基于集成局部费舍尔判别分析的故障分类

钟 凯^{1,3}, 徐明星¹, 韩 敏^{2†}

(1. 大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116024;

2. 大连理工大学 工业装备智能控制与优化教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024;

3. 安徽大学 物质科学与信息技术研究院, 安徽 合肥 230601)

摘要: 实际工业过程数据的局部特性一般都较为复杂,不利于样本特征的提取和故障分类精度的提高. 针对此问题,本文提出一种集成的局部费舍尔判别分析(ILFDA)模型,可以同时从变量和样本两个维度挖掘数据的局部结构特征,提高故障分类的性能并降低建模的难度. 首先,根据过程的结构原理对复杂系统进行分块,从而可以有效获取变量维度的数据局部信息,并排除无关变量的影响.其次,针对样本维度的数据局部信息,在每个变量子块中分别建立局部费舍尔判别分析(LFDA)模型,并为每个局部模型分配相应的权值,从而可以更准确地衡量不同子块对当前故障的影响程度.最后,利用分类性能加权策略将各个子块的分类结果进行融合.田纳西–伊斯曼(TE)过程中的仿真结果验证本文所提的ILFDA方法具有更好的故障分类效果.

关键词: 故障分类; 局部费舍尔判别分析; 分类结果集成; 数据局部结构特征

引用格式: 钟凯, 徐明星, 韩敏. 基于集成局部费舍尔判别分析的故障分类. 控制理论与应用, 2021, 38(4): 489-495

DOI: 10.7641/CTA.2020.00316

Integrated local Fisher discriminant analysis based fault classification

ZHONG Kai^{1,3}, XU Ming-xing¹, HAN Min^{2†}

Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;
 Key Laboratory of Intelligent Control and Optimization for Industrial Equipment of Ministry of Education,

Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;

3. Institutes of Physical Science and Information Technology, Anhui University, Hefei Anhui 230601, China)

Abstract: The actual industrial process data is often companied with complex local characteristics, which is not conducive to the extraction of sample features and the improvement of fault classification accuracy. To solve this problem, an integrated local Fisher discriminant analysis(ILFDA) model is proposed in this paper, which can mine the local structure characteristics of data from variable and sample dimensions simultaneously, thus fault classification accuracy is improved and the difficulty of modeling is reduced. Firstly, the complex system is partitioned based on the structure principle, so that the local information of data can be obtained from the variable dimension efficiently and the influence of irrelevant variables is excluded. Secondly, as for the local information from sample dimension, local Fisher discriminating analysis(LFDA) classification model is established in each sub-block, and corresponding weights are assigned to local models, so as to measure the influence of different sub-blocks on current fault more accurately. Finally, the classification performance weighting strategy is used to fuse the classification results in each sub-block. The simulation results on Tennessee Eastman (TE) process show that the proposed ILFDA method has better fault classification performance.

Key words: fault classification; local Fisher discriminant analysis; classification results integration; local characteristics of data

Citation: ZHONG Kai, XU Mingxing, HAN Min. Integrated local Fisher discriminant analysis based fault classification. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(4): 489 – 495

收稿日期: 2020-06-01; 录用日期: 2020-11-04.

[†]通信作者. E-mail: minhan@dlut.edu.cn; Tel.: +86 411-84707847.

本文责任编委:阳春华.

中央高校基本科研业务费项目(DUT20LAB114)资助.

Supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (DUT20LAB114).

1 引言

现代的工业生产过程趋向于流水化作业,并且具 有大型化、智能化、复杂化的特点.随之而来的便是 过程间的交互变得更加频繁,设备的结构也变得更加 多样.如果其中的某一子系统或者零件发生故障,就 像多米诺骨牌效应一样,不仅会造成产品质量的降低, 而且也会破坏工业生产的设备,对整个企业的生产造 成影响,更严重的是还有可能对环境造成不可逆转的 破坏,甚至出现人员伤亡^[1-2].因此及时有效的过程监 测对工业生产效率的提高和企业自身的发展都具有 重要的意义^[3-6].

