

基于改进即时学习策略的非线性多模态 过程故障检测方法

张玉昊, 纪洪泉

(山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要:针对即时学习(JITL)策略建模速度慢和模型利用效率不高等问题,提出一种改进的JITL策略。改进的JITL策略从两个角度出发:离线阶段使用 K 均值聚类算法对历史数据进行预分类,相似样本选择的范围由所有历史数据变为对应模态的历史数据;在线阶段结合模型更新策略,通过减少模型更新频率的方式提高模型利用效率,从而间接提高建模速度。把改进的JITL策略用于非线性多模态过程的故障检测,使用即时特征分析(JITFA)算法作为改进JITL策略中的模型计算统计量。将所提方法应用于一个数值例子和一个Benchmark案例,并与JITFA等五种不同方法进行对比,验证了所提策略和故障检测方法的优越性。

关键词:故障检测;即时学习;非线性过程;多模态过程;模型更新

中图分类号:TP277

文献标志码:A

Fault detection with improved just-in-time learning strategy for nonlinear multimode processes

ZHANG Yuhao, JI Hongquan

(College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: To address the traditional strategy's drawbacks such as slow modeling speed and low model utilization efficiency, this study proposed an improved just-in-time learning (JITL) strategy, which approached these problems from two perspectives. At the offline stage, the K -means clustering algorithm was used to pre-classify historical data, and thus the scope of similar sample selection was changed from all historical data to historical data with the corresponding mode. At the online stage, a model update strategy was integrated to enhance the model utilization efficiency and consequently improve the modeling speed by reducing the model update frequency. The improved JITL strategy was applied to nonlinear multimode process fault detection with the just-in-time feature analysis (JITFA) algorithm as the model to calculate statistics. The proposed method was applied to a numerical example and a benchmark case and was compared with five different algorithms including JITFA. The simulation results demonstrate the superiority of the proposed strategy and its corresponding fault detection method.

Key words: fault detection; just-in-time learning; nonlinear process; multimode process; model update

随着科技的进步和发展,工业过程的规模和复杂程度日益增加,人们对安全、高效、高质量生产提出更高要求,因此工业过程的故障检测也更加重要^[1-3]。多元统计过程监测(multivariate statistical process monitoring, MSPM)作为数据驱动故障检测中的重要分支,近年来发展迅速,其中最常使用的MSPM方法包括

收稿日期:2023-04-11

基金项目:国家自然科学基金项目(62373227);山东省自然科学基金项目(ZR2023MF020);泰山学者工程专项经费资助项目;青岛市自然科学基金项目(23-2-1-212-zyy-d-jch)

作者简介:张玉昊(1999—),男,山东潍坊人,硕士研究生,主要从事数据驱动的故障检测研究。

纪洪泉(1990—),男,山东德州人,副教授,博士,主要从事数据驱动的过程监测与故障诊断研究,本文通信作者。

E-mail:jihq18@sdust.edu.cn

主成分分析(principal component analysis, PCA)^[4-5]、偏小二乘法、独立成分分析和费舍尔判别分析。

传统的 MSPM 方法要求工业过程数据满足单一模态的假设,然而现代工业过程中通常存在多种操作模式,使得收集到的数据难以满足该假设^[6]。若使用传统的 MSPM 方法对多模态过程进行故障检测,由于过程存在多个“均值”与“方差”,所建立的全局检测模型将无法准确描述各个模态的特性,导致检测性能下降甚至失效。为了解决多模态问题,牛征等^[7]提出一种基于 PCA 算法的多模型故障检测方法,该方法通过 K 均值聚类算法对训练数据进行预分类,进而针对多模态过程建立多个 PCA 故障检测模型。Ma 等^[8]基于 K 近邻算法提出局部近邻标准化(local neighborhood standardization, LNS)算法,通过对数据进行预处理,将多模态数据转换成单一模态数据,得到的数据近似服从高斯分布,可以通过 PCA 等 MSPM 方法进行故障检测。Chen 等^[9]使用即时学习(just-in-time learning, JITL)^[10-11]策略自适应地建立局部模型,有效解决了过程数据的多模态问题,同时为了减少相似样本搜索时间、加快局部建模速度,将 JITL 策略与 K 均值聚类算法相结合。贺凯迅等^[12]针对大型火力发电系统中的多模态问题,提出一种改进的证据 K 近邻算法,有效解决了样本标签不完整情况下多模态过程故障检测问题。

尽管多模态是工业过程的关键特征^[13],但实际测量数据往往面临非线性问题。传统的 MSPM 方法通常采用线性变换方式得到描述过程数据的特征向量,因此建立的故障检测模型不能有效地描述变量的非线性特性,也就难以取得令人满意的效果。针对非线性问题,核函数方法提供一种解决思路:利用 Cover 定理,使用非线性映射函数把低维数据投影到高维空间中,从而使得投影后的数据线性可分。该方法的经典代表是核主成分分析(kernel PCA, KPCA)^[14]。邓明月等^[15]使用一种基于核熵成分分析法获取过程数据的得分向量及非线性特征子空间,实现了对非线性过程的故障检测与诊断。Wang 等^[16]提出一种利用局部线性模型来近似非线性函数的局部加权投影回归算法,将非线性问题转换成几个线性模型的加权问题。

同时考虑数据的多模态与非线性问题会给工业过程故障检测带来相当难度,目前尚无单一技术方案能够很好地解决此问题^[17]。其中,既需要思考如何解决数据中多个“均值”和“方差”的问题,又需要考虑如何处理变量间非线性关系,因此面临一定挑战。本研究针对非线性多模态过程开展故障检测研究,在综合前人工作的基础上,对传统的 JITL 策略建模速度缓慢、模型利用效率较低等问题进行改进,提出一种改进的 JITL 策略,用于非线性多模态过程的故障检测,并使用数值例子和 Benchmark 案例进行仿真验证,将本研究方法的检测结果与 JITFA、PCA、LNS-PCA 等方法进行了对比。本研究的主要贡献为:①提出一种改进的 JITL 策略;②针对参数问题,提出使用交叉验证方法确定模型更新阈值;③将改进的 JITL 策略应用于非线性多模态过程故障检测,利用两个仿真进行验证,并与多种典型方法进行了对比。

1 预备知识

1.1 JITL 策略

JITL 策略是一种局部建模方法,目的是从历史数据中选择与新输入样本 \mathbf{x}_t 相似性最高的一组数据来建立当前最优的局部模型,详细步骤^[10-11]为:

