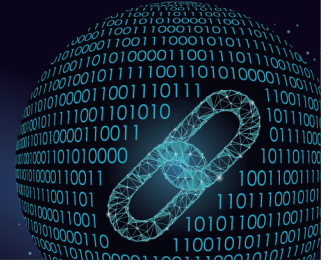




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于S-RNPAE算法的间歇过程早期故障监测

刘凯, 赵小强, 牟森, 张妍

引用本文:

刘凯, 赵小强, 牟森, 张妍. 基于S-RNPAE算法的间歇过程早期故障监测[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1577–1586.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1401>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于交叉熵的改进NPE间歇过程故障检测算法](#)

Improved NPE batch process fault detection algorithm based on cross entropy

控制与决策. 2021, 36(2): 411–417 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0725>

[基于批次图像化的卷积自编码故障监测方法](#)

Fault detection of batch image-based convolutional autoencoder

控制与决策. 2021, 36(6): 1361–1367 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1342>

[基于双权重多邻域保持嵌入的间歇过程故障检测](#)

Fault detection of batch process based on double weight and multiple neighborhoods preserving embedding

控制与决策. 2021, 36(12): 3023–3030 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0659>

[基于核典型相关性-熵成分分析的工业过程质量监测方法](#)

A quality monitoring method for industrial process based on kernel canonical correlation-entropy component analysis

控制与决策. 2021, 36(12): 2999–3006 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0548>

[高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制](#)

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle

控制与决策. 2021, 36(11): 2627–2636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483>

基于 S-RNP AE 算法的间歇过程早期故障监测

刘凯^{1,2}, 赵小强^{1,2,3†}, 牟森^{1,2}, 张妍^{1,2}

- 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050;
- 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050;
- 兰州理工大学 国家级电气与控制工程实验教学中心, 兰州 730050)

摘要: 针对具有多变量、非线性和高维度特点的间歇过程数据使得早期故障信号易被噪声干扰且故障幅值低导致故障监测效果不佳的问题, 提出一种基于堆叠鲁棒邻域保持自编码 (stack-robust neighborhood preserving autoencoder, S-RNP AE) 的间歇过程早期故障监测方法. 首先, 通过 $L_{2,1}$ 范数重新设计自编码器的目标函数, 以提高模型对噪声和离群点的鲁棒性; 其次, 利用邻域保持嵌入来正则化鲁棒自编码器的方式构建鲁棒邻域保持自编码 (robust neighborhood preserving autoencoder, RNP AE) 模块, 解决自编码器作为一种全局模型而忽略包含早期故障特征的局部近邻信息的提取问题; 然后, 将多个 RNP AE 模块堆叠构造 S-RNP AE 网络, 从而获取深层全局-局部特征, 保证对早期微小故障信息提取更充分, 并建立检测统计量实现过程检测; 最后, 利用一种适用于非线性过程的贡献图方法完成故障诊断, 其诊断结果更准确. 通过 Swiss Roll 数据集和青霉素发酵过程的实验表明, 所提方法的特征提取能力更强, 对间歇过程的早期故障更敏感, 具有更好的早期故障监测效果.

关键词: 间歇过程; 早期故障; 过程监测; 自编码器; 邻域保持嵌入

中图分类号: TP277 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1401

引用格式: 刘凯, 赵小强, 牟森, 等. 基于 S-RNP AE 算法的间歇过程早期故障监测 [J]. 控制与决策, 2024, 39(5): 1577-1586.

Incipient fault monitoring of batch process based on S-RNP AE algorithm

LIU Kai^{1,2}, ZHAO Xiao-qiang^{1,2,3†}, MOU Miao^{1,2}, ZHANG Yan^{1,2}

- College of Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
- Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou 730050, China;
- National Experimental Teaching Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: For batch process data with multivariate, nonlinear, and high dimensional characteristics, the early fault signals are easy to be disturbed by noise and the fault amplitude is low, which lead to poor fault monitoring performance, we propose an early fault detection method for batch processes based on stack-robust neighbourhood preserving autoencoder (S-RNP AE) in this paper. Firstly, the objective function of the autoencoder is redesigned by the $L_{2,1}$ norm to improve the model robustness to noise and outliers. Secondly, the robust neighbourhood preserving autoencoder (RNP AE) module is constructed by using neighbourhood preserving embedding to regularize the robust autoencoder, which solves the problem of the autoencoder as a global model that ignores the local neighbour information containing early fault features. Then, we construct the S-RNP AE network by stacking multiple RNP AE modules, which can obtain deep global-local features to ensure the extraction of early minor fault information more fully, and we establish detection statistics to realize process monitoring. Finally, the nonlinear contribution diagram method is used to complete the fault diagnosis, which is more accurate for nonlinear variables. The examples of the Swiss Roll dataset and the simulation process of penicillin fermentation show that the proposed method has stronger feature extraction ability, which is more sensitive to the early fault of batch process and has a better early fault monitoring performance.

Keywords: batch process; incipient fault; process monitoring; autoencoder; neighborhood preserving embedding

收稿日期: 2022-08-03; 录用日期: 2022-12-20.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1713600); 国家自然科学基金项目 (62263021, 62163023); 甘肃省科技计划项目 (21JR7RA206, 21YF5GA072); 甘肃省工业过程先进控制重点实验室开放基金项目 (2022KX07); 甘肃省教育厅产业支撑项目 (2021CYZC-02).

责任编辑: 赵春晖.

†通讯作者. E-mail: xqzhao@lut.edu.cn.

0 引言

现代工业生产中,间歇过程由于其产品种类多、规模小、个性化、附加值等优点备受关注,由于其生产的灵活和高效的特点,被广泛应用于轧钢、注塑、晶圆蚀刻、微生物发酵等工业领域.然而,间歇过程由于复杂的生产方式导致系统一旦发生故障,直接影响产品质量,甚至还会引发安全事故危及操作人员的生命安全^[1-2].由于间歇生产过程的间断性和生产环境的复杂性,早期故障的过程数据具有多变量、非线性、高维的特点.当早期故障发生时,由于其故障幅度小,容易被噪声所掩盖,从而极难有效地诊断故障.如何有效地检测和诊断间歇过程的早期故障对保证生产安全具有十分重要的意义^[3-4].