作为过程监测研究领域重要的分支之一,故障诊断(某种意义上等价于故障分类)近年来取得了较大的发展和进步,并取得丰硕的理论研究成果和工程应用实例.故障诊断主要是将过程中已经发生的故障与其他样本划分开来,从而确定故障的位置,故障的原因以及故障的类别等^[7],以便采取后续的故障隔离和过程恢复措施.针对故障诊断方法的分类,目前业内比较认可的是由文献[8]提出的基于解析模型、基于过程知识和基于数据驱动这三大类.由于基于数据驱动的方法只需要一定的过程数据而无需建立复杂的数学模型,实施简单且更为有效,因此获得更广泛的关注和青睐.另一方面计算机技术的发展以及数据分析手段的丰富,也为数据驱动故障分类方法的发展提供了极大的便利.

常见的数据驱动的过程监测方法主要有主成分分 析法(principal component analysis, PCA)^[9], 费舍尔判 别分析法 (Fisher discriminant analysis, FDA)^[10], 前者 主要是将高维数据投影到低维空间,同时保留重要的 样本信息,因此更适用于故障检测.而FDA模型通过 判别投影方向使得属于不同类别的样本间分离性变 大,同一类别中的样本间分离性变小,所以常常适用 于故障诊断和分类[11]. 在过去的20年, 大量的基于 FDA 模型的故障分类方法被提出. 例如, 文献[12]提 出基于核方法建立的核FDA模型,从而可以处理非线 性过程的故障诊断问题. 文献[13]将局部费舍尔判别 分析(local Fisher discriminant analysis, LFDA)应用于 复杂过程的监测,并在分类多个故障时展示了比常规 的FDA模型更好的性能. 文献[14]将PCA和FDA原理 融合提出半监督的费舍尔判别分析模型,该模型不但 能保留各自的优点还克服了自身的局限性,并在化工 过程的故障诊断中取得了较高的精度, 随后, 文献[15] 设计一种半监督的局部费舍尔判别分析模型,并成功 应用于旋转机械的微小故障的分类. 近期, 文献[16] 讨论了不同变量对故障的影响程度,并设计了稀疏 的LFDA模型,且在真实和仿真的过程中都验证了方 法的有效性.

虽然上述的基于FDA模型的故障分类方法能够 解决某一特定的问题,但是很少有方法同时从样本和 变量的角度挖掘数据的局部结构特性,也没有考虑不同变量子块对故障分类结果的差异化影响.基于此,本文提出一种集成的局部费舍尔判别分析模型(integrated local Fisher discriminant analysis, ILFDA). 论文的主要创新点包括:

1) 有效利用机理知识将系统进行合理的划分,排除了无关变量的干扰并降低了建模的难度,刻画了变量维度的数据局部特性.

2) 利用分类性能加权策略将局部结果进行有机 集成.不但获取了样本维度的数据局部信息,还定量 地刻画不同子块(变量)对当前故障的影响程度.

3) 所提的ILFDA模型不但是子分类器的集成和 增强,也是过程机理知识和数据驱动方法的融合和互 补,为复杂过程故障分类提供了新的研究思路.

2 预备知识

2.1 费舍尔判别分析

FDA是一种有监督的判别分析方法,主要思想是寻找最优的投影方向,使得类间离散度最大的同时类内离散度最小.对于含有n个样本和m个特征的原始数据矩阵 $X = (x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n) \in \mathbb{R}^{n \times m}$.且n个样本被划分为K个类别,其中第 $k(1 \le k \le K)$ 个类别 C_k 中含有 n_k 个样本.则类间离散度矩阵 S_b 和类内离散度矩阵 S_w 计算如下:

$$\boldsymbol{S}_{b} = \sum_{k=1}^{K} n_{k} (\bar{\boldsymbol{x}}_{k} - \bar{\boldsymbol{x}}) (\bar{\boldsymbol{x}}_{k} - \bar{\boldsymbol{x}})^{\mathrm{T}}, \qquad (1)$$

$$\boldsymbol{S}_{w} = \sum_{k=1}^{K} \sum_{\boldsymbol{x}_{i} \in C_{k}} (\boldsymbol{x}_{i} - \bar{\boldsymbol{x}}_{k}) (\boldsymbol{x}_{i} - \bar{\boldsymbol{x}}_{k})^{\mathrm{T}},$$
 (2)

其中**x**_k为第k个类别的样本平均值, 而**x**是所有样本的平均值.

