。

针对该问题有学者对流形学习提出了增量式改进^[19-21],通过构建出新增数据与原始数据集之间的邻域关系,重新描述了新增数据的高维数据空间,并利用原始数据及其降维数据对新增数据进行重构,无需求解映射矩阵,仅利用数据之间的近邻关系得到新增数据在低维空间的输出。并将其用于机械设备、压缩机、卫星控制系统等的故障诊断中^[22-26]。本文在此基础上提出MVU的增量式算法,并将其应用于故障诊断中。

随着近年来海洋油气资源的开发逐渐向深水、超深水迈进,水下生产系统的应用越来越广泛^[27],水下控制系统作为确保水下油气开采安全生产的关键技术,对其开展故障诊断研究至关重要。本文将提出的方法应用于水下控制系统仿真研究中,以验证该方法应用的可行性。

2 最大方差展开

最大方差展开法是在局部等距约束条件下,通过最大化非近邻点间的距离,在低维空间中展开高维数据。数据集的局部等距要求每个数据点和它的近邻点在平移、旋转等作用下角度和距离保持不变。

设 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_n]^T \in \mathbb{R}^{(n \times m)}$ 为高维数据空间 $\mathbb{R}^m$ 中的观测数据, n 为数据个数,MVU在无先验知识的前提下,根据观测数据集 $\mathbf{X}$ 来挖掘高维数据空间 $\mathbb{R}^m$ 到低维流形空间 $\mathbb{R}^l$ 的映射关系 $f: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^l$,并求出对应的低维数据输出 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \cdots \ \mathbf{y}_n]^T \in \mathbb{R}^{(n \times l)}$ 。

MVU是一种基于图的流形学习算法,需要构造近邻图描述数据空间中的近邻关系,近邻关系的判断可以用 k 近邻法。近邻图的权值可构成 $n \times n$ 维邻接矩阵 $\mathbf{S}$,如果 $\mathbf{x}_i$ 是 $\mathbf{x}_j$ 的近邻点,则 $s_{ij} = 1$,否则 $s_{ij} = 0$ 。

对应的优化问题可以用式(1)–(3)描述:

$$\max \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2, \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 s_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 s_{ij}, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i = \mathbf{0}. \quad (3)$$

其中:式(1)为优化目标,通过映射后点对间的距离最大化来展开高维数据;式(2)为局部等距约束,对于满足近邻关系的点之间,其映射前后的距离保持不变;式(3)为中心化约束,用于消除平移自由度。

映射后两个流形向量的内积可以用核函数来描述,定义核函数 $K_{ij} = \langle \mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j \rangle$,则优化目标式(1)转化为式(4):

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 = \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (K_{ii} - 2K_{ij} + K_{jj}) = \text{tr}(\mathbf{K}). \end{aligned} \quad (4)$$

式(2)可作如下变形:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 &= (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j)^T (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j) = \\ & K_{ii} - 2K_{ij} + K_{jj}. \end{aligned} \quad (5)$$

式(3)描述的中心化约束转化为式(6):

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i = \mathbf{0} &\Leftrightarrow \left\| \sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \mathbf{y}_i^T \mathbf{y}_j = \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n K_{ij} = 0. \end{aligned} \quad (6)$$

根据式(4)–(6),MVU优化问题转化为一个核矩阵的优化问题,为了保证核矩阵 $\mathbf{K}$ 是半正定矩阵,增加关于核矩阵的半正定约束,整理得到MVU优化问题的最终形式。

$$\max \text{tr}(\mathbf{K}),$$

$$\text{s.t. } (K_{ii} - 2K_{ij} - K_{jj})s_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 s_{ij},$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n K_{ij} = 0,$$

$$\mathbf{K} \geq 0. \quad (7)$$

上述优化问题是一个平方等式约束下的非凸二次规划问题, 该问题往往可转化为一个半正定规划问题来求解. 最终求出最优解 $\mathbf{K}^*$, 对其进行谱分解得到映射流形 $\mathbf{Y}$.

$$\mathbf{K}^* = \arg \max \operatorname{tr}(\mathbf{K}), \quad (8)$$

$$K_{ij}^* = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} v_{\alpha i} v_{\alpha j}, \quad (9)$$

$$y_{i\alpha} = \sqrt{\lambda_{\alpha}} v_{\alpha i}, \quad (10)$$

式中: λ_{α} 表示第 α 个特征值, 与之对应的特征向量的第 i 个元素用 $v_{\alpha i}$ 表示; $y_{i\alpha}$ 是输出向量 $\mathbf{y}_i$ 的第 α 个元素.

需要注意的是通过核矩阵的求解得到的映射空间仍然是高维的, 真正实现降维还需要进一步确定降维维数. 维数选择过大或过小, 都会影响到降维的结果. 本文采用累计贡献率法(cumulative percent variance, CPV)确定维数.

$$\sum_{j=1}^l \operatorname{Contr}(\mathbf{x}_j) = \frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{i=1}^c \lambda_i} \geq a, \quad (11)$$

式中: $\operatorname{Contr}(\mathbf{x}_j)$ 为经MVU映射后数据空间第 j 维的贡献率; λ_i 为最优核矩阵 $\mathbf{K}^*$ 的特征值; c 为不为零的特征值个数. 计算各维的贡献率, 然后可得到贡献率累计和不少于某个值 a 的维数 l .