- 1) 根据相似性度量方法,计算新输入样本 \mathbf{x}_t 与所有历史数据的相似性;
- 2) 筛选出相似性最高的 N_1 个样本,并建立局部模型;
- 3) 基于局部模型计算输出,丢弃局部模型,当下个新样本输入后,重复步骤 1)。

由上述步骤可以看出,JITL 策略是一种自适应的建模方法。由于使用相似性最高的 N_1 个样本建立局部模型,所以 JITL 策略可以有效地解决数据的多模态和非线性问题,因此常被应用于非线性或多模态过程的故障检测研究。

1.2 JITFA 算法

即时特征分析(just-in-time feature analysis, JITFA)算法的目标是:寻找一个映射空间,可以有效地区分新采集的样本数据和正常操作条件下采集的样本数据。该算法的目标定义为^[18]:

$$\max_{\mathbf{A}_t} \|\mathbf{A}_t^T \mathbf{x}_t\|^2, \text{ s. t. } \mathbf{A}_t^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{A}_t = \mathbf{I}. \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_t \in \mathbf{R}^m$ 表示 t 时刻包含 m 个测量变量的新采样样本; $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{N \times m}$ 表示包含 m 个测量变量的 N 个样本的正常数据; $\mathbf{A}_t \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为投影矩阵。使用 $D = \|\mathbf{A}_t^T \mathbf{x}_t\|^2$ 作为统计量。

因为 $\|\mathbf{A}_t^T \mathbf{x}_t\|^2 = \text{tr}(\mathbf{A}_t^T \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \mathbf{A}_t)$, 因此式(1)可以改写为:

$$\max_{\mathbf{V}_t} \text{tr}(\mathbf{V}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{V}_t), \text{ s. t. } \mathbf{V}_t^T \mathbf{V}_t = \mathbf{I}. \quad (2)$$

式中: $\mathbf{V}_t = \Phi^{1/2} \mathbf{A}_t$, $\Phi = \mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 。为求解矩阵 $\mathbf{V}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{V}_t$ 迹的最大值, 式(2)可以改写为:

$$\max_{\mathbf{V}_t} \sum_{i=1}^m (\mathbf{v}_{t,i}^T \Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{v}_{t,i}), \text{ s. t. } \mathbf{v}_{t,i}^T \mathbf{v}_{t,i} = 1. \quad (3)$$

式中: $\mathbf{V}_t = [\mathbf{v}_{t,1}, \mathbf{v}_{t,2}, \dots, \mathbf{v}_{t,m}]$ 。对式(3)中 $\mathbf{v}_{t,i} (i=1, 2, \dots, m)$ 使用拉格朗日乘法, 可以得到:

$$J(\mathbf{v}_{t,1}, \mathbf{v}_{t,2}, \dots, \mathbf{v}_{t,m}) = \mathbf{v}_{t,1}^T \Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{v}_{t,1} + \lambda_{t,1} (1 - \mathbf{v}_{t,1}^T \mathbf{v}_{t,1}) + \dots + \mathbf{v}_{t,m}^T \Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{v}_{t,m} + \lambda_{t,m} (1 - \mathbf{v}_{t,m}^T \mathbf{v}_{t,m}). \quad (4)$$

式中: $\lambda_{t,i}$ 为常数。对式(4)两边的 $\mathbf{v}_{t,i}$ 求导, 并令导数为 0, 可以得到:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}_{t,i}} = 2\Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{v}_{t,i} - 2\lambda_{t,i} \mathbf{v}_{t,i}, \quad (5)$$

$$\Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2} \mathbf{v}_{t,i} = \lambda_{t,i} \mathbf{v}_{t,i}. \quad (6)$$

由式(6)可知, 式(2)的优化问题本质是求解对称矩阵 $\Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2}$ 特征值及对应特征向量问题。由于 $\text{rank}(\Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2}) = 1$, 因此矩阵 $\Phi^{-1/2} \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \Phi^{-1/2}$ 特征分解的结果只包含一个非零特征值, 且这唯一的非零特征值等于故障检测的统计量。

2 基于改进 JITL 策略的故障检测方法

JITL 策略可以有效地解决数据的非线性和多模态问题, 但当新采样样本输入后, 需要重新计算与所有历史数据的相似性, 这极大地影响了在线阶段的效率。本研究从提高模型利用效率和建模速度两个方面出发, 对 JITL 策略进行改进, 并将改进的 JITL 策略用于非线性多模态过程故障检测。

2.1 改进的 JITL 策略

使用 JITL 策略计算得到输出后, 局部模型会被直接丢弃, 这使得局部模型未得到充分利用, 因为上个时刻的模型对于当前时刻的输入样本可能仍然是适用的。针对该不足, Ge 等^[19] 提出一种模型更新策略:

$$s(\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{x}_{\text{new}-1}) \geq s_{\text{lim}}. \quad (7)$$

式中: $s(\mathbf{x}_{\text{new}}, \mathbf{x}_{\text{new}-1})$ 表示新采样样本与上一个时刻采样样本的相似性, s_{lim} 表示模型更新阈值。如果满足式(7)条件, 局部模型不更新。也就是说, 如果满足式(7), 表明当前时刻样本和上一个时刻样本是相似的, 则认为上一个时刻建立的局部模型对于当前时刻仍然是适用的, 不需要对局部模型进行更新。本研究改进的 JITL 策略对文献[19]的更新策略进行调整:

$$s(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_t^*) \geq s_{\text{lim}}. \quad (8)$$

式中: $s(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_t^*)$ 表示新采样样本与建立的最新模型输入样本的相似性。相较于式(7), 式(8)的条件更合理, 可以获得更准确结果。原因是上个时刻样本可能出现没有更新模型的情况, 这时仍然使用式(7)作为基准进行相似性计算, 会对最终结果造成影响。

传统的 JITL 策略中, 为了获得与新输入样本 \mathbf{x}_t 相似性最高的一组训练数据, 需要计算 \mathbf{x}_t 与所有历史数据的相似性, 这将花费大量的时间。为减少相似样本选择的范围, 加快选择速度, 本研究使用 K 均值聚类算法对历史数据进行分类处理^[9]。经过分类处理后, 相似样本选择范围由所有历史数据变为该样本对应模态的历史数据。相较于计算 \mathbf{x}_t 与历史数据的相似性, 模态辨识工作的计算量是可以忽略不计的, 因此结合 K 均值聚类算法可以极大地提高建立局部模型的速度。