为了更方便介绍LFDA模型,在式(1)和式(2)的基础上给出FDA算法的对等形式:

$$\boldsymbol{S}_{b} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \boldsymbol{W}_{i,j}^{b} (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j}) (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j})^{\mathrm{T}}, \quad (3)$$

$$S_w = rac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{i,j}^w (x_i - x_j) (x_i - x_j)^{\mathrm{T}},$$
 (4)

且 $W_{i,j}^b, W_{i,j}^w$ 计算如下:

$$\boldsymbol{W}_{i,j}^{b} = \begin{cases} (1/n - 1/n_k), & \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \in C_k, \\ 1/n, & \ddagger \&, \end{cases}$$
(5)

$$\boldsymbol{W}_{i,j}^{w} = \begin{cases} 1/n_k, \ \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \in C_k, \\ 0, \quad \pm \boldsymbol{\mathbb{t}}, \end{cases}$$
(6)

则FDA的最优判别方向可以通过优化下面的目标函数得到

$$J_{\rm FDA} = \arg\max_{\boldsymbol{w}} \{ \frac{\boldsymbol{w}^{\rm T} \boldsymbol{S}_b \boldsymbol{w}}{\boldsymbol{w}^{\rm T} \boldsymbol{S}_w \boldsymbol{w}} \}.$$
(7)

2.2 局部费舍尔判别分析

一般的FDA方法忽视了数据的局部特征,而只关 注数据的全局特征.因此,当来自相应类别的数据不 服从多元高斯分布,且同一类别间的样本展现出多模态特性时,传统的FDA算法不再适用.为了克服常规FDA方法的上述不足,文献[17]将FDA和局部保留投影(locality preserving projection, LPP)算法结合提出了LFDA模型.

LFDA模型的类间散度矩阵与类内散度矩阵可以 定义如下:

$$\hat{\boldsymbol{S}}^{b} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \hat{\boldsymbol{W}}_{i,j}^{b} (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j}) (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j})^{\mathrm{T}}, \qquad (8)$$

$$\hat{\boldsymbol{S}}^{w} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \hat{\boldsymbol{W}}_{i,j}^{w} (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j}) (\boldsymbol{x}_{i} - \boldsymbol{x}_{j})^{\mathrm{T}}.$$
 (9)

由于故障数据集内部的数据分布复杂,对故障分 类的结果影响也不尽相同,所以不能对所有的类别赋 予相同的权重,为了充分考虑局部特性,加权矩阵定 义为

$$\hat{W}_{i,j}^{b} = \begin{cases} A_{i,j}(\frac{1}{n} - \frac{1}{n_{k}}), \ \boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{x}_{j} \in C_{k}, \\ \frac{1}{n}, & \ddagger \&, \end{cases}$$
(10)

$$\hat{\boldsymbol{W}}_{i,j}^{w} = \begin{cases} \frac{A_{i,j}}{n_k}, \ \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \in C_k, \\ 0, & \not\equiv \textbf{th}, \end{cases}$$
(11)

其中矩阵 $A_{i,j} = \exp(||\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j||^2 / \sigma_i)$ 可以定量刻 画样本之间的关联程度, σ_i 为局部调节参数.

与式(7)类似, LFDA模型的投影方向可通过求解 下式得到:

$$J_{\rm LFDA} = \arg\max_{\hat{\boldsymbol{w}}} \{ \frac{\hat{\boldsymbol{w}}^{\rm T} \hat{\boldsymbol{S}}^b \hat{\boldsymbol{w}}}{\hat{\boldsymbol{w}}^{\rm T} \hat{\boldsymbol{S}}^w \hat{\boldsymbol{w}}} \}.$$
(12)

上述的优化问题可以转化为以下的广义特征值问题:

$$\hat{\boldsymbol{S}}^{b}\hat{\boldsymbol{t}} = \lambda \hat{\boldsymbol{S}}^{w}\hat{\boldsymbol{t}}, \qquad (13)$$

其中 λ , \hat{t} 分别为广义特征值和特征向量.

对于新的测试数据集*x*,可通过下面的判别函数将 其划分为具体的类别中去^[18]:

$$g_{k}(\boldsymbol{x}) = -\frac{1}{2}(\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{k}})^{\mathrm{T}} \hat{\boldsymbol{T}}_{r} \boldsymbol{\Gamma}^{-1} \hat{\boldsymbol{T}}_{r}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{k}}) +$$
$$\mathrm{In} K - \frac{1}{2} \mathrm{In} [\mathrm{det}(\boldsymbol{\Gamma})], \qquad (14)$$

$$\boldsymbol{\Gamma} = \frac{(\boldsymbol{\hat{T}}_r^{\mathrm{T}}[\sum_{\boldsymbol{x}\in C_k} (\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{x}}_k)(\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{x}}_k)^{\mathrm{T}}]\boldsymbol{\hat{T}}_r)^{-1}}{n_k - 1} , \quad (15)$$

其中 $\hat{T}_r = [\hat{t}_1 \ \hat{t}_2 \ \cdots \ \hat{t}_r]$ 为前r个特征向量组成的判别矩阵.