该方法的意义在于经过映射后的这 l 维数据即可反映原空间数据的主要特征, 子空间的其他数据可忽略不计, 通常情况下 $l < m$, 从而实现了降维. 百分数 a 的选择需要依据系统的实际情况来定, 故该方法具有一定的主观性.

可以看出, MVU中唯一的参数是 k 近邻的数目, 过小过大都会影响降维的精度和效果. MVU方法假设整个样本集的近邻图是连通的, 即所有点及其近邻能够将整个数据集遍历, 否则就需要对每个连通分量分别进行处理, 这会导致每个分量均产生一个流形空间. 然而, 在故障诊断中需要使所有样本都映射到同一空间上进行分析. 故本文为了简便将 k 设为使样本的近邻图连通的最小整数.

3 基于增量式MVU的故障诊断方法

3.1 增量式MVU算法

假设原始高维数据 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m$, $i = 1, 2, \dots, n$, 其中: n 为数据个数, m 为原始高维数据集的维数, 经过MVU映射之后得到的低维流形空间数据 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n\}$, $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^l$, $i = 1, 2, \dots, n$, 其中 l 为降维维数.

记新增数据为 $\mathbf{x}_{\text{new}} \in \mathbb{R}^m$, 构造近邻图描述该新增数据与原始数据空间的近邻关系. 近邻关系的判断仍用 k 近邻法, 邻域个数为 k , 这里 k 的取值与MVU求解过程中的值相同. 如果 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathbf{X}$ 是 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 的近邻点, 则 $s_{\text{new},i} = 1$, 否则 $s_{\text{new},i} = 0$.

对新样本 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 及其流形映射 $\mathbf{y}_{\text{new}}$, 有

$$\max \sum_{i=1}^n \|\mathbf{y}_{\text{new}} - \mathbf{y}_i\|^2, \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \|\mathbf{y}_{\text{new}} - \mathbf{y}_i\|^2 s_{\text{new},i} = \|\mathbf{x}_{\text{new}} - \mathbf{x}_i\|^2 s_{\text{new},i}, \quad (13)$$

式中 $\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j \in \mathbf{Y}$ 为新增样本 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 的近邻点 $\mathbf{x}_i$ 在MVU低维映射空间中对应的低维数据, 增量式方法利用原始数据及其降维后的数据对新增样本进行重构. 如果使用引言中提到的将新增数据与原始数据合并后进行映射的方法, 则需要将新样本 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 与 $\mathbf{X}$ 构成集合 $\mathbf{X}' \in \mathbb{R}^{(n+1) \times m}$, 对 $\mathbf{X}'$ 进行MVU降维得到降维数据集 $\mathbf{Y}'$, 其中包括了新样本的降维数据 $\mathbf{y}_{\text{new}}$, 不难看出增量式的方法计算量明显要少. 对于每一个新增数据, 利用式(12)和式(13)即可求得在流形空间的降维输出.

3.2 监控统计量构造

利用MVU进行故障诊断还需要构造相应的监控统计量对系统的运行情况进行监控, 并根据统计量的控制限对系统是否出现故障进行判断. 与PCA等多元统计方法相似, 本文使用Hotelling- T^2 和平方预测误差(SPE)统计量.

Hotelling- T^2 统计量能够有效地对数据在映射空间中的波动进行度量, T^2 统计量定义如下:

$$T^2 = \mathbf{y}^T \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{y}, \quad (14)$$

其中: $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1 \cdots \mathbf{y}_l]$ 为经过降维映射后的 l 维输出; $\mathbf{\Lambda}$ 为输出的协方差阵.

SPE统计量用于对数据在残差空间中的波动进行度量. 然而由于增量式MVU中数据的原始空间和映射空间的关系未知, 在原始空间进行计算十分困难, 所以在输出空间中进行. SPE统计量可通过式(15)计算得到:

$$\text{SPE} = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\|^2, \quad (15)$$

其中: $\hat{\mathbf{y}} = [\hat{\mathbf{y}}_1 \cdots \hat{\mathbf{y}}_m]$ 为原始数据映射后的全维输出, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1 \cdots \mathbf{y}_l]$ 则为降维后的 l 维输出. Hotelling- T^2 和SPE统计量的控制上限可通过核密度估计^[28](kernel density estimation, KDE)得到.

3.3 故障诊断方法总结

综合上述分析可得到基于增量式MVU的故障诊断过程如下:

1) 离线建模阶段.

① 收集系统正常工作(即无故障发生)情况下的数据作为模型的训练样本集 $\mathbf{X}_{\text{train}}$;

② 对训练样本进行去中心化和方差归一化处理得到 $\bar{\mathbf{X}}_{\text{train}}$;

③ 利用MVU对训练样本进行降维处理,降维维数由累计贡献率确定,得到全维输出 $\hat{\mathbf{Y}}_{\text{train}}$ 和低维输出 $\mathbf{Y}_{\text{train}}$;

④ 计算其Hotelling- T^2 和SPE统计量,并利用KDE得到控制限。

2) 在线检测阶段.