随着计算机和控制技术的发展,大量的过程数据被收集和存储,促进了数据驱动的多变量统计过程监测方法的快速发展.众多学者致力于多变量统计监测方法的研究,典型的多变量统计方法如主成分分析^[5]、独立成分分析^[6]、偏最小二乘^[7]以及其扩展形式被广泛应用于过程监控. Harrou等^[8]结合非线性投影潜变量结构建模的优点和 Hellinger 距离度量的优点,以识别高度相关的多元数据中的异常变化,提出多变量故障检测方法. Harmouche等^[9]基于主成分分析和 Kullback-Leibler 散度的概率分布度量提出一种基于概率分布度量的故障检测方法用于监测早期故障. Ji等^[10]通过引入两种具有代表性的平滑技术,提出一种通用故障检测指标的新型早期故障检测策略,该策略对早期故障表现出较高的敏感度. Shang等^[11]提出一种递归变换分量统计分析的方法用于早期故障检测,这类早期故障检测的方法未考虑过程数据的非线性特征提取,造成部分信息丢失.随着分布式控制系统的广泛应用,以及数据存储、传输和处理技术的不断发展,基于神经网络的智能故障检测方法具有较强的非线性处理能力而得到广泛的应用,如深度信念网络^[12]、自编码器(autoencoder, AE)^[13]、长短期记忆^[14]和卷积神经网络^[15]被成功应用于间歇过程故障监测.其中,以AE及其变体为主的算法由于其模型泛化性强、训练过程不需要数据标注的优点备受关注. Gao等^[16]提出一种多路拉普拉斯自编码器的方法,用于间歇过程监控; Agarwal等^[17]提出一种多路偏最小二乘自动编码器架构用于间歇过程故障检测; Wang等^[18]通过长短期记忆网络从过程每个阶段的时间序列中提取与质量相关的综合隐藏特征,提出一种基于堆叠自动编码器的复杂特征表示和质

量预测框架用于间歇过程.

尽管上述这些机器学习的智能故障监测在间歇过程中取得了成功,但仍然存在一些局限性.基于AE的故障检测方法易受噪声和离群点的影响,导致系统的鲁棒性较差,因此提高AE算法的鲁棒性对于有效监测过程是否发生故障十分重要.同时,过程数据的局部信息包含重要的早期微小故障信息,然而AE是一种全局端到端模型,而并未捕获局部近邻信息.此外,连续的特征压缩可能会丢失原始数据中重要的局部邻域信息,这对于过程监控是不利的,需要从原始输入数据中提取局部邻域信息.流形学习的方法能够将复杂的高维空间转化为低维空间,从而在低维空间中提取高维空间的数据信息.典型的流形学习方法包括等距特征映射^[19]、拉普拉斯特征映射^[20]、局部切空间对齐^[21]、邻域保持嵌入(neighborhood preserving embedding, NPE)^[22]等.其中,NPE不仅在提取数据的流形结构方面有很好的性能,而且能够保持数据原有的局部邻域信息. Liu等^[23]受流形学习NPE思想的启发,提出一种基于NPE正则化的深度学习方法来提取邻域保持特征,用于工业软测量; Li等^[24]提出一种基于流形学习的过程监控方案,该方案将统计局部方法融入NPE中,以监控过程数据局部结构的变化,不仅继承了NPE挖掘数据局部结构的能力,而且通过监测新观测的局部信息变化实现在线故障检测; Yu等^[25]提出一种深度神经网络流形正则化堆叠自动编码器,用于复杂工业过程的故障检测.以上方法在考虑数据的全局结构的同时更加关注局部近邻信息,但对于过程的早期故障并未考虑.

综上所述,针对间歇过程在故障发生早期幅值小、信号微弱导致监测难的问题,本文提出一种堆叠鲁棒邻域保持自编码(stack-robust neighborhood preserving autoencoder, S-RNPAE)的间歇过程故障监测方法.首先,在基于AE有效处理过程非线性的基础上,计算AE重构误差时采用 $L_{2,1}$ 范数增强算法对噪声和异常点的鲁棒性;其次,为了解决传统AE作为一种全局模型忽略过程数据局部近邻信息,难以提取过程数据全部信息的问题,通过NPE作为AE的正则项的方式构造鲁棒邻域保持自编码(robust neighborhood preserving autoencoder, RNPAE)结构,该结构能够有效提取过程数据的全局-局部特征;然后,采用多层堆叠的方式进一步提取过程数据深层微小特征,使得对于包含早期微小故障信息提取更充分;最后,通过Swiss Roll数据集验证S-RNPAE的特征提

取能力,同时将本文方法应用于青霉素发酵过程,验证所提方法在间歇过程早期故障监测的有效性和优越性.

1 基本方法

1.1 自编码器(AE)

AE^[26]是一种人工神经网络,广泛应用于高维数据降维和特征提取.一个基本的自编码器网络由编码器和解码器两部分组成,编码器将原始数据传递到隐藏层获得数据低维表示形式,解码器将低维数据传递到输出层,以获得原始数据重构,使得重构误差足够小,重构数据可以保留原始数据的大部分信息.在自编码器网络训练过程中,将输入数据 x 映射到隐藏层,得到编码后的 z ,然后通过反向解码得到重构数据 \hat{x} ,输入数据的维数为 m ,输入样本的个数为 n ,原始数据经过编码压缩后的隐藏层 z 的维度为 d .

编码器公式为

$$z = f(W_e x + b_e). \quad (1)$$

其中: f 是编码器的激活函数, W_e 是 $m \times d$ 维的加权矩阵, b_e 是维度为 d 的偏置向量.

解码器公式为

$$\hat{x} = g(W_d z + b_d). \quad (2)$$

其中: g 是解码器的激活函数, W_d 是 $d \times m$ 维的加权矩阵, b_d 是维度为 m 的偏置向量.

自编码器网络训练的损失函数如下式所示:

$$J_{AE} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \|\hat{x}_i - x_i\|^2, \quad (3)$$

其中 n 为训练样本的个数.自编码器网络训练的目标是使输入数据重构的误差最小,因此为了使重构数据尽可能与输入数据相等,将损失函数的值最小化.

1.2 邻域保持嵌入(NPE)

NPE^[27]是一种最优地保留了数据集的邻域结构特征的流形学习算法,它是通过构造邻接图来揭示数据的邻域关系,对数据点最近邻域进行重构,将数据投影到低维空间,并在低维空间保留其邻域结构.假设原始数据集 \mathbf{X} 包含 n 个训练样本,通过重构每个数据点 k 个最近邻的权重系数来反映NPE的邻域结构, w_{ij} 是用于重构 x_i 的数据点 x_j 的权重系数.权重系数的计算可以通过最小化重构误差获得,如下所示:

$$\min_w \sum_{i=1}^n \left(x_i - \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \right)^2, \quad (4)$$

其中 w_{ij} 是 x_i 和 x_j 的连接权重,若 x_j 不是 x_i 的近邻,则 $w_{ij} = 0$, w_{ij} 满足约束 $\sum_{j=1}^n w_{ij} = 1$.