将 JITL 策略结合模型更新策略和 K 均值聚类算法, 可以得到本研究所提出的改进 JITL 策略, 其详细流程如图 1 所示。

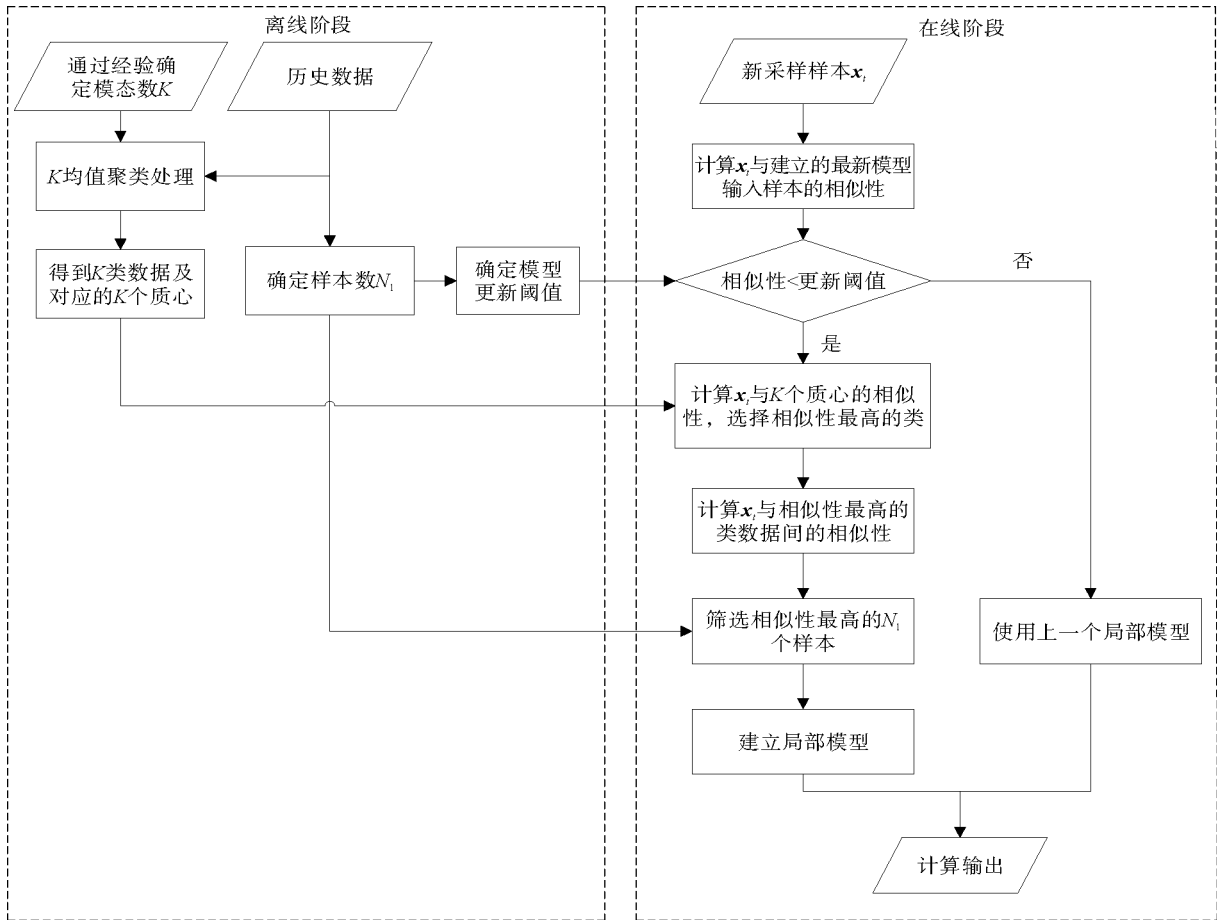


图 1 改进的 JITL 策略流程图

Fig. 1 Flow chart of the improved JITL strategy

2.2 相似性度量方法及参数的确定

JITL 策略不是具体的算法,而是一种建模思想。当使用改进的 JITL 策略进行故障检测时,其中相似性度量方法、建立局部模型的样本数量 N_l 、模型更新阈值 s_{lim} 需要确定。

基于简单的原则,本研究使用欧氏距离作为样本间相似性的度量方法。计算样本间欧氏距离后,通过式(9)将欧氏距离转换成相似性度量指标:

$$s(x_{new}, x_i) = \sqrt{e^{-d^2(x_{new}, x_i)}} \tag{9}$$

式中, $d^2(x_{new}, x_i)$ 表示新采样样本 x_{new} 和历史数据的第 i 个子集 x_i 之间的欧氏距离。

建立局部模型的样本数量 N_l 与历史数据的样本量成正比,但模型的检测性能与 N_l 并不成正比^[9]。随着 N_l 的逐渐增加,包含所有相关数据的概率逐渐增加,包含无关数据的概率同样逐渐增加,因此随着 N_l 增加,模型的检测性能呈现出先增加后降低的趋势。可以由交叉验证方法获得模型的检测性能随 N_l 增大的变化趋势,再通过试错法确定 N_l 的详细大小。

由于模型更新阈值的增加,对于没有更新模型的新采样样本来说,模型准确的概率是增加的,可以使用误报率(false alarm rate, FAR)来反映模型的准确程度。当样本量足够多时,随着模型更新阈值的增加,误报率应该呈现出先迅速降低,后保持不变或在一个小范围内波动变换的趋势。因此,本研究提出使用交叉验证方法确定模型更新阈值的大小,首先使用交叉验证方法求得误报率随模型更新阈值增大的整体变化趋势,然后由变化趋势确定“拐点”位置及对应的模型更新阈值大小。

2.3 故障检测方法的步骤

基于改进 JITL 策略的故障检测方法主要包括离线和在线两个阶段。离线阶段的目的是确定局部模型

样本数 N_1 、更新阈值 s_{lim} 和控制限的大小,因此需要使用训练数据 $\mathbf{X}_1 \in \mathbf{R}^{N_1 \times m}$ 和验证数据 $\mathbf{X}_2 \in \mathbf{R}^{N_2 \times m}$; 在线阶段的目的是检测新采样样本 \mathbf{x}_t 是否发生故障。