① 获得系统运行数据作为检测样本 $\mathbf{x}_{\text{test}}$,可认为是增量数据, $\mathbf{x}_{\text{test}} \in \mathbf{X}_{\text{test}}$, $\mathbf{X}_{\text{test}} = \{\mathbf{x}_1^{\text{test}}, \mathbf{x}_2^{\text{test}}, \dots, \mathbf{x}_{n'}^{\text{test}}\}$,其中: $\mathbf{x}_{\text{test}} \in \mathbb{R}^m$, $\mathbf{X}_{\text{test}}$ 为检测样本集合, n' 为检测样本数量;

② 利用离线阶段获得的训练样本的均值和标准差对检测样本进行归一化得到 $\bar{\mathbf{x}}_{\text{test}}$;

③ 利用提出的增量算法对 $\bar{\mathbf{x}}_{\text{test}}$ 进行映射,得到其全维输出 $\hat{\mathbf{y}}_{\text{test}}$ 和低维输出 $\mathbf{y}_{\text{test}}$,可得到降维数据集 $\mathbf{Y}_{\text{test}} = \{\mathbf{y}_1^{\text{test}}, \mathbf{y}_2^{\text{test}}, \dots, \mathbf{y}_{n'}^{\text{test}}\}$, $\mathbf{y}_{\text{test}} \in \mathbb{R}^l$;

④ 计算检测样本的 T^2 和SPE统计量,当统计量高于控制限时,即认为检测到了故障。

4 仿真案例

水下控制系统主要用于对水下采油树、水下管汇等设备的远程控制,对井下压力、温度和水下设施运行状况的监测,以及根据生产工艺要求对所需化学药剂进行注入分配等,其中以电液复合控制系统最为常见。整个控制系统由位于依托设施的水面控制设备如液压动力单元(hydraulic power unit, HPU)、供电单元(electric power unit, EPU)、主控站(master control station, MCS),水下控制设备如水下分配单元(subsea distribution unit, SDU)、水下控制模块(subsea control module, SCM),以及控制脐带缆等组成^[29]。电力、信号、液压和化学药剂等由水面控制设备通过脐带缆传输到水下控制设备,从而实现对远距离水下生产设施的生产过程、维修作业等的控制^[30]。水下电液复合控制系统的原理如图1所示。

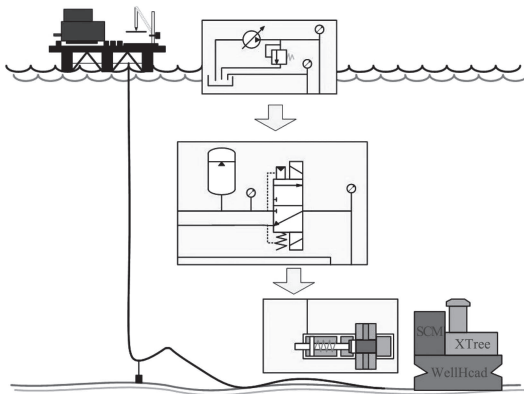


图1 水下电液复合控制系统原理图

Fig. 1 The diagram of subsea multiplex electro-hydraulic control system

当需要控制水下阀门动作时,由水上主控站下达指令,该信号通过脐带缆中的线路传至水下控制模块,通过解码等操作得到相应的控制信号作用于电液换向阀(directional control valve, DCV)上,控制其导通或关闭由水上HPU通过脐带缆液压线路传递来的液压油,进而控制执行机构的动作,开启或关闭阀门。水下控制系统根据实际生产不同工艺需要使不同的阀门保持在不同状态,本文以阀门开启时系统的状态为正常状态,出现故障后导致阀门无法维持该状态而关闭。

此外,实际的水下控制系统十分复杂通常包括数十个阀门和控制回路,其中通信和电力系统的建模又较为复杂,难以利用软件进行仿真,且液压系统为整个控制系统的关键,为了方便本文选取单个阀门控制系统中的液压部分作为研究对象。

采用SimulationX软件对水下控制系统进行建模仿真,该软件功能强大、操作简便、高效可靠,且拥有水下液压仿真元件库^[31],在海洋石油工程领域有诸多成功案例。搭建的仿真模型如图2所示,并根据相关资料和经验确定参数。

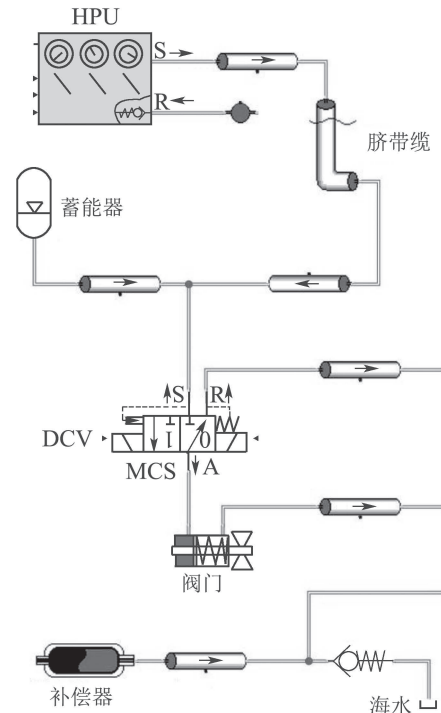


图2 仿真模型

Fig. 2 Simulation model

此外,本文设计了19个检测变量,通过对这些变量的监测和统计分析来判断系统是否出现了故障,变量如表1所示。

仿真时首先利用图2所示的正常工况下的模型运行采样得到1000个样本作为离线建模阶段的训练数据。仿真中为了尽可能满足实际生产中的要求,同时考虑软件及计算机的运行能力,采样时间设为10 s。