原始数据通过映射矩阵 \mathbf{A} 降维到低维空间中,映射矩阵可通过求解如下的最小化代价函数获得:

$$J_{NPE} = \min_w \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j \right)^2, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{Y} = \sum_{j=1}^n y_j$ 为原始数据 $\mathbf{X} = \sum_{i=1}^n x_i$ 通过映射矩阵 \mathbf{A} 在低维空间的数据表示.式(5)的矩阵表示如下所示:

$$J_{NPE} = \min \mathbf{Y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W}) \mathbf{Y} = \min \mathbf{A}^T \mathbf{X} (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W}) \mathbf{X}^T \mathbf{A}, \quad (6)$$

约束条件为 $\mathbf{Y}^T \mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}$.引入拉格朗日乘子法,将式(6)的求解问题转化为如下求广义特征值的问题:

$$\mathbf{X} \mathbf{M} \mathbf{X}^T \mathbf{a} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{a}, \quad (7)$$

其中 $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W})$,求解 \mathbf{M} 所对应的前 d 个最小特征值($\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_d$)的特征向量构成映射矩阵 $\mathbf{A}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d)$,即满足 $\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X}$.

2 基于S-RNPAE算法的早期故障监测

2.1 鲁棒自编码(robust autoencoder, RAE)

自编码器网络在训练过程中,编码器将原始数据嵌入到一个潜在的低维空间中,解码器重构尽可能接近原始输入.最小化重构误差函数来优化网络参数 $\theta = \{w_e, w_d, b_e, b_d\}$,如下所示:

$$\min_{\theta} \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \|\hat{x}_i - x_i\|_2^2 = \min_{\theta} \frac{1}{2n} \|\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}\|_F^2. \quad (8)$$

对式(8)求偏导,得

$$\frac{\partial \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \|\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}\|_F^2}{\partial \hat{x}_i} = \frac{1}{n} (\hat{x}_i - x_i). \quad (9)$$

式(9)表明,具有较大重构误差的噪声和异常点在AE网络的目标函数起重要作用,影响过程监测的效果,然而使用Frobenius范数训练网络对噪声敏感.为了克服这一问题,采用 $L_{2,1}$ 范数作为目标函数,能够在网络训练过程中更好地处理噪声和异常点.

$$\min_{\theta} \frac{1}{2n} \|\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}\|_{2,1}. \quad (10)$$

对式(10)求偏导得

$$\frac{\partial \frac{1}{2n} \|\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}\|_{2,1}}{\partial \hat{x}_i} = \frac{1}{n} \frac{\hat{x}_i - x_i}{\|\hat{x}_i - x_i\|_2 + \varepsilon}. \quad (11)$$

其中: ε 是一个非常小的常数, $\frac{\hat{x}_i - x_i}{\|\hat{x}_i - x_i\|_2 + \varepsilon}$ 近似于 $\frac{\hat{x}_i - x_i}{\|\hat{x}_i - x_i\|_2}$.

通过对比式(9)和(11)可以发现, $L_{2,1}$ 范数对每个残差进行归一化, 异常点只占过程数据的小部分, 归一化可以抑制残差较大的异常点对AE参数调节的影响. 此外, $L_{2,1}$ 范数更多关注大部分数据集. 具有 $L_{2,1}$ 范数的AE网络可以提取到更多有用信息, 对噪声和异常点具有更强的鲁棒性.

2.2 鲁棒邻域保持自编码(RNPAE)

经过改进的鲁棒自编码器是一个全局网络, 进行特征提取时忽略了数据近邻结构, 通过这种网络提取到的特征只能捕获单个数据的分布特征, 没有考虑样本关系. 为了提高学习网络的泛化性能, 通过NPE正则化的方式保持输入层空间中每个数据的局部邻域结构特征. 将具有NPE正则化的RAE称为RNPAE, RNPAE的目标不仅是使重建误差尽可能小, 而且要保持原始数据的邻域结构. 采用如下所示的目标函数来训练RNPAE模型:

$$J(\theta) = J_{RAE}(\theta) + \eta J_{NPE}(\theta) = \min_{\theta} \frac{1}{2n} \|\hat{X} - X\|_{2,1} + \eta \min_w \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j \right)^2, \quad (12)$$

其中 η 是一个平衡重建误差和局部保留误差权重的正则化参数.

RNPAE的目标函数由两部分组成, 前者是数据在输入层和输出层之间的重建误差, 以确保重构的数

据与原始数据尽可能一致; 后者是数据在输出层的局部邻接误差, 通过局部邻接约束确保重构数据与原始数据保持相同的局部邻近结构, 在RNPAE中保留局部近邻信息. 为了解决式(12)的优化问题, 采用基于反向传播(BP)的梯度下降算法进行迭代更新, 对于参数 $\theta = \{W^m, b^{(m)}\}_{m=1}^M$ 第 t 次更新迭代如下所示:

$$\begin{cases} W_t^{(m)} = W_{t-1}^{(m)} - \mu \frac{\partial J_t(\theta)}{\partial W_t^{(m)}}, \\ b_t^{(m)} = b_{t-1}^{(m)} - \mu \frac{\partial J_t(\theta)}{\partial b_t^{(m)}}. \end{cases} \quad (13)$$

$J(\theta)$ 相对于 $W^{(m)}$ 和 $b^{(m)}$ 的子梯度可通过下式所得:

$$\begin{cases} \frac{\partial J(\theta)}{\partial W^{(m)}} = \frac{\partial J_{RAE}(\theta)}{\partial W^{(m)}} + \eta \frac{\partial J_{NPE}(\theta)}{\partial W^{(m)}} = \sum_{i=1}^N (\nabla_{1i}^{(m)})^T h_i^{(m-1)} + \eta (\nabla_{2i}^{(m)})^T h_i^{(m-1)}, \\ \frac{\partial J(\theta)}{\partial b^{(m)}} = \frac{\partial J_{RAE}(\theta)}{\partial b^{(m)}} + \eta \frac{\partial J_{NPE}(\theta)}{\partial b^{(m)}} = \sum_{i=1}^N (\nabla_{1i}^{(m)})^T + \eta (\nabla_{2i}^{(m)})^T. \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\nabla_{1i}^{(m)}$ 和 $\nabla_{2i}^{(m)}$ 表示梯度, $h_i^{(m-1)}$ 表示网络的潜在表征.

2.3 堆叠鲁棒邻域保持自编码(S-RNPAE)的故障监测

S-RNPAE是由多个RNPAE依次连接而成的深层网络结构, 图1所示为S-RNPAE网络结构.