3 集成局部费舍尔判别分析

本小节给出了所提的ILFDA模型的具体介绍,包括过程分块策略,多块分类结果的集成等,最后给出 ILFDA算法的主要步骤.

3.1 过程分块策略

在实际的工业过程中,过程数据有时会表现出复 杂的特征,变量间也会展现出多种关联性,因此很难 依靠单一的数据驱动模型对整个过程进行建模和监 测.此外,由于采样设备和采样环境的局限性,可能无 法获取完整的过程数据,特别是故障样本,这些都会 导致数据驱动方法的效率大打折扣.因此,有必要将 数据驱动方法和过程机理进行融合,实现方法之间的 优势互补.首先需要根据已知的过程结构或者机理知 识将复杂的系统划分为多个子块,并将具有类似特征 或者是关联性较强的变量划分到同一子块中,然后对 每一子块分别建立数据驱动的故障诊断模型,计算相 应的统计指标,提取局部故障特征信息并进行集成. 其基本原理如图1所示.



Fig. 1 The procedures of process partition

此类分块方法的优点为:由于按照结构原理将整 个复杂系统合理地划分为多个子块,减少了一些无关 和冗余变量的影响,降低了直接对整个系统建模的难 度,进而提高故障诊断的精度和模型的可解释性.但 是根据机理知识进行分块的方法也有其自身的局限 性,例如当过程机理和先验知识未知时,就无法对过 程进行准确的分块.所以本文所提的ILFDA模型是建 立在机理知识和数据驱动方法相结合的基础上,比较 适用于机理知识己知的情形,且是单一方法或者局部 模型的有效集成和增强.

3.2 多块分类模型集成

根据第3.1小节的过程分块方法,可以将整个系统 划分为M个变量子块.分别在每个子块中建立LFDA 模型,并根据式(14)和式(15)求得M个判别函数 $g_k^{(l)}(\boldsymbol{x}), (1 \leq l \leq M).$ 由于不同变量子块对故障分类 的影响可能不尽相同,为了更好地刻画不同子块对诊 断结果的差异化影响,利用加权策略建立如下的集成 判别函数:

$$Ig_k(\boldsymbol{x}) = \sum_{l=1}^{M} w_l g_k^{(l)}(\boldsymbol{x}), \qquad (16)$$

其中权值矩阵定义如下:

$$w_l = \frac{\hat{w}_l}{\sum\limits_{l=1}^{M} \hat{w}_l}, \ \hat{w}_l = (\mathrm{Acc}_l)^2,$$
 (17)

Acc_l表示第l个子块中训练样本的故障分类精度 (classification accuracy, Acc). 对于新采集的实时监测 数据x,可通过下式将其划分为某一确定的类别:

$$C(\boldsymbol{x}) = \underset{1 \leq k \leq K}{\operatorname{arg\,max}} \{ Ig_k(\boldsymbol{x}) \}.$$
(18)

从以上的分析可知,如果某一子块中训练数据的 分类精度越高则该子块的加权系数就越大,其在集 成的模型中所起的作用就越重要,反之亦然.所以 ILFDA模型可以从样本和变量两个维度刻画数据的 局部特性,更全面地凸显样本局部信息和变量局部信 息在故障分类中的作用,有助于提高故障分类精度.

3.3 ILFDA算法流程

为了更好地理解本文所提的ILFDA算法,图2给出 了该算法的流程图.



Fig. 2 The flowchart of the ILFDA algorithm

该算法的详细过程总结如下:

个子块;

步骤 2 在每个子块中建立LFDA模型,分别计算 第*l*个子块中训练数据集的故障分类精度Acc₁;

步骤3 根据式(17)计算权值系数w_l;

步骤4 对新的实时测试样本数据*x*,根据步骤1 的分块结果将其分为*M*个子块;

步骤5 根据式(14)和式(15)计算M个子块的判 别函数 $g_k^{(l)}(\boldsymbol{x}), 1 \leq l \leq M;$

步骤6 将步骤3得到的权值系数 w_l 分别赋予x的M子块;

步骤 7 根据式(16)计算集成判别函数*Ig_k(x)*; **步骤 8** 根据式(18)对*x*进行分类.