表1 检测变量

Table 1 Detection variables

变量编号	变量名称	变量类型
1	HPU供油压力	压力
2	HPU回油压力	压力
3	HPU供油流量	流量
4	HPU回油流量	流量
5	HPU蓄能器液压压力	压力
6	HPU蓄能器气体压力	压力
7	脐带缆入口压力	压力
8	脐带缆入口流量	流量
9	脐带缆出口压力	压力
10	脐带缆出口流量	流量
11	DCV供油口流量(S口)	流量
12	DCV出油口流量(A口)	流量
13	DCV回油口流量(R口)	流量
14	DCV供油口压力(S口)	压力
15	DCV回油口压力(R口)	压力
16	DCV出油口压力(A口)	压力
17	补偿器油压	压力
18	阀门开启腔压力	压力
19	蓄能器油压	压力

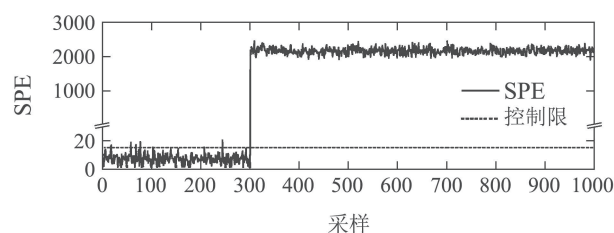
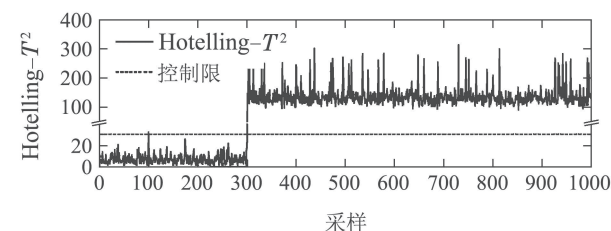
根据本文提出的方法, 首先利用MVU对这1000个维数为19维的训练样本进行降维, 根据前文所述近邻值 k 的选取方法得 $k=3$, 降维维数为11即可包含大部分的数据信息. 得到降维映射后的全维输出集合和降维输出集合, 计算得到训练样本的Hotelling- T^2 和SPE统计量, 并利用KDE求得控制限, 其置信度取99%.

为了对比, 同时应用核主元分析法进行诊断, 取高斯核函数 $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{c})$, 其中参数 c 根据文献[5]取 $c=10D\sigma^2$, D 为输入数据的维数, σ^2 为训练样本的方差. 其降维后的维数为16维, 比MVU方法的要大, 可看出MVU的降维效果更好.

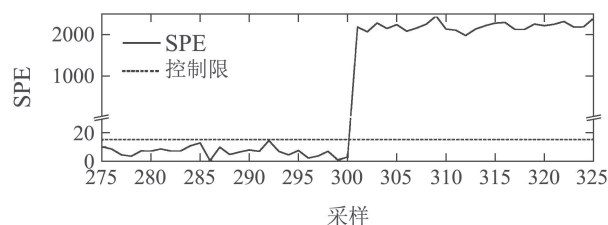
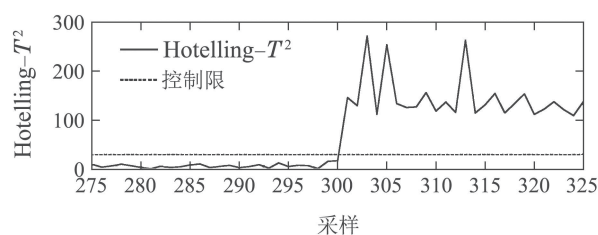
本文考虑水下控制系统中常见的3种故障类型, 传感器故障(故障1)、液压供油失压故障(故障2)及液压油泄漏故障(故障3), 分别将这3个过程仿真产生的数据作为检测样本. 仿真过程与产生训练样本的相似, 数据长度为1000个, 首先保持正常工况运行得到300个采样数据, 随后在第301个样本处引入故障并运行直至仿真结束. 利用本文提出的增量式算法对每个采样点的数据进行降维处理, 得到每个样本的全维输出和降维输出, 这里近邻值和降维维数均与训练阶段相同, 随后可计算出其Hotelling- T^2 和SPE统计量的值, 若超过控制限则认为有故障产生, 否则认为系统仍处于正常工况下.