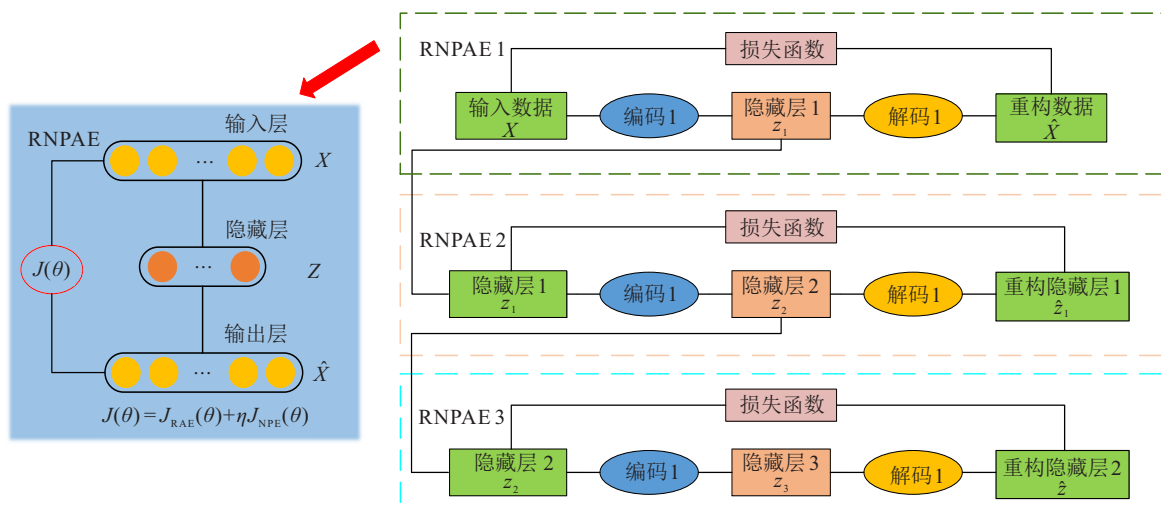


图1 S-RNPAE网络结构

本文S-RNPAE是由3个顺序连接的RNPAE组成的深度网络结构, 在S-RNPAE算法中, NPE正则化作

为附加项加入到逐层预训练的损失函数中, 对于每个RNPAE, 首先通过寻找近邻的方法为其输入数据

构建邻接图,然后通过计算每个输入数据节点与其相邻节点之间的权重系数来获得相似性矩阵,基于新的损失函数,利用输入数据和得到的相似度矩阵对RNPAE进行预训练,同样从第一个RNPAE到最后一个RNPAE,邻域结构特征被逐层保留.利用S-RNPAE对深度网络的训练参数进行初始化,可以提高模型的监测性能.本文提出S-RNPAE网络的主要目标是恢复一个完整的潜在空间,该空间能够很好地揭示输入数据的局部近邻结构.

通过将正常数据训练获得特征空间和残差空间,在特征空间建立 T^2 统计量,用于度量投影在特征空间的样本的变化. T^2 的计算公式为

$$T^2 = z^T \Phi^{-1} z. \quad (15)$$

其中: z 是一个向量,表示通过S-RNPAE从原始高维数据中提取的低维特征; Φ 是协方差矩阵.

在残差空间建立SPE统计量,用于度量样本在残差空间的投影,定义为算法模型所生成的残差的平方和,SPE的计算公式为

$$SPE = \|x - \hat{x}\|^2. \quad (16)$$

利用核密度估计的方法确定监测统计量的控制限.

当检测到故障发生时,通过确定哪些变量与异常行为的发生直接相关,从而诊断故障发生的根本原因.本文通过统计量 T^2 和SPE的贡献图来实现故障诊断,贡献图通过计算潜在故障变量对监测统计的贡献来识别潜在故障变量,对于识别故障变量表现出较好的效果.在贡献图中,对监控统计具有最大贡献值的变量通常是故障源.由于过程具有的非线性特性,传统线性贡献图通常假设过程线性,诊断效果并不理想,本文所采用的非线性贡献图方法灵敏度更高,对小扰动引起的故障更加灵敏^[28].

对于统计量 T^2 和SPE的贡献图的计算公式如下:

$$CT_i^2 = x_i \frac{\partial T^2}{\partial x_i}, \quad (17)$$

$$CSPE = x_i \frac{\partial SPE}{\partial x_i}. \quad (18)$$

对于贡献度在整个训练数据集上执行的均值和标准差运算,相对贡献表达式如下:

$$RCT_i^2 = \frac{CT_i^2 - \text{mean}(CT_{i,\text{normal}}^2)}{\text{std}(CT_{i,\text{normal}}^2)}, \quad (19)$$

$$RSPE_i = \frac{CSPE_i - \text{mean}(CSPE_{i,\text{normal}})}{\text{std}(CSPE_{i,\text{normal}})}. \quad (20)$$

其中: $CT_{i,\text{normal}}^2$ 和 $CSPE_{i,\text{normal}}$ 表示正常操作条件下第*i*个过程变量的贡献值, $\text{mean}(\cdot)$ 和 $\text{std}(\cdot)$ 表示均

值和标准差.对于贡献值的计算可正可负,由于反应过程变量的主要影响因素为数值的大小,因此在绘制贡献图时采用绝对值的方式.

2.4 堆叠鲁棒邻域保持自编码(S-RNPAE)的故障监测流程

S-RNPAE可以从原始数据中学习深层的邻域特征,这些特征能够保留原始数据的邻域结构信息,更适合早期故障的监测.图2所示为基于S-RNPAE的间歇过程故障监测的基本过程,该过程主要包含离线建模和在线监测两部分,同时进一步地诊断出发生故障的变量.