1) 离线阶段

①使用交叉验证和试错法确定局部模型样本数 N_1 ,再使用交叉验证方法确定模型更新阈值 s_{lim} 。

②对训练数据 \mathbf{X}_1 进行 K 均值聚类处理,得到 K 类数据及对应的 K 个质心。

③计算每个 $\mathbf{x}_{2,i}$ 与 K 个质心的相似性 \mathbf{d}_i ,筛选出相似性最高的质心对应的类。其中, $i=1,2,\dots,N_2$ 。

④使用式(9)计算 $\mathbf{x}_{2,i}$ 与相似性最高的质心所在类数据的相似性 s_i ,筛选相似性最高的前 N_1 个样本组成 $\mathbf{X}_{N_1,i}$ 。

⑤使用式(1)建立 JITFA 故障检测模型,计算 $\mathbf{x}_{2,i}$ 统计量 $D_{2,i}$,并存储在对应模态的存储向量 \mathbf{D}_j^* ($j=1,2,\dots,K$) 中,得到验证集数据 \mathbf{X}_2 的统计量 $\mathbf{D}_1^*, \mathbf{D}_2^*, \dots, \mathbf{D}_K^*$ 。

⑥分别对 $\mathbf{D}_1^*, \mathbf{D}_2^*, \dots, \mathbf{D}_K^*$ 使用核密度估计方法计算不同模态的控制限 $D_{\text{lim},1}, D_{\text{lim},2}, \dots, D_{\text{lim},K}$ 。

2) 在线阶段

①新采样样本 \mathbf{x}_t 输入后,使用式(8)判断是否更新模型,如果不满足条件,步骤继续,否则使用最新建立的模型计算统计量 D_t ,并跳转步骤⑤。

②计算 \mathbf{x}_t 与 K 个质心的相似性 \mathbf{d}_t ,筛选出相似性最高的质心对应的类。

③计算 \mathbf{x}_t 与相似性最高的质心所在类数据间的相似性 s_t ,筛选相似性最高的前 N_1 个样本组成 $\mathbf{X}_{N_1,t}$ 。

④使用式(1)建立 JITFA 故障检测模型,计算 \mathbf{x}_t 统计量 D_t 。

⑤与对应模态控制限进行比较,若 $D_t > D_{\text{lim},j}$,则 t 时刻发生故障,否则 t 时刻正常。

3 仿真实证

使用数值例子和工业基准过程来评估本研究所提方法的故障检测性能,并将本方法与几种经典方法进行比较。仿真采用 Matlab 软件进行,计算机环境为 64 位 Windows 10 操作系统、Intel(R) Core(TM) i5-10500 3.10 GHz 处理器。

3.1 数值例子

构造由三个变量组成的非线性多模态过程数值例子,生成模型^[9,16]为:

$$\begin{cases} y_1 = u + e_1, \\ y_2 = u^2 - 3u + e_2, \\ y_3 = -u^3 + 3u^2 + e_3. \end{cases} \quad (10)$$

式中: e_1, e_2, e_3 是 $N \sim (0, 0.01^2)$ 的白噪声;对于工作模式 1, $u \in [0.2, 0.65]$;对于工作模式 2, $u \in [0.75, 1.2]$ 。训练集、验证集数据均由 600 个正常样本组成,其中前 300 个样本属于工作模式 1,后 300 个样本属于工作模式 2。

获得训练集和验证集数据后,首先通过交叉验证方法获得误报率随 N_1 逐渐增大的变化趋势。采用 10 折交叉验证进行仿真,交叉验证范围设置为 30~240,步长为 1,仿真结果如图 2 所示。获得交叉验证结果后,再通过试错法确定最终的 N_1 。为了减少局部模型的更新频率,改进的 JITL 策略中融合了模型更新策略。为使建立的局部模型具有更好的鲁棒性,在试错法确定 N_1 时选择较大的样本数量进行试错。如图 2 样本量交叉验证结果,选择 $N_1 \geq 50$ 的方向上使用试错法,最终确定 $N_1 = 60$ 。

确定 N_1 后,即可通过交叉验证方法确定 s_{lim} 的大小。同样采用 10 折交叉验证进行仿真,交叉验证范围设置为 0~1,步长为 0.01,仿真结果如图 3 所示。由图 3 可以明显看出 0.88 为“拐点”所在位置,因此确定 $s_{\text{lim}} = 0.88$ 。

为了验证所提方法解决非线性多模态过程的故障检测问题的有效,生成由 600 个样本组成的测试数据,其中测试数据前 300 个样本为工作模式 1,后 300 个样本为工作模式 2。不同模态的样本中设置了 3 种故障,故障信息如下。

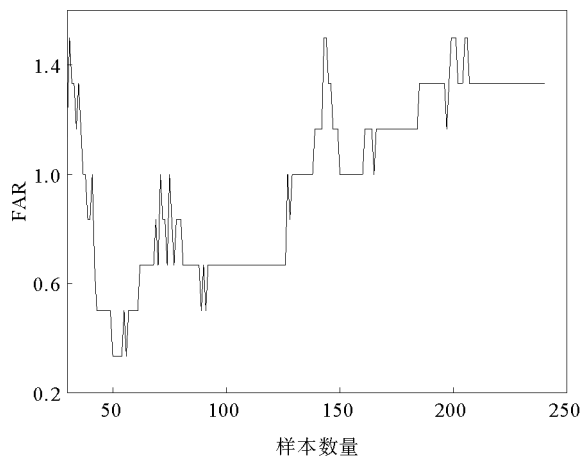


图2 样本量交叉验证结果

Fig. 2 Cross-validation results of sample size

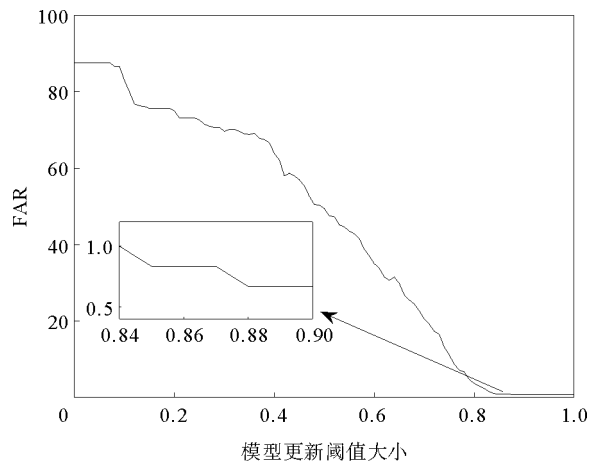


图3 阈值大小交叉验证结果

Fig. 3 Cross-validation results of threshold size

故障 1:101~300 组样本、401~600 组样本中,第二个变量均引入一个大小为 0.08 的固定偏差故障。

故障 2:101~300 组样本由 $y_2 = u^2 - 3u + e_2$ 变为 $y_2 = 1.5u^2 - 3u + e_2$, 401~600 组样本由 $y_2 = u^2 - 3u + e_2$ 变为 $y_2 = 1.1u^2 - 3u + e_2$ 。