传感器故障是由于经过长期使用后测量不准, 使得检测数据失真. 该故障的仿真可采取将某一测量数据整体增加或减小或乘倍数, 模拟传感器的偏移和增益等故障, 本文仿真中选择脐带缆出口处液压检测传感器作为故障点, 将该处的测量值在301个样本点之后整体增加50 bar作为恒偏差故障, 该故障为线性故

障. 利用本文提出的方法和KPCA进行诊断的结果分别如图3和图4所示, 可以看出两种方法均能及时准确检测出故障, 并且 T^2 和SPE统计量均保持超限趋势, 符合该类故障的表现.

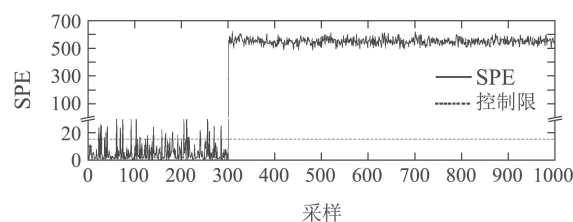
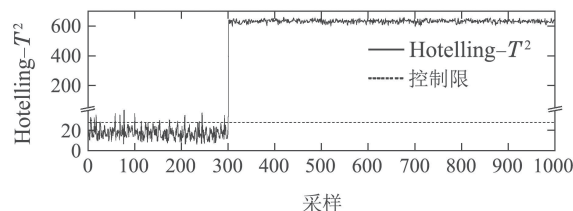


(a) 诊断结果整体图

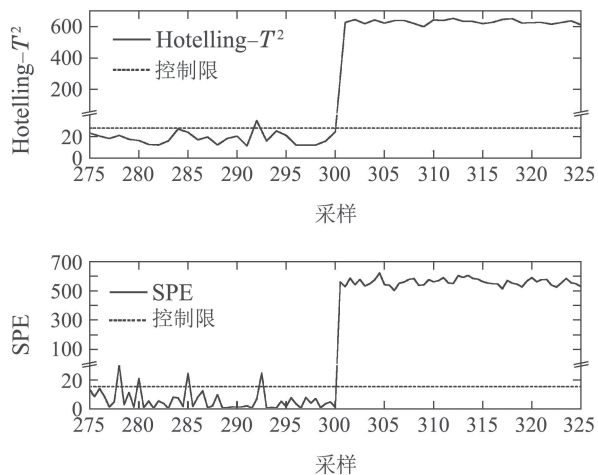


(b) 诊断结果局部图

图3 故障1的增量式MVU方法诊断结果
Fig. 3 The detection results for fault 1 by the incremental MVU



(a) 诊断结果整体图

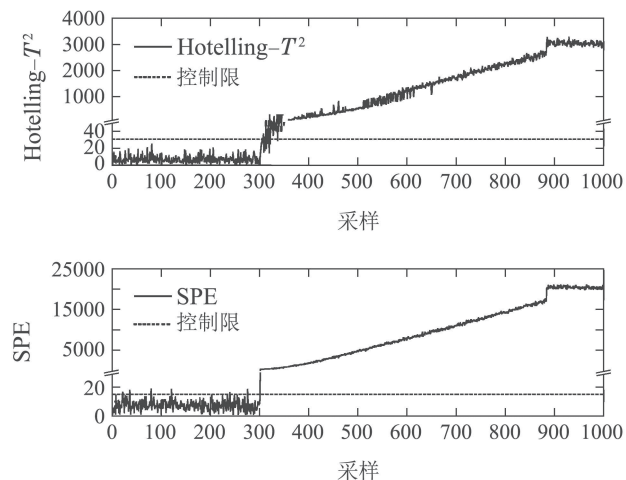


(b) 诊断结果局部图

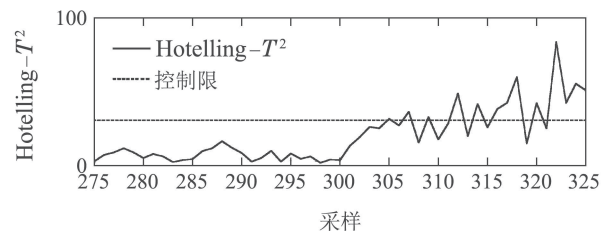
图4 故障1的KPCA方法诊断结果

Fig. 4 The detection results for fault 1 by the KPCA

液压供油失压故障通常是由于液压泵长期工作、负荷重造成的,故障会导致HPU的供油液压下降,严重时会使系统供压消失.在仿真中,将HPU供油压力由初始设定值下降10%作为故障.利用本文提出的方法和KPCA进行诊断的结果如图5和图6所示,增量式MVU的误报率明显低于KPCA, KPCA在正常工况下多次检测出了故障,并且其 T^2 统计量在610样本处降至控制限以下但实际此时系统仍然处在故障状态. KPCA两个统计量均可在301处准确检测出故障.而增量式MVU的 T^2 统计量则在310处才检测到了故障,出现了一定的延迟.