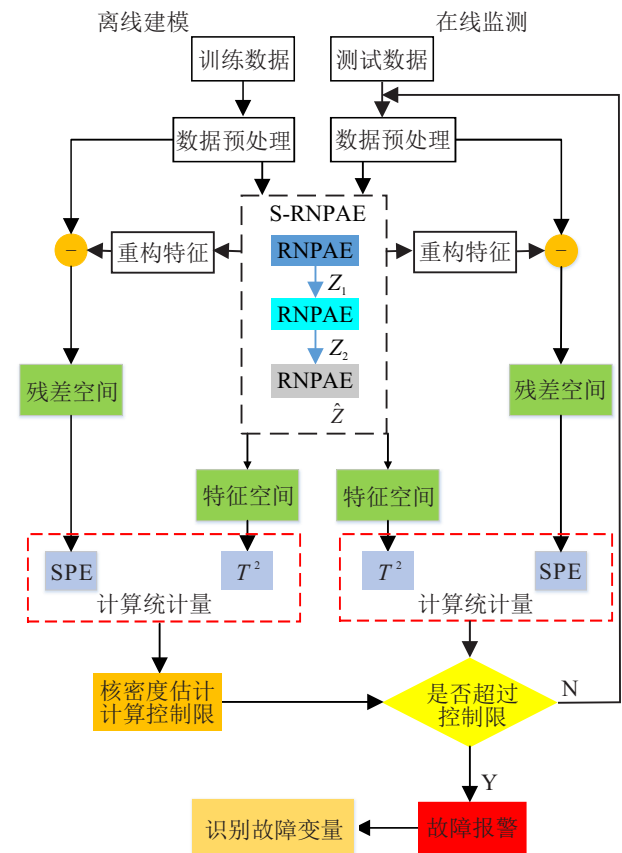


图2 基于S-RNPAE的故障监测流程

2.4.1 离线建模

step 1: 正常生产条件下,采集间歇过程的运行数据组成三维训练数据集 X ,将训练数据集 $X(I \times J \times K)$ 按照先沿批次方向展开成二维矩阵 $X(I \times JK)$,再沿变量方向排列为 $X(IK \times J)$ 的批次-变量混合展开的方式展开并标准化(I 表示批次, J 表示变量, K 表示采样时间);

step 2: 通过式(12)构造RNPAE网络,在有效提取数据特征的同时充分挖掘数据的邻域结构,利用堆叠的方式建立3层的S-RNPAE网络模型,对S-RNPAE网络进行训练获得网络参数;

step 3: 获得特征空间和残差空间,分别在特征空

间和残差空间建立 T^2 和SPE统计量,利用核密度估计的方法求取统计量的监测控制限。

2.4.2 在线监测

step 1: 在线采集监测数据按照批次-变量展开的方式展开且标准化数据;

step 2: 将标准化后的数据输入到训练好的S-RNPAE网络中,并将其投影到特征空间和残差空间;

step 3: 通过式(15)和(16)计算 T^2 和SPE统计量,一旦两个统计值中的任何一个超过其对应的阈值,就触发警报;

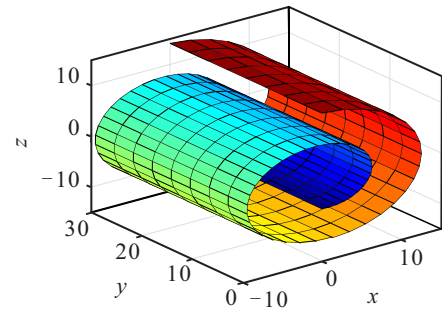
step 4: 在使用S-RNPAE有效地检测到故障之后,通过式(19)和(20)计算故障变量贡献值并绘制贡献图,通过贡献图完成故障诊断。

3 实验结果与分析

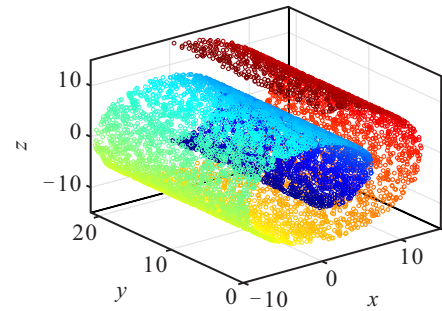
3.1 Swiss Roll数据集

Swiss Roll数据集是常见的验证算法嵌入结果的数据集,通过在三维欧氏空间中的Swiss Roll曲面上随机采样,并利用不同颜色区分样本的分布,近邻由相同颜色标识。本文利用Swiss Roll数据集,本征维数为2,样本点数为8000。图3所示为Swiss Roll曲面和采样数据点分布。

通过降维将原始数据复杂的非线性流形展开,观察降维过程中数据结构的保持性。将S-RNPAE算法



(a) 原始Swiss Roll



(b) 样本数据集

图3 Swiss Roll数据集

与AE、NPE、堆栈自编码器(stacked autoencoder, SAE)^[29]、动态图嵌入(dynamic graph embedding, DGE)^[30]和领域保持自编码(neighborhood preserving autoencoder, NPAE)^[31]进行对比,以验证所提出算法的特征提取能力。图4所示为特征空间的Swiss Roll数据投影。

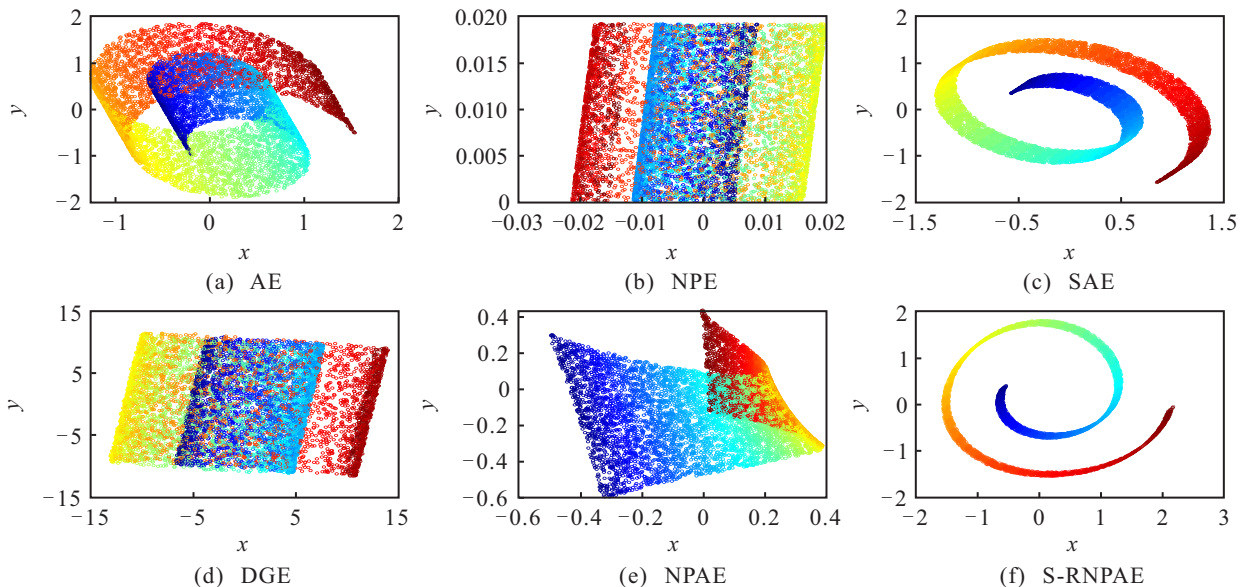


图4 特征空间的Swiss Roll数据投影

图4(a)中,AE在一定程度上能够保持数据的原有结构,但存在大量的数据点重合,重合处未能反映数据的近邻信息;图4(b)中,NPE保留了数据的局部近邻结构信息,但存在较多的重合点,提取效果较差;图4(c)中,SAE相较于AE提取更多的数据近邻特征,

但结构变形严重,不能够很好地保持原有结构;图4(d)中,DGE对局部近邻信息保留较好,但存在大量的重合点,特征提取效果一般,未能提取原始数据的完整结构;图4(e)中,NPAE保持近邻信息较好,但在一定区域内存在较多的重合部分,不能完全提取数据

特征;图4(f)中,本文所提S-RNPAE能够很好地保持局部近邻信息,降维结果清晰可靠,特征提取能力强.