故障 3:101~300 组样本由 $y_3 = -u^3 + 3u^2 + e_3$ 变为 $y_3 = -3u^3 + 3u^2 + e_3$, 401~600 组样本由 $y_3 = -u^3 + 3u^2 + e_3$ 变为 $y_3 = -1.2u^3 + 3u^2 + e_3$ 。

使用 JITFA、PCA、KPCA、K-means-PCA^[7]、LNS-PCA 等方法和本研究改进前、改进后方法分别对数值例子进行故障检测。设置累计方差贡献率等于 0.9,确定 PCA 方法的主元个数,K 均值聚类算法中 $K = 2$,KPCA 方法的核宽为 0.05,LNS-PCA 方法中近邻数 $K_1 = 200$ 。本研究所提方法建立的局部模型的样本数量 $N_1 = 60$,模型更新阈值 $s_{lim} = 0.88$ 。为了仿真结果对比的公平性,各方法的显著性水平 $\alpha = 0.01$ 。对于上述三种故障,通过故障检测率(fault detection rate, FDR)和误报率反映各方法的检测性能。各方法对于故障 1 的检测结果如图 4 所示。其中, T^2 表示 T^2 检测统计量, SPE 为平方预测误差(squared prediction error)。同时,为了反映本研究方法与改进前方法检测性能的变化,将改进前方法,即不包含 K 均值聚类和模型更新策略的方法与本研究方法进行对比。上述七种方法对于三种不同故障的检测结果如表 1 所示。

由表 1 可知,JITFA 和 PCA 方法对于三种故障的检测效果均不够理想,原因是二者作为传统的全局建模方法,既不能处理多模态数据的多个“均值”和“方差”问题,又不能解决数据变量的非线性问题。因此,建立的故障检测模型不能有效描述数据的正常范围,对于故障敏感性不高,难以获得满意的检测结果。相较于上述两种传统的全局建模方法,K-means-PCA 方法检测效果有所改善,原因是 K-means-PCA 方法考虑了数据的多模态问题,但是检测模型选择的 PCA 方法,同样缺乏处理非线性过程的能力,因此 K-means-PCA 方法的整体检测效果较差。LNS-PCA 方法具有不错的检测效果,但该方法在线阶段需要多次计算与所有历史数据的相似性,需要花费大量的计算时间,极大地影响在线检测效率。KPCA 方法可以有效地解决数据的非线性特性,但建模过程中没有考虑数据的多模态问题,因此检测性能仍不能令人满意。本研究方法在建模过程中同时考虑了数据的多模态特性和非线性问题,取得了令人满意的检测结果。

同时,由表 1 改进前方法和本研究方法检测结果对比可知,本研究方法没有降低故障检测性能。为直观地反映改进前和本研究方法的运行效率,将两种方法的在线检测时间进行对比。为了提供参考基准,仿真中也增加了 PCA 和 LNS-PCA 方法的检测时间数据。此外,连续运行程序 10 次并计算平均值,以减少偶然误差对仿真结果的影响。4 种方法对于故障 3 在线检测时间对比如表 2 所示,可以看出,相较于改进前的策略,本研究方法节省了约 27% 的在线检测时间。