4 仿真实验

4.1 TE过程介绍

为了验证所提ILFDA方法的故障分类性能,本文 在田纳西-伊斯曼过程(Tennessee Eastman, TE)中进 行仿真实验. TE过程是由伊斯曼化学品公司的J. J. Downs和E. F. Vogel于1993年首次提出^[19],并成为验 证过程控制和监测方法广泛使用的基准平台. TE过程 包括5个主要单元:反应器、冷凝器、压缩机、分离器 和汽提塔. TE过程中进行的化学反应主要包含4种反 应物A, C, D, E和两种生成物G, H以及一种惰性物质 B和副产品F. 该过程中共有41个测量变量和12个操作 变量(如表1所示). 测量变量中的前22个是连续型变 量(如表2所示),后19个属于成分变量.本文选取22个 连续型变量和前11个操作变量,共33个变量用以建模, 另外,TE过程含有21种不同的预设故障,每种故障工 况数据集的前161个样本为无故障样本,后800个样本 为故障样本,并且TE过程还包含960个正常工况的样 本,采自过程的平稳状态.更多关于TE过程的介绍可 参考文献[20].

表 1 TE过程的操作变量 Table 1 The operating variables of TE process

编号	变量名	单位
V_1^*	物料D的流量	kg/h
V_2^*	物料E的流量	kg/h
V_3^*	物料A的流量	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_4^*	物料A和C的流量	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_5^*	压缩机循环阀	%
V_6^*	放空阀	%
V_7^*	分离器液位流量	m ³ /h
V_8^*	液体产品流量	m ³ /h
V_9^*	汽提塔水流阀	%
V_{10}^{*}	反应器冷却水流量	m ³ /h
V_{11}^{*}	冷凝器冷却水流量	m ³ /h
V_{12}^{*}	搅拌速度(无)	r/min

10 2 1	ne measurement variable	
编号	变量名	单位
V_1	物料A流量	1000 m ³ /h
V_2	物料D流量	kg/h
V_3	物料E流量	kg/h
V_4	物料A和C流量	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_5	循环流量	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_6	反应器进料流量	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_7	反应器压力	kPa
V_8	反应器液位	%
V_9	反应器温度	°C
V_{10}	放空速率	$1000 \mathrm{m}^3/\mathrm{h}$
V_{11}	分离器温度	°C
V_{12}	分离器液位	%
V_{13}	分离器压力	kPa
V_{14}	分离器底部流量	${ m m}^3$ /h
V_{15}	汽提器液位	%
V_{16}	汽提器压力	kPa
V_{17}	汽提塔底部流量	${ m m}^3$ /h
V_{18}	汽提塔温度	°C
V_{19}	汽提塔流量	kg/h
V_{20}	压缩机功率	kW
V_{21}	反应器冷却水出口温度	°C
V_{22}	分离器冷却水出口温度	°C

表 2 TE过程的测量变量 Table 2 The measurement variables of TE process

4.2 实验条件设置

首先根据TE过程结构的原理将其划分为5个子块, 即原料块、反应器块、分离器块、汽提塔块、压缩机 块.每个子块包含的变量具体如下:

子块1(原料块): V₁, V₂, V₃, V₄, V₁^{*}, V₂^{*}, V₃^{*}, V₄^{*}; 子块2(反应器块): V₆, V₇, V₈, V₂₁, V₁₀^{*}, V₁₁^{*}; 子块3(分离器块): V₁₁, V₁₂, V₁₃, V₁₄, V₇^{*}, V₈^{*}; 子块4(汽提塔块): V₉, V₁₅, V₁₆, V₁₇, V₁₈, V₁₉, V₉^{*}; 子块5(压缩机块): V₅, V₁₀, V₂₀, V₂₂, V₅^{*}, V₆^{*}.

本实验选择TE过程中的故障3和故障5以及故障 11用以验证ILFDA方法的有效性,3种故障的具体介 绍如表3所示,从表中可以看出这3种故障都为TE过程 中的温度异常,所以相互之间的关联性较为密切,此 外3种故障发生于不同的子块而且故障的类型也不尽 相同,所以比较适合用于验证本文的集成的故障诊断 方法.3种故障都包含了训练数据集(每种故障480个 样本)、测试数据集(每种故障都选择第161-560个故 障工况样本),所有的故障数据在使用前都利用正常工 况样本的均值和方差进行了标准化处理.