3.2 青霉素发酵过程

青霉素发酵作为典型的间歇过程,其过程数据的非线性和高维度等特性使得对生产过程状态的监控更加复杂.美国伊利诺州立理工学院研究小组研发的青霉素发酵平台是一个模拟实际发酵过程的仿真平台^[32],该平台通过设定初始变量的参数和运行条件产生过程数据,完成青霉素发酵过程的建模、监测和控制.通过该平台可以设定通风速率、搅拌功率和底物加速度3个故障变量.当扰动信号为斜坡信号时,由于故障变化缓慢,在故障发生的早期幅值较小、信号微弱,很难被检测.为了训练所提网络模型,本文通过仿真平台产生30批次的正常数据作为训练

样本,每个批次的反应时间为400h,采样时间为1h,从18个变量中选取10个过程变量(按照变量编号从1~10依次为通风速率、搅拌功率、底物流速率、底物流温度、底物浓度、溶解氧浓度、反应器体积、发酵罐温度、PH和CO₂),所有过程数据引入高斯白噪声模拟实际工况,表1所示为故障样本.

表1 故障样本

故障	变量名	扰动类型	幅值	时段/h
F ₁	通风速率/(L/h)	阶跃	+2	250~400
F ₂	搅拌速率/(r/min)	斜坡	+6	300~400
F ₃	底物流加速度/(L/h)	阶跃	+1	100~400

对比本文所提算法与NPE、AE、SAE、DGE和NPAE.在不同样本的故障检测率,结果如表2所示.由表2可以看出本文所提算法的检测率更高.

表2 不同方法每批次故障样本的故障检测率

故障	NPE		AE		SAE		DGE		NPAE		S-RNPAE	
	T ²	SPE	T ²	SPE	T ²	SPE	T ²	SPE	T ²	SPE	T ²	SPE
F ₁	0.74	0.89	0.88	0.90	0.87	0.90	0.89	0.95	0.92	0.94	0.96	0.99
F ₂	0.51	0.72	0.77	0.81	0.83	0.85	0.87	0.90	0.89	0.93	0.95	0.98
F ₃	0.61	0.82	0.79	0.86	0.84	0.87	0.91	0.92	0.91	0.94	0.92	0.93

图5和图6所示为故障F₂分别采用NPE、AE、SAE、DGE、NPAE和本文所提S-RNPAE算法的故障检测图.由图5(a)和图6(a)可以看出NPE算法对早期故障敏感性差,T²统计量在350h时才能检测到故障,SPE统计量较T²统计量更早,在320h检测到故障,不能及时地检测到故障,且存在大量的漏报和误报.从图5(b)和图6(b)所示AE算法对故障的统计量检测结果来看,相较于NPE算法漏报较少,但早期故障发生时不能及时地检测到,T²和SPE统计量

分别在324h和320h检测到故障.图5(c)和图5(b)中,SAE算法相较于AE算法,网络层数增加提取故障特征的能力更强,检测到故障的时间较早,T²和SPE统计量均在310h检测到故障,相较于AE和具有局部邻域信息提取的NPE算法能够更早地检测到故障,但仍然有部分早期故障未被检测出来.图5(d)和图6(d)中,DGE算法由于考虑过程数据的动态特性和近邻信息,故障检测时间更加提前,T²和SPE统计量分别在305h和304h检测到故障,但从统计图