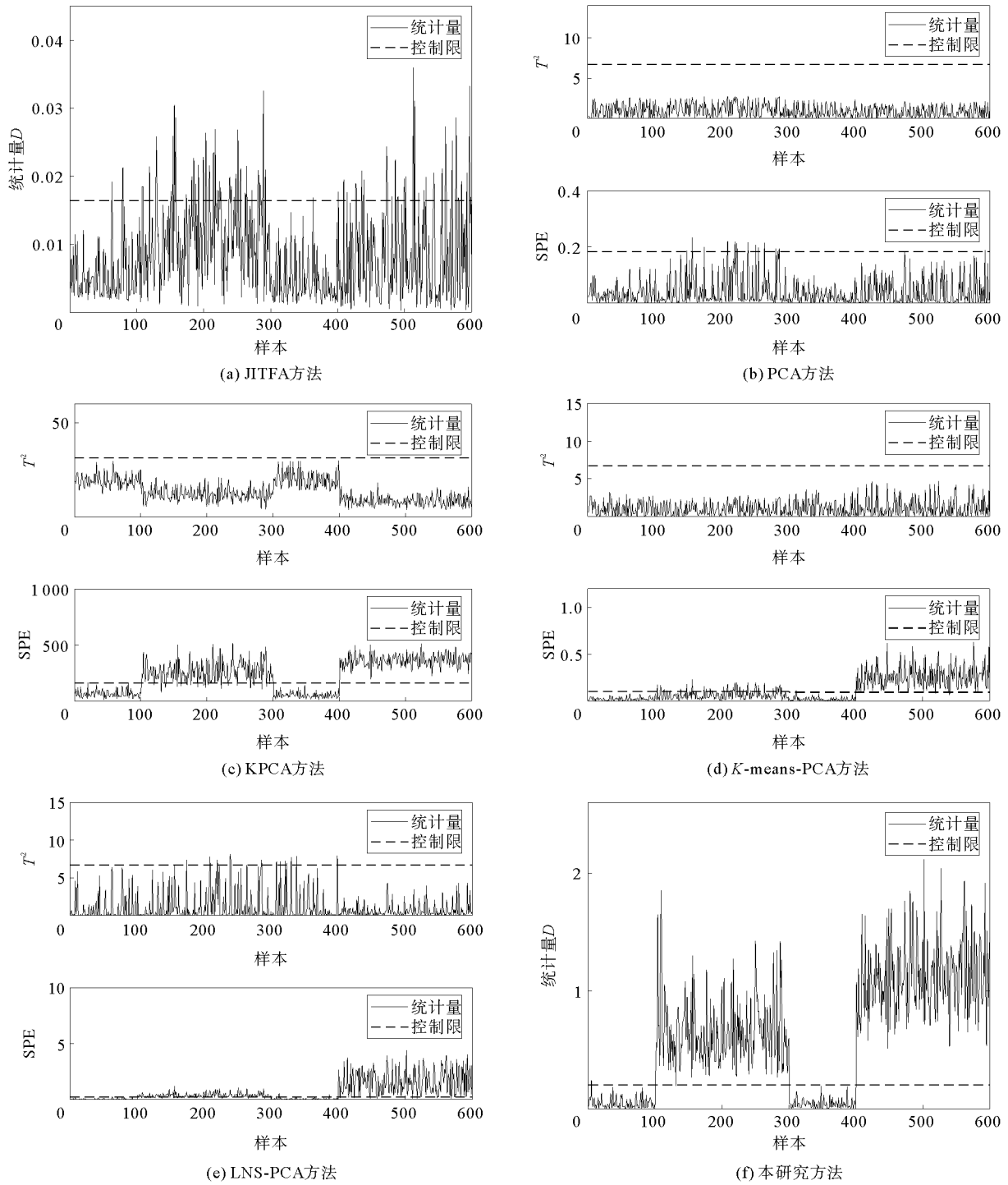


图 4 6 种方法对故障 1 的检测结果

Fig. 4 Detection results of six methods for fault 1

3.2 TE 过程

本节使用经典的 Benchmark 案例,即田纳西-伊斯曼(Tennessee Eastman, TE)过程来验证本研究方法的有效性。TE 过程由伊斯曼化学品公司创建,被广泛应用于测试各种控制系统和故障检测方法的性能^[20-21]。根据生产物 G 和 H 比例的不同,将 TE 过程划分成 6 种不同的生产模式^[22],具体信息如表 3 所示。仿真使用 TE 过程的生产模式 1 和生产模式 3 进行,仿真数据源于:<http://depts.washington.edu/control/LARRY/TE/download.html>。

表 1 数值例子中故障检测率(误报率)对比

Table 1 Comparison of FDR (FAR) in the numerical example

故障类型	JITFA	PCA	KPCA	K-means-PCA	LNS-PCA	改进前方法	本研究方法
故障 1	19.50(1.5)	3.50(0)	94.00(0)	58.75(0.50)	83.25(5.50)	99.75(1.0)	99.75(0.50)
故障 2	26.25(0.5)	4.50(0)	86.00(2.00)	64.75(0)	77.00(4.50)	90.25(0)	90.50(0)
故障 3	66.25(1.0)	15.50(0)	75.25(1.50)	69.25(0)	83.25(4.00)	92.75(0.5)	93.25(0.50)
平均值	37.33(1.0)	7.83(0)	85.08(1.17)	64.25(0.17)	81.17(4.67)	94.25(0.5)	94.50(0.33)

表 2 数值例子中在线检测时间对比

Table 2 Comparison of online detection times in the numerical example

方法	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
PCA	0.006 1	0.006 2	0.006 1	0.006 9	0.006 3	0.006 1	0.006 2	0.006 1	0.006 0	0.006 7	0.006 3
LNS-PCA	0.495 2	0.493 8	0.496 8	0.493 5	0.495 3	0.495 9	0.496 3	0.499 7	0.495 4	0.492 5	0.495 4
改进前方法	0.094 4	0.093 5	0.093 9	0.093 4	0.093 0	0.095 0	0.093 3	0.093 9	0.094 1	0.092 8	0.093 7
本研究方法	0.068 5	0.069 1	0.068 9	0.068 6	0.068 5	0.068 7	0.068 5	0.067 6	0.066 9	0.067 9	0.068 3

TE 过程数据由 41 个测量变量和 12 个控制变量组成^[23],本次仿真过程仅使用测量变量中的 22 个过程测量变量。仿真过程中,生成两组正常数据,即训练集和验证集。训练集和验证集由两种模态混合组成,每种模态各 500 个样本。测试数据同样由两种模态混合组成,前 1 000 个样本属于生产模式 1,后 1 000 个样本属于生产模式 3,每种模态前 200 个样本属于正常数据,后 800 个样本为故障数据。为了检验本研究方法的检测能力,选择 3 种不同类型的故障进行仿真验证,故障信息如表 4 所示。

首先使用交叉验证方法和试错法相结合的方式确定 $N_1=300$,再通过交叉验证方法确定 $s_{lim}=0.27$ 。设置累计方差贡献率为 0.9,确定 PCA 算法的主元个数, K 均值聚类算法中类别 $K=2$,KPCA 方法的核宽为 100,LNS-PCA 方法中的 $K_1=400$,各方法的显著性水平 $\alpha=0.01$ 。各方法对故障 IDV2 的检测结果如图 5 所示。对于上述三种类型的故障,各方法以及改进方法的故障检测率(误报率)对比结果如表 5 所示。PCA、LNS-PCA、改进前方法以及本研究方法对于故障 IDV2 在线检测时间对比如表 6 所示。

由表 5 的检测结果对比可见,PCA 方法对于 3 种故障的检测效果很差,尤其是针对故障 IDV11 和 IDV14,检测能力基本是失效的,原因是 PCA 方法作为传统 MSPM 方法,缺乏处理非线性和多模态的能力。JITFA 方法作为较新的 MSPM 方法,相较于 PCA 方法检测能力有所改善,但仍然属于全局建模方法,对故障的敏感程度不高。KPCA 方法可以很好地处理数据的非线性特性,但由于过程数据中蕴含多模态特性,检测效果同样不能令人满意。K-means-PCA、LNS-PCA 和本研究方法对于这三种类型的故障都表现出较好的检测能力,但本研究方法具有最佳的故障检测率和误报率,这意味着本研究方法对故障更敏感,可以更

表 3 TE 过程生产模式

Table 3 Production modes in the TE process

生产模式	G/H	产品生产率
1	50/50	14 076 kg/h
2	10/90	14 076 kg/h
3	90/10	11 111 kg/h
4	50/50	最大限度
5	10/90	最大限度
6	90/10	最大限度

表 4 TE 过程故障信息

Table 4 Fault information in the TE process

故障编号	故障描述	故障类型
IDV2	B 成分,A/C 进料比率不变(流 4)	阶跃
IDV11	A、B、C 进料成分(流 4)	随机变化
IDV14	反应器冷却水阀门	黏性