(a) 诊断结果整体图

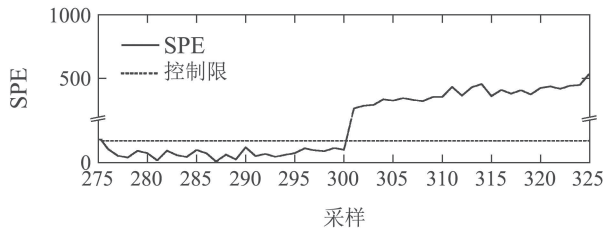


(b) 诊断结果局部图

图6 故障2的KPCA方法诊断结果

Fig. 6 The detection results for fault 2 by the KPCA

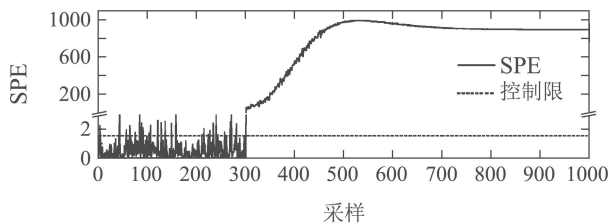
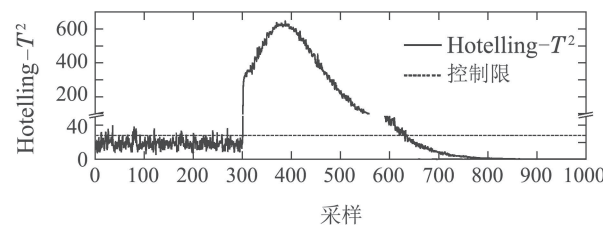
液压油泄漏是水下液压系统常见的故障,通常发生在阀门处,本文将DCV阀出油口处设为泄漏点,增加正常出口流量10%左右的泄漏量作为故障.利用本文提出的方法和KPCA进行诊断的结果如图7和图8所示,与故障2的诊断结果十分相似,增量式MVU的误报率明显低于KPCA, KPCA在正常工况下的前300个样本多次检测出了故障,而在650个样本之后系统故



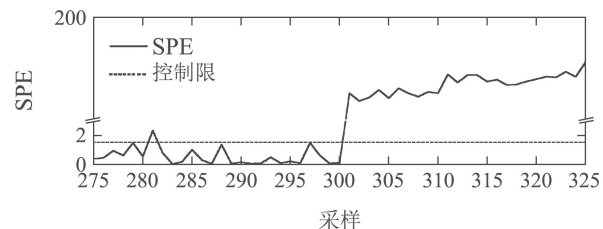
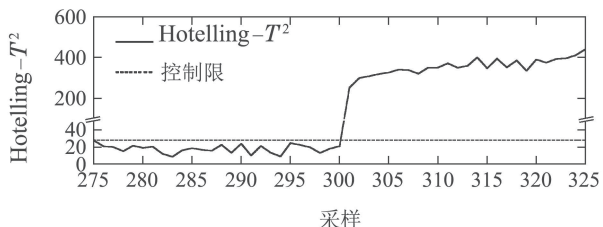
(b) 诊断结果局部图

图5 故障2的增量式MVU方法诊断结果

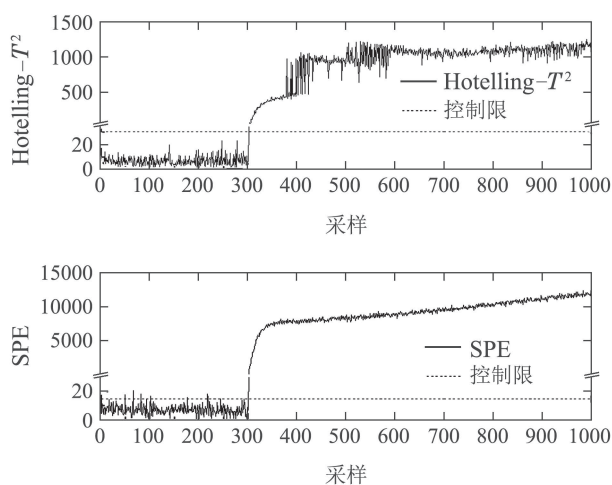
Fig. 5 The detection results for fault 2 by the incremental MVU



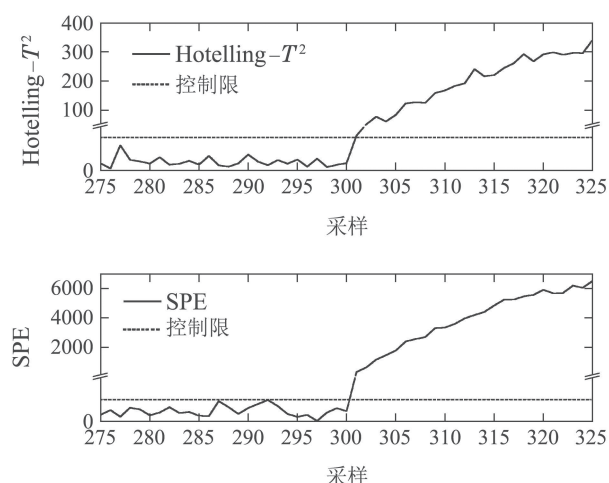
(a) 诊断结果整体图



障的状态下其 T^2 统计量处在控制限以下, 与实际情况不相符. 增量式MVU方法的两种统计量均在301处准确检测出了该故障的发生.