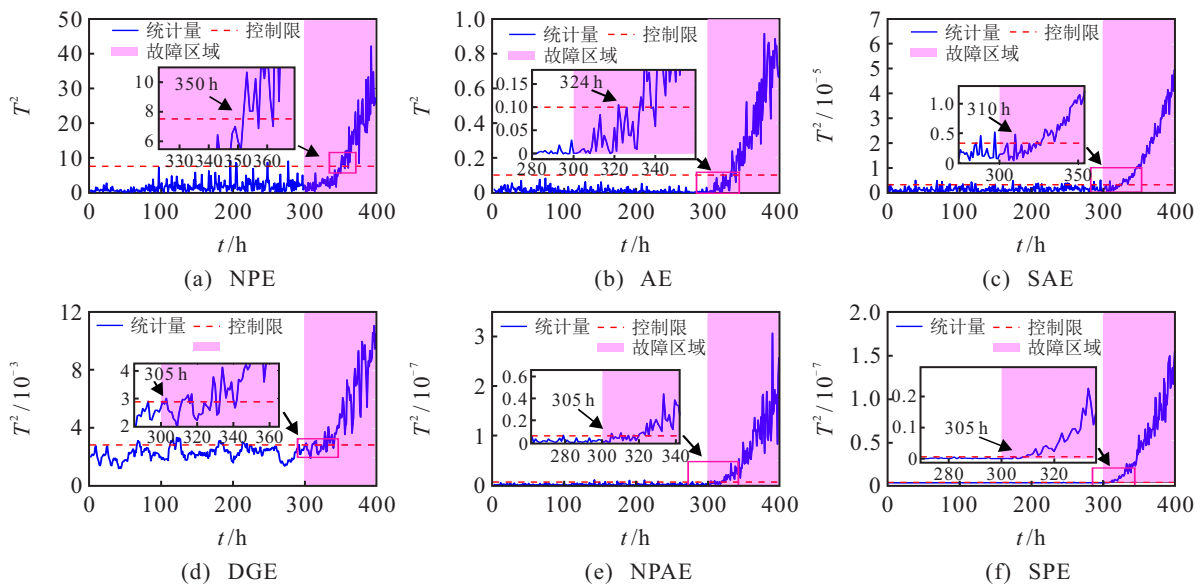


图5 T²统计量检测图

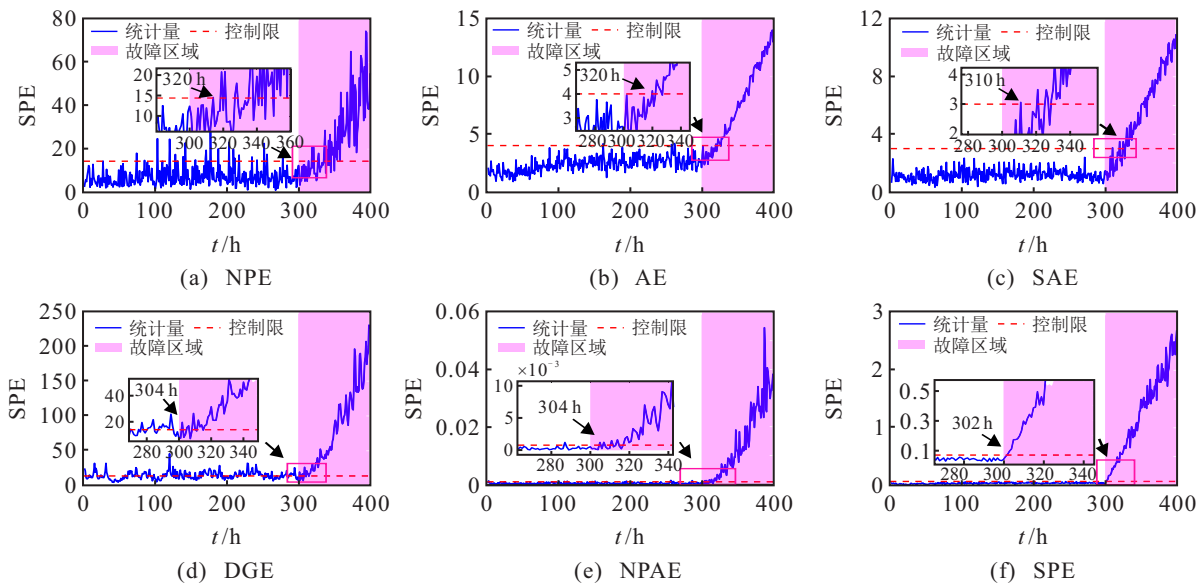


图6 SPE统计量检测图

来看统计量 T^2 和SPE均存在较多的误报,且当故障发生后有少量的漏报.图5(e)和图6(e)的NPAE算法在AE算法的基础上保留了原始数据的局部信息,检测到故障的时间较早, T^2 和SPE统计量分别在305h和304h检测到故障,由于算法鲁棒性不强仍然存在较多的漏报,相较于DGE算法漏报较少.图5(f)和图6(f)为本文所提S-RNPAE算法的检测图, T^2 和SPE统计量分别在305h和302h检测到故障,检测时间较其他算法更早.有效检测到早期故障的原因在于本文算法在保留数据原始局部结构信息的基础上,通过堆叠网络的方式提取深层特征,对早期故障更敏感,对青霉素发酵过程早期故障的检测更及时.同时,通过在目标函数的计算中采用 $L_{2,1}$ 范数增强算法对噪声和离群点的鲁棒性,使得检测的漏报和误报更少.

使用S-RNPAE有效检测到故障之后,对发生故障的变量通过 T^2 和SPE统计信息绘制贡献图.故障诊断采用贡献图的方式,图7所示为非线性贡献图故障诊断结果.从图7诊断结果来看,非线性贡献图不仅能够诊断出发生故障的变量,而且可以观察到过程变量的变化.

通过贡献图的冷暖色调可以观察到造成过程故障的根本原因和影响,故障 F_1 主要是通风速率所带来的影响,同时还导致发酵过程溶解氧的变化,当溶解氧浓度发生变化时,青霉素产率发生变化,反应容器体积发生改变;故障 F_2 主要是搅拌功率改变所引起的故障,其他过程变量整体变化较小;故障 F_3 是底物流速率故障,当底物流速发生变化时,菌丝生长所需的溶解氧浓度也发生变化.在故障发生后, CT^2 和

CSPE都可以根据所建立的基于S-RNPAE算法得到的非线性分量来定位对每个故障有贡献的变量.

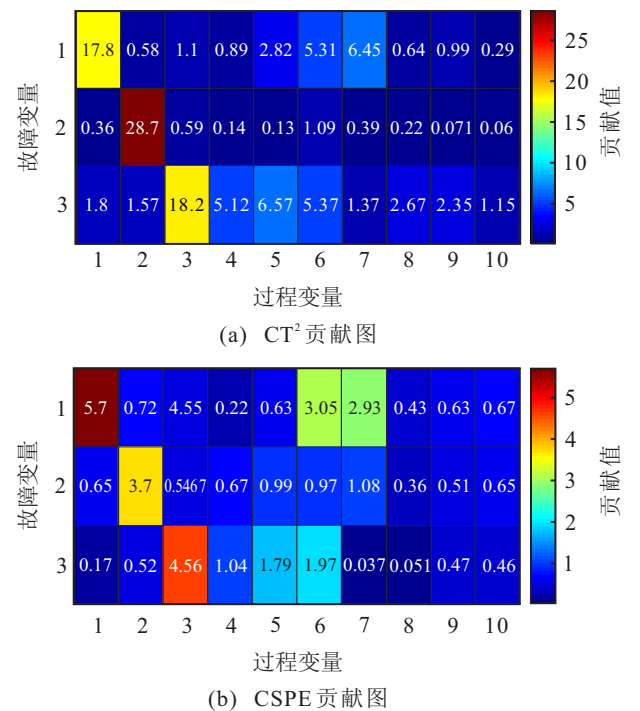


图7 故障 $F_1 \sim F_3$ 的贡献图诊断结果

4 结论

本文提出一种堆叠鲁棒邻域自编码的间歇过程早期故障监测方法.该方法利用 $L_{2,1}$ 范数作为AE的目标函数,降低了监测过程中噪声和异常点的干扰,NPE作为AE的正则项能够保持数据的局部近邻结构,采用堆叠的方式获取数据的深层特征.对于检测到的故障采用一种新的贡献图的方法进行故障诊断,相较于传统贡献图而言,在诊断发生故障变量的

同时,可以观察到每个故障发生时过程变量的变化情况。本文方法在Swiss Roll数据集中有更好的特征提取能力,同时所提方法在青霉素发酵过程的监测中具有良好的表现,能够更好地监测到早期故障。

参考文献(References)