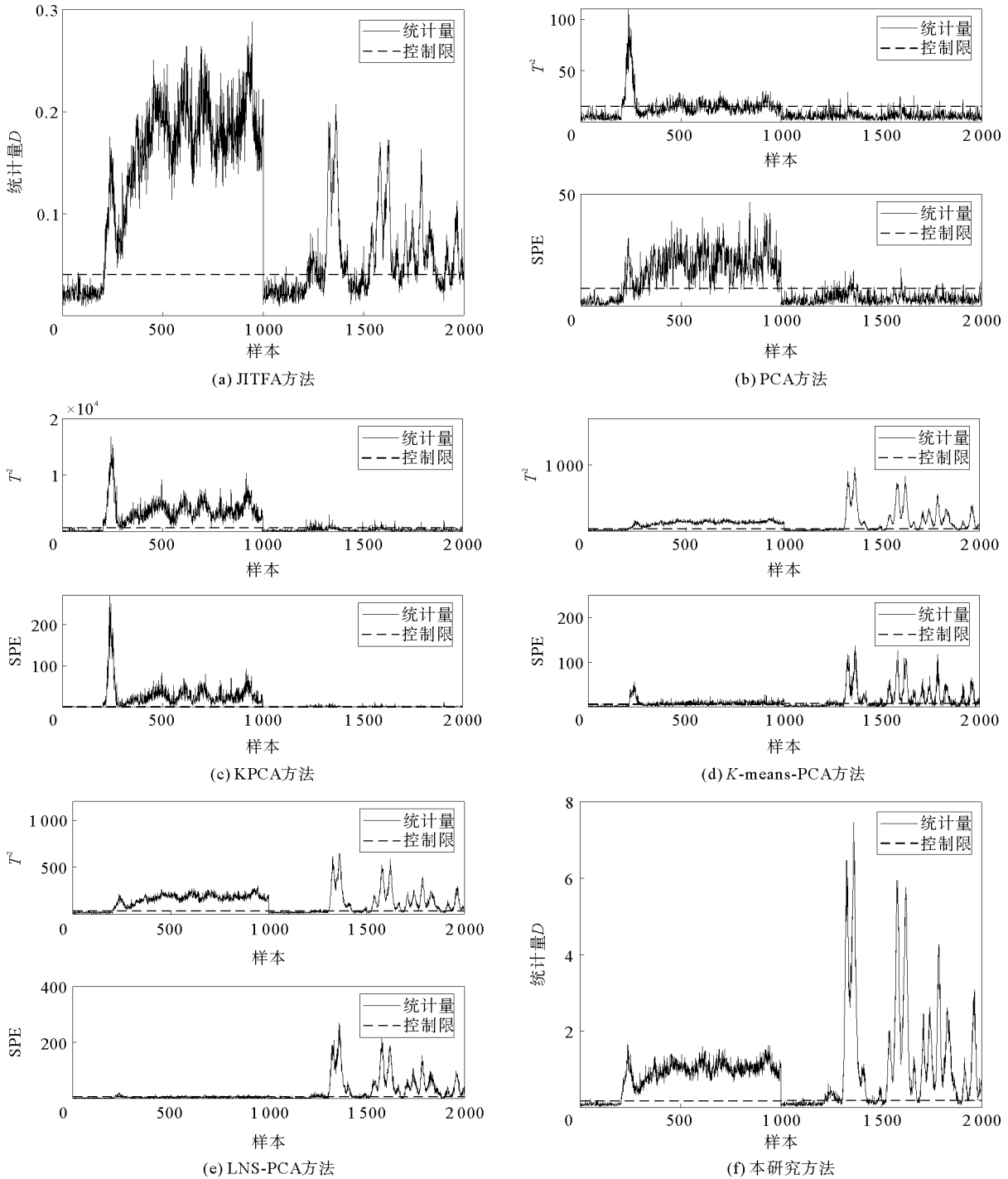


图5 6种方法对故障2的检测结果

Fig. 5 Detection results of six methods for fault 2

有效地检测出故障,最根本原因是本研究所使用的方法是一种基于 JITL 策略的改进方法,和 JITL 策略建模方法相同,本研究方法同样采用局部建模的方式,建立的模型可以有效解决数据中的非线性和多模态问题。TE 过程作为一个复杂的工业案例,其过程数据中包含多模态、非线性等特征,本研究方法建模过程中充分考虑其数据特性,建立的模型对于其过程中发生的故障更加敏感。因此相较于其他几种方法,本研究方法在 Benchmark 案例中展现出最优的检测性能。此外,改进前方法与本研究方法的检测性能基本相同,也表明本研究方法未降低故障检测性能,并且相较于改进前方法,本研究方法节省了一定的在线检测时间。

表 5 TE 过程中故障检测率(误报率)对比

Table 5 Comparison of FDR (FAR) in the TE process %

故障类型	JITFA	PCA	KPCA	K-means-PCA	LNS-PCA	改进前方法	本研究方法
IDV2	83.88(0.75)	53.63(1.25)	78.44(15.75)	90.88(1.75)	92.44(2.00)	92.31(2.00)	91.25(1.50)
IDV11	53.69(1.00)	24.06(0.75)	67.88(13.25)	54.88(1.25)	56.81(1.25)	58.38(2.00)	57.88(0.50)
IDV14	68.56(1.00)	3.63(1.25)	72.00(14.75)	68.63(1.25)	69.75(2.75)	67.00(1.50)	72.00(1.00)
平均值	68.71(0.92)	27.11(1.08)	72.77(14.58)	71.46(1.42)	73.00(2.00)	72.56(1.83)	73.71(1.00)

表 6 TE 过程中在线检测时间对比

Table 6 Comparison of online detection times in the TE process s

方法	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
PCA	0.033 0	0.033 0	0.033 4	0.034 1	0.033 5	0.033 1	0.033 2	0.033 2	0.033 3	0.033 2	0.033 3
LNS-PCA	3.240 5	3.236 1	3.229 6	3.235 6	3.243 4	3.230 3	3.244 7	3.240 3	3.232 4	3.228 1	3.236 1
改进前方法	1.075 8	1.066 4	1.045 6	1.071 2	1.059 8	1.076 1	1.088 0	1.065 9	1.069 4	1.045 4	1.066 4
本研究方法	0.929 1	0.942 4	0.919 1	0.954 0	0.929 2	0.942 0	0.915 0	0.921 6	0.942 4	0.939 1	0.933 4