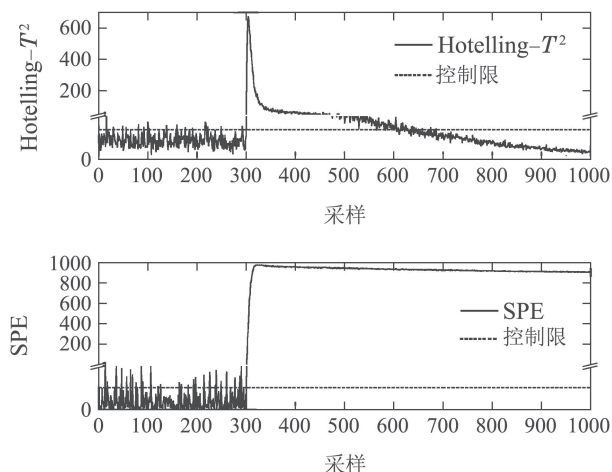
(a) 诊断结果整体图



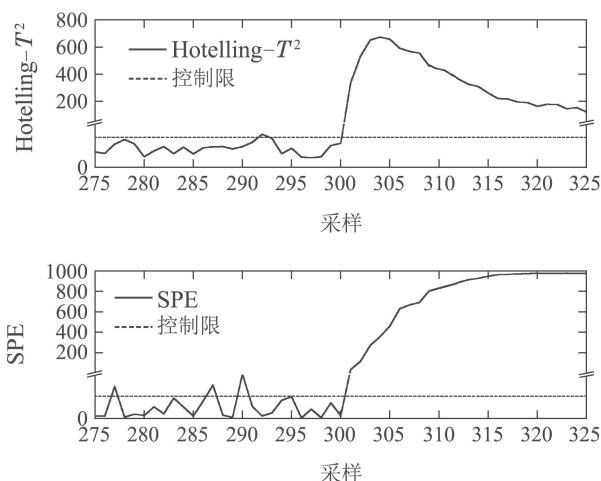
(b) 诊断结果局部图

图7 故障3的增量式MVU方法诊断结果

Fig. 7 The detection results for fault 3 by the incremental MVU



(a) 诊断结果整体图



(b) 诊断结果局部图

图8 故障3的KPCA方法诊断结果

Fig. 8 The detection results for fault 3 by the KPCA

总体来看, 对于具有非线性的故障, 本文提出的方法的诊断结果优于传统的KPCA方法, 故障的误检率低, 并能正确反映系统故障情况. 就两种统计量来说, SPE统计量相较于Hotelling- T^2 结果更准确, 这与二者进行统计计算的数据空间不同有关. 本文的方法可有效实现对非线性系统的故障诊断.

5 结论

本文提出增量式最大方差展开方法并用于故障诊断中, 与基于多元统计的故障诊断方法类似, 有效解决了非线性核函数的选择问题和对新增样本降维重构的问题, 给出了应用该方法实现故障诊断的具体步骤. 并将该方法用于水下控制系统的仿真研究中, 从结果可以看出, 对于3种典型的故障, 通过构造的监控统计量可准确检测出故障的发生.

参考文献:

- [1] ZHANG Ping, WANG Guizeng, ZHOU Donghua. Fault diagnosis methods for dynamic systems. *Control Theory & Applications*, 2000, 17(2): 153 – 158.
(张萍, 王桂增, 周东华. 动态系统的故障诊断方法. 控制理论与应用, 2000, 17(2): 153 – 158.)
- [2] LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 1 – 9.
(李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述. 控制与决策, 2011, 26(1): 1 – 9.)
- [3] MACGREGOR J F, KOURTI T. Statistical process control of multivariate processes. *Control Engineering Practice*, 1995, 3(3): 403 – 414.
- [4] LEE J M, YOO C K, LEE I B. Statistical process monitoring with independent component analysis. *Journal of Process Control*, 2004, 14(5): 467 – 485.
- [5] LEE J M, YOO C K, CHOI S W, et al. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis. *Chemical Engineering Science*, 2004, 59(1): 223 – 234.
- [6] IZENMAN A. Introduction to manifold learning. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2012, 4(5): 439 – 446.