- [1] 孔祥玉, 杨治艳, 刘佑民, 等. 基于独立成分分析及其扩展模型的工业过程监测方法综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 799-814.
(Kong X Y, Yang Z Y, Liu Y M, et al. Overview of industrial process monitoring methods based on independent component analysis and its extended model[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 799-814.)
- [2] 刘强, 卓洁, 郎自强, 等. 数据驱动的工业过程运行监控与自优化研究展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1944-1956.
(Liu Q, Zhuo J, Lang Z Q, et al. Perspectives on data-driven operation monitoring and self-optimization of industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1944-1956.)
- [3] Zhang M, Li X J, Wang R Q. Incipient fault diagnosis of batch process based on deep time series feature extraction[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021, 46(10): 10125-10136.
- [4] Chen B, Luo X L. Incipient fault detection benefited from voting fusion strategy on analysis of process variation[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2021, 215: 104347.
- [5] Chen J, Liao C M, Lin F R J, et al. Principle component analysis based control charts with memory effect for process monitoring[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2001, 40(6): 1516-1527.
- [6] Stefatos G, Ben H A. Dynamic independent component analysis approach for fault detection and diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8606-8617.
- [7] Yin S, Ding S X, Zhang P, et al. Study on modifications of PLS approach for process monitoring[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 12389-12394.
- [8] Harrou F, Madakyaru M, Sun Y. Improved nonlinear fault detection strategy based on the Hellinger distance metric: Plug flow reactor monitoring[J]. Energy and Buildings, 2017, 143: 149-161.
- [9] Harmouche J, Delpha C, Diallo D. Incipient fault detection and diagnosis based on Kullback-Leibler divergence using principal component analysis: Part II[J]. Signal Processing, 2015, 109: 334-344.
- [10] Ji H Q, He X, Shang J, et al. Incipient fault detection with smoothing techniques in statistical process monitoring[J]. Control Engineering Practice, 2017, 62: 11-21.
- [11] Shang J, Chen M Y, Ji H Q, et al. Recursive transformed component statistical analysis for incipient fault detection[J]. Automatica, 2017, 80: 313-327.
- [12] Liu F, Wang P L, Cai Z D, et al. Batch process fault diagnosis based on the combination of deep belief network and long short-term memory network[C]. 2019 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes. Xiamen, 2020: 208-214.
- [13] Yu J B, Zheng X Y, Liu J T. Stacked convolutional sparse denoising auto-encoder for identification of defect patterns in semiconductor wafer map[J]. Computers in Industry, 2019, 109: 121-133.
- [14] 高学金, 刘腾飞, 徐子东, 等. 基于循环自动编码器的间歇过程故障监测[J]. 化工学报, 2020, 71(7): 3172-3179.
(Gao X J, Liu T F, Xu Z D, et al. Intermittent process fault monitoring based on recurrent autoencoder[J]. CIESC Journal, 2020, 71(7): 3172-3179.)
- [15] 张海利, 王普, 高学金, 等. 基于批次图像化的卷积自编码故障监测方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1361-1367.
(Zhang H L, Wang P, Gao X J, et al. Fault detection of batch image-based convolutional autoencoder[J]. Control and Decision, 2021, 36(6): 1361-1367.)
- [16] Gao X J, Xu Z D, Li Z, et al. Batch process monitoring using multiway Laplacian autoencoders[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2020, 98(6): 1269-1279.
- [17] Agarwal P, Aghaee M, Tamer M, et al. A novel unsupervised approach for batch process monitoring using deep learning[J]. Computers & Chemical Engineering, 2022, 159: 107694.
- [18] Wang K, Gopaluni R B, Chen J, et al. Deep learning of complex batch process data and its application on quality prediction[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(12): 7233-7242.
- [19] Han Y K, Cheng Q S, Hou Y D. Fault detection method based on improved isomap and SVM in noise-containing nonlinear process[C]. 2018 International Conference on Control, Automation and Information Sciences. Hangzhou, 2018: 461-466.
- [20] 张鑫, 郭顺生, 李益兵, 等. 基于拉普拉斯特征映射和深度置信网络的半监督故障识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(1): 69-81.
(Zhang X, Guo S S, Li Y B, et al. Semi-supervised fault identification based on Laplacian eigenmap and deep belief networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(1): 69-81.)
- [21] Ma P, Zhang H L, Fan W H, et al. Early fault detection of bearings based on adaptive variational mode

- decomposition and local tangent space alignment[J]. *Engineering Computations*, 2019, 36(2): 509-532.
- [22] 姚红娟, 赵小强, 李炜, 等. 基于双权重多邻域保持嵌入的间歇过程故障检测[J]. *控制与决策*, 2021, 36(12): 3023-3030.
(Yao H J, Zhao X Q, Li W, et al. Fault detection of batch process based on double weight and multiple neighborhoods preserving embedding[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(12): 3023-3030.)
- [23] Liu C L, Wang K, Ye L J, et al. Deep learning with neighborhood preserving embedding regularization and its application for soft sensor in an industrial hydrocracking process[J]. *Information Sciences*, 2021, 567: 42-57.
- [24] Li N, Yan W W, Yang Y P. Spatial-statistical local approach for improved manifold-based process monitoring[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2015, 54(34): 8509-8519.
- [25] Yu J B, Zhang C Y. Manifold regularized stacked autoencoders-based feature learning for fault detection in industrial processes[J]. *Journal of Process Control*, 2020, 92: 119-136.
- [26] Zhang C Q, Liu Y Q, Fu H Z. AE2-nets: Autoencoder in autoencoder networks[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, 2020: 2572-2580.
- [27] He X F, Cai D, Yan S C, et al. Neighborhood preserving embedding[C]. Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1. Beijing, 2005: 1208-1213.
- [28] Bounoua W, Bakdi A. Fault detection and diagnosis of nonlinear dynamical processes through correlation dimension and fractal analysis based dynamic kernel PCA[J]. *Chemical Engineering Science*, 2021, 229: 116099.
- [29] Cui J, Shi G, Zhang Z R. Fault detection of aircraft generator rotating rectifier based on SAE and SVDD method[C]. 2017 Prognostics and System Health Management Conference. Harbin, 2017: 1-5.
- [30] Zhao H T. Dynamic graph embedding for fault detection[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, 117: 359-371.
- [31] Lee Y, Kwon H, Park F. Neighborhood reconstructing autoencoders[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 536-546.
- [32] Birol G, Ündey C, Parulekar S J, et al. A morphologically structured model for penicillin production[J]. *Biotechnology and Bioengineering*, 2002, 77(5): 538-552.

作者简介

刘凯(1996—), 男, 博士生, 从事间歇过程故障检测与诊断等研究, E-mail: lutlk196@163.com;

赵小强(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、图像处理、数据挖掘等研究, E-mail: xqzhao@lut.edu.cn;

牟淼(1997—), 男, 博士生, 从事复杂工业过程故障诊断与质量预测等研究, E-mail: m_miao7@163.com;

张妍(1991—), 女, 博士生, 从事间歇过程故障检测与诊断等研究, E-mail: zhylut@163.com.