表 3 从TE过程选择的故障 Table 3 The selected faults from TE process

故障	故障描述	类型
3	D的进料温度变化	阶跃型
5	冷凝器冷却水入口温度变化	阶跃型
11	反应器冷却水入口温度变化	随机型

首先使用LFDA计算训练样本中各个子块的分类 精度,得到各个子块的权值如图3所示.



4.3 仿真结果分析

本文以EDA^[11], FDA和LFDA模型作为对比实验 进行仿真实验.4种方法对不同故障的判别函数如图4 所示,对于确定的样本点,如果其在某一故障的判别 函数值最大,则该样本即被划分为此类故障.图4的横 坐标中共有1200个采样样本,其中样本1-400为故障 3, 样本401-800为故障5, 样本801-1200为故障11. 从 图4(a)中可以看出EDA模型对故障5有较好的分类结 果,但是在区间1-400和801-1200、故障3和故障11的 判别函数都有大量的交叉和重叠,说明EDA对故障3 和故障11的分类精度都很低,无法有效地将这两种故 障划分开来. 而图4(b)中故障3和故障11 的误分类现 象有了一定的改善,分类精度得到了提高,但是还是 存在较多的误分类点.此外,FDA也可以较好的对故 障5进行分类. 由于LFDA可以克服FDA方法无法描述 数据局部特征的缺陷,所以在图4(c)中3种故障的判别 函数交叉和重叠现象进一步被消除,也就是说故障的 分类精度得到了提升. 而在图4(d)中可以较为清楚的 看出本文所提的ILFDA模型在较好地将故障5分类的 同时,还能够显著提升故障3和故障11的分类精度,







此外,还将不同方法对3种故障的分类结果绘制如 图5所示.类似地,横坐标中的样本1-400,样本401-800和样本801-1200分别为故障3,故障5和故障11, 纵坐标代表故障的标签.从图5(a)可知大量的故障3和 故障11的样本被EDA误分为其他的故障,特别是对故 障11.类似的情况也出现在图5(b)中,FDA模型对故 障11的分类精度也较低.而在图5(c)中,由于LFDA模型能够考虑数据的局部特性,所以取得了比EDA和FDA都高的故障分类精度.最后在图5(d)中,所提的ILFDA模型能够同时将这3种故障进行有效的划分,取得了最好的故障分类性能.究其原因,主要是由于ILFDA模型不但能够有机融合机理知识和数据驱动模型的优点,同时从样本和变量角度挖掘数据的局部特征,还能将多个局部的故障分类模型进行集成和增强.





为了定量的分析4种方法的分类精度,将具体分类 精度列于表4中,且最高的分类精度用粗体标出,以方 便辨识.由表的第1行可知,EDA模型对3种故障的分 类精度分别为64.25%,98.75%和34.75%,而平均的分 类精度为65.92%,虽然对故障5的分类效果较好,但对 于剩余两种故障的分类精度不能满足要求.同样的, 虽然FDA比EDA对故障3的分类精度有了一定的提 升,但是FDA仍然无法有效提高故障11的分类精度. 作为FDA的改进方法,LFDA虽然提升了故障11的分 类精度(达到61.5%),但是故障3的分类精度反而出现 较大的下降,总体76%的平均分类精度也难以让人满 意,因此仍然具有可提升的余地.而ILFDA方法同时 对故障3和故障11取得了最高的分类精度(分别为 97.5%和92.25%),即便对故障5没有取得最好的分 类效果,但ILFDA也和最优的LFDA模型相差无几 (99.5%和99.75%),此外ILFDA的平均分类精度要远 高于对比算法(96.42%对比65.92%, 68.83%, 76%),也 从另一个角度证明所提方法的有效性.

表 4 3种故障的分类精度

Table 4	Classification acc	curacy of the	e faults	%

方法	故障 3	故障 5	故障 11	平均值
EDA	64.25	98.75	34.75	65.92
FDA	73.50	99.50	33.50	68.83
LFDA	66.75	99.75	61.50	76.00
ILFDA	97.50	99.50	92.25	96.42

5 结论

本文提出的ILFDA是一种基于LFDA模型的集成 多子块的判别方法,不但能将机理知识和过程数据进 行优势互补,还能将多个局部故障分类模型进行集成 和增强,可以从变量和样本两个角度挖掘数据的局部 特性.为了充分获取变量之间的局部信息,首先根据 机理知识对系统变量进行合理的分块.然后在每个子 块中分别建立LFDA模型,并得到相应的局部分类结 果.最后利用基于训练样本分类精度的加权集成策略 将各个子块的分类结果进行有机的融合.利用TE过程 进行方法验证,仿真结果表明所提方法取得了最高的 分类精度,降低了故障的误分类情况,具有一定的实 际应用价值.