- [7] WANG X, ZHENG Y, ZHAO Z Z, et al. Bearing fault diagnosis based on statistical locally linear embedding. *Sensors*, 2015, 15(7): 16225 – 16247.
- [8] YAO B B, PENG Z, WU L F, et al. Rolling element bearing fault diagnosis using improved manifold learning. *IEEE Access*, 2017, 5(99): 6027 – 6035.
- [9] WEINBERGER K Q, SHA F, SAUL L K. Learning a kernel matrix for nonlinear dimensionality reduction. *International Conference on Machine Learning*. Alberta, Canada: ACM, 2004: 839 – 846.
- [10] WEINBERGER K Q, SAUL L K. Unsupervised learning of image manifolds by semidefinite programming. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(1): 77 – 90.
- [11] ZHANG Y, LI B W. Noise reduction method for nonlinear signal based on maximum variance unfolding and its application to fault diagnosis. *Science China Technological Sciences*, 2010, 53(8): 2122 – 2128.
- [12] CHEN R. Improved MVU based fault detection method for nonlinear and dynamic process. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(9): 2111 – 2117.
- [13] WANG X Y, WANG X, WANG Z L, et al. A novel method for detecting processes with multi-state modes. *Control Engineering Practice*, 2013, 21(12): 1788 – 1794.
- [14] DENG Xiaogang, TIAN Xuemin. Fault diagnosis method based on dynamic maximum variance unfolding and one-class support vector machine. *CIESC Journal*, 2011, 62(8): 2146 – 2151.
(邓晓刚, 田学民. 基于DMVU-OCSVM的故障诊断方法. 化工学报, 2011, 62(8): 2146 – 2151.)
- [15] CHEN Ruqing. Improved MVU based fault detection method for nonlinear and dynamic process. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(9): 2111 – 2117.
(陈如清. 基于改进MVU的非线性动态过程故障检测方法. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 2111 – 2117.)
- [16] CHEN Ruqing. Nonlinear process fault detection method under noise environment using KPCA and MVU. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(12): 2673 – 2680.
(陈如清. 基于KPCA - MVU的噪声非线性过程故障检测方法. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2673 – 2680.)
- [17] SHAO J D, RONG G. Nonlinear process monitoring based on maximum variance unfolding projections. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(8): 11332 – 11340.
- [18] LIU Y J, CHEN T, YAO Y. Nonlinear process monitoring and fault isolation using extended maximum variance unfolding. *Journal of Process Control*, 2014, 24(6): 880 – 891.
- [19] LAW M H C, JAIN A K. Incremental nonlinear dimensionality reduction by manifold learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2006, 28(3): 377 – 391.
- [20] KOUROPTOVA O, OKUN O, PIETIKAINEN M. Incremental locally linear embedding algorithm. *Pattern Recognition*, 2005, 38(10): 1764 – 1767.
- [21] JIA P, YIN J, HUANG X S, et al. Incremental Laplacian eigenmaps by preserving adjacent information between data points. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(16): 1457 – 1463.
- [22] YANG Qing, CHEN Guiming, TONG Xingmin, et al. Application of incremental local tangent space alignment algorithm to rolling bearings fault diagnosis. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(5): 81 – 86.
(杨庆, 陈桂明, 童兴民, 等. 增量式局部切空间排列算法在滚动轴承故障诊断中的应用. 机械工程学报, 2012, 48(5): 81 – 86.)
- [23] XU Qingcheng, HU Jianzhong. Fault feature extraction method for compressor based on improved incremental Laplacian eigenmap algorithm. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(4): 791 – 796.
(许庆诚, 胡建中. 基于改进增量LE的压缩机故障特征提取方法. 仪器仪表学报, 2013, 34(4): 791 – 796.)
- [24] SU Z Q, TANG B P, MA J H, et al. Fault diagnosis method based on incremental enhanced supervised locally linear embedding and adaptive nearest neighbor classifier. *Measurement*, 2014, 48(1): 136 – 148.
- [25] CHENG Y H, JIANG B, LU N Y, et al. Incremental locally linear embedding-based fault detection for satellite attitude control systems. *Journal of the Franklin Institute*, 2016, 353(1): 17 – 36.
- [26] LIU Y H, ZHANG Y S, YU Z W, et al. Incremental supervised locally linear embedding for machinery fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 50(1): 60 – 70.
- [27] ZUO Xin, YUE Yuanlong, DUAN Yingyao, et al. An overview of subsea production control system. *Ocean Engineering Equipment & Technology*, 2016, 3(1): 58 – 66.
(左信, 岳元龙, 段英尧, 等. 水下生产控制系统综述. 海洋工程装备与技术, 2016, 3(1): 58 – 66.)
- [28] MARTIN E B, MORRIS A J. Non-parametric confidence bounds for process performance monitoring charts. *Journal of Process Control*, 1996, 6(6): 349 – 358.
- [29] Technical Committee ISO/TC 67. *ISO-13628 6: Petroleum and natural gas industries-Design and operation of subsea production systems-Part 6: Subsea production control systems*. Switzerland: International Organization for Standardization, 2006.
- [30] FAN Yamin. Development of underwater production control system. *China Petroleum Machinery*, 2012, 40(7): 45 – 49.
(范亚民. 水下生产控制系统的发展. 石油机械, 2012, 40(7): 49 – 53.)
- [31] WANG Xin, ZUO Xin, MA Tianran, et al. Study on the high pressure oil return of subsea christmas tree hydraulic control system. *Ocean Engineering Equipment & Technology*, 2016, 3(5): 297 – 304.
(王鑫, 左信, 马恬然, 等. 水下采油树液压系统高压回油压力分析. 海洋工程装备与技术, 2016, 3(5): 297 – 304.)

作者简介:

贾 创 硕士研究生, 从事控制理论及故障诊断方面的研究, E-mail: ch_jia@126.com;

左 信 教授, 博士生导师, 从事油田生产、管道运输和石油化工过程的测量、控制与优化方面的理论和工业应用的研究, E-mail: zuox@cup.edu.cn;

高小永 讲师, 硕士生导师, 主要从事复杂工业过程系统工程、海洋石油生产水下生产系统工程等领域的研究, E-mail: x.gao@cup.edu.cn.