4 结论

本研究提出一种改进的 JITL 策略,通过结合 K 均值聚类和模型更新策略,克服了 JITL 策略建模速度慢和局部模型利用效率低等不足。通过理论分析,得出模型更新阈值与模型准确性之间的关系,提出使用交叉验证方法求解模型更新阈值的大小。基于改进的 JITL 策略及参数确定方法,提出一种非线性多模态过程的故障检测方法。相较于传统的 MSPM 方法,本研究方法既考虑了多模态过程多个“均值”和“方差”问题,又考虑了数据的非线性问题,可以对非线性多模态过程进行有效地故障检测。相较于单一模型或多模型的多模态方法,本研究采用自适应建模方式,可以更好地跟踪系统当前的状态。通过数值例子和 Benchmark 案例仿真,并与 JITFA 等五种不同方法进行比较,证明了本研究方法的有效性和优越性。但是,本研究方法使用欧氏距离进行相似样本选择,这将在一定程度上影响所选数据的质量,如何对相似样本选择方法进行改进,提高所选训练数据的质量将是下一步工作的重点。

参考文献:

[1] 纪洪泉,何潇,周东华. 基于多元统计分析的故障检测方法[J]. 上海交通大学学报,2015,49(6):842-848.
 JI Hongquan, HE Xiao, ZHOU Donghua. Fault detection techniques based on multivariate statistical analysis[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(6): 842-848.

[2] JI H Q. Data-driven sensor fault diagnosis under closed-loop control with slow feature analysis[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(24): 24299-24308.

[3] 王子兰,杨瑞. 基于随机森林算法的旋转机械齿轮组故障诊断[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2019,38(5):104-112.
 WANG Zilan, YANG Rui. Fault diagnosis of rotating machinery gearbox based on random forest algorithm[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 38(5): 104-112.

[4] DONG Y N, QIN S J. A novel dynamic PCA algorithm for dynamic data modeling and process monitoring[J]. Journal of Process Control, 2018, 67: 1-11.

[5] 张成,高宪文,李元. 基于 k 近邻主元得分差分的故障检测策略[J]. 自动化学报,2020,46(10):2229-2238.
 ZHANG Cheng, GAO Xianwen, LI Yuan. Fault detection strategy based on principal component score difference of k nearest neighbors[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(10): 2229-2238.

[6] 刘强,柴天佑,秦泗钊,等. 基于数据和知识的工业过程监视及故障诊断综述[J]. 控制与决策,2010,25(6):801-807.
 LIU Qiang, CHAI Tianyou, QIN Sizhao, et al. Progress of data-driven and knowledge-driven process monitoring and fault diagnosis for industry process[J]. Control and Decision, 2010, 25(6): 801-807.

- [7] 牛征,刘吉臻,牛玉广. 动态多主元模型故障检测方法在变工况过程中的应用[J]. 动力工程,2005,25(4):554-558.
NIU Zheng, LIU Jizhen, NIU Yuguang. Fault detection under varying load conditions based on dynamic multi-principal component models[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2005, 25(4): 554-558.
- [8] MA H H, HU Y, SHI H B. A novel local neighborhood standardization strategy and its application in fault detection of multimode processes[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2012, 118: 281-300.
- [9] CHEN Z, DING S X, PENG T, et al. A just-in-time-learning-aided canonical correlation analysis method for multimode process monitoring and fault detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(6): 5259-5270.
- [10] CHENG C, CHIU M S. A new data-based methodology for nonlinear process modeling[J]. Chemical Engineering Science, 2004, 59(13): 2801-2810.
- [11] CHENG C, CHIU M S. Nonlinear process monitoring using JITL-PCA[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2005, 76(1): 1-13.
- [12] 贺凯迅,王涛,苏照阳. 改进的证据K近邻异常工况检测及应用[J]. 控制工程,2022,29(4):655-660.
HE Kaixun, WANG Tao, SU Zhaoyang. Improved abnormal condition detection based on evidence k-nearest neighbor and its application[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(4): 655-660.
- [13] XIE X, SHI H B. Dynamic multimode process modeling and monitoring using adaptive Gaussian mixture models[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2012, 51(15): 5497-5505.
- [14] SCHÖLKOPF B, SMOLA A, MÜLLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.
- [15] 邓明月,刘建昌,许鹏,等. 基于KECA的非线性工业过程故障检测与诊断新方法[J]. 化工学报,2020,71(5):2151-2163.
DENG Mingyue, LIU Jianchang, XU Peng, et al. New fault detection and diagnosis strategy for nonlinear industrial process based on KECA[J]. CIESC Journal, 2020, 71(5): 2151-2163.
- [16] WANG G, YIN S, KAYNAK O. An LWPR-based data-driven fault detection approach for nonlinear process monitoring [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(4): 2016-2023.
- [17] GE Z Q, SONG Z H, GAO F R. Review of recent research on data-based process monitoring[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2013, 56(10): 3543-3562.
- [18] QIN L, TONG C D, LAN T, et al. Statistical process monitoring based on just-in-time feature analysis[J/OL]. Control Engineering Practice, 2021, 115. DOI:10.1016/j.conengprac.2021.104889.
- [19] GE Z Q, SONG Z H. Online monitoring of nonlinear multiple mode processes based on adaptive local model approach[J]. Control Engineering Practice, 2008, 16(12): 1427-1437.
- [20] LI Z C, TIAN L, JIANG Q C, et al. Distributed-ensemble stacked autoencoder model for non-linear process monitoring[J]. Information Sciences, 2021, 542: 302-316.
- [21] YIN S, DING S X, HAGHANI A, et al. A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark Tennessee Eastman process[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(9): 1567-1581.
- [22] RICKER N L. Decentralized control of the Tennessee Eastman challenge process[J]. Journal of Process Control, 1996, 6(4): 205-221.
- [23] 杜海莲,苗诗瑜,杜文霞,等. 改进PCA方法在化工过程中的故障诊断研究[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2017, 36(5): 16-22.
DU Hailian, MIAO Shiyu, DU Wenxia, et al. Research on fault diagnosis of chemical process based on improved PCA method[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2017, 36(5): 16-22.

(责任编辑:齐敏华)