参考文献:

- CHIANG L, RUSSELL L, BRAATZ D. Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems. London: Springer-Verlag, 2001.
- [2] CHANG Y, ZOU X, WANG F, et al. Multi-mode plant-wide process operating performance assessment based on a novel two-level multi-block hybrid model. *Chemical Engineering Research and Design*, 2018, 136: 721 – 733.
- [3] 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.)

[4] CHEN Z, CAO Y, DING S, et al. A distributed canonical correlation analysis-based fault detection method for plant-wide process monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(5): 2710 – 2720.

- [5] ZHONG K, HAN M, QIU T, et al. Distributed dynamic process monitoring based on minimal redundancy maximal relevance variable selection and bayesian inference. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2020, 28(5): 2037 – 2044.
- [6] MAO Z, ZHAN Y, TAO G, et al. Sensor fault detection for rail vehicle suspension systems with disturbances and stochastic noises. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 66(6): 4691 – 4705.
- [7] CHEN H, JIANG B. A review of fault detection and diagnosis for the traction system in high-speed trains. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 21(2): 450 – 465.
- [8] VENKATASUBRAMANIAN V, RENGASWAMY R, KAVURI N, et al. A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(3): 327 – 346.
- [9] CHEN M, HSU C, MALHOTRA B, et al. An efficient ICA–DW– SVDD fault detection and diagnosis method for non-Gaussian processes. *International Journal of Production Research*, 2016, 54(17): 5208 – 5218.
- [10] ZHONG K, HAN M, HAN B. Data-driven based fault prognosis for industrial systems: a concise overview. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2019, 7(2): 330 – 345.
- [11] ADIL M, MUHAMMA A, ABDUL Q K, et al. Exponential discriminant analysis for fault diagnosis. *Neurocomputing*, 2016, 171: 1344 – 1353.
- [12] JIANG Q, YAN X. Parallel PCA–KPCA for nonlinear process monitoring. *Control Engineering Practice*, 2018, 80: 17 – 25.
- [13] YU J. Localized Fisher discriminant analysis based complex chemical process monitoring. *AIChE Journal*, 2011, 57(7): 1817 – 1828.
- [14] ZHONG S, WEN Q, GE Z. Semi-supervised Fisher discriminant analysis model for fault classification in industrial processes. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2014, 138: 203 – 211.
- [15] LI F, WANG J, CHYU M, et al. Weak fault diagnosis of rotating machinery based on feature reduction with Supervised orthogonal local fisher discriminant analysis. *Neurocomputing*, 2015, 168: 505 – 519
- [16] ZHONG K, HAN M, QIU T, et al. Fault diagnosis of complex processes using sparse kernel local Fisher discriminant analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 31(5): 1581 – 1591.
- [17] SUGIYAMA M. Dimensionality reduction of multimodal labeled data by local Fisher discriminant analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 2007, 8: 1027 – 1061.
- [18] YU J. Nonlinear bioprocess monitoring using multiway kernel localized Fisher discriminant analysis. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2011, 50(6): 3390 – 3402.
- [19] DOWNS J, VOGEL E. A plant-wide industrial process control problem. Computers and Chemical Engineering, 1993, 17(3): 245 – 255.
- [20] WANG Guozhu, LIU Jianchang, LI Yuan, et al. Fault diagnosis of industrial processes based on weighted k-nearest neighbor reconstruction analysis. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(7): 873 – 880. (王国柱,刘建昌, 李元, 等. 加权K最近邻重构分析的工业过程故障 诊断. 控制理论与应用, 2015, 32(7): 873 – 880.)

作者简介:

钟 凯 博士研究生,研究方向为数据挖掘与过程监控, E-mail: zhongkai0402@mail.dlut.edu.cn;

徐明星 本科生, 研究方向为故障诊断与预测, E-mail: 11926001 52@qq.com;

韩 敏 博士,博士生导师,研究方向为复杂系统建模与预测等, E-mail: minhan@dlut.edu.cn.