

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.09.010

复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测方法*

宁子俊¹, 陈涛^{1*}, 徐峰², 王立勇¹, 贾然¹

(1. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室, 北京 100192; 2. 中国人民解放军 32184 部队, 北京 100075)

摘要:针对综合传动装置运行过程中, 工况变化及装置故障状态引起的数据异常、难以有效区分这一问题, 提出了一种适用于复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测的方法。首先, 采用基于密度的聚类方法(DBSCAN)对状态监测数据进行了关联变量聚类, 以排除非关联数据对数据重构准确度的干扰; 然后, 利用深度降噪自编码网络构建了状态监测数据重构模型, 获取了对异常数据敏感的偏差特征; 最后, 利用支持向量数据描述(SVDD)算法构建了正常状态监测数据偏差特征的超球体, 完成了复杂工况下对综合传动装置状态监测数据异常的检测; 为了验证该方法对综合传动装置状态监测数据异常检测的有效性, 以某型综合传动装置为研究对象, 在多组综合传动装置漏油实验数据上进行异常检测验证分析。实验结果表明: 该方法实现了在综合传动装置不同程度漏油故障条件下对状态监测数据异常进行检测的目的, 且其准确度整体高于92%。研究结果表明: 该方法可以有效检测出综合传动装置早期异常运行状态, 为综合传动装置健康管理及劣化评估奠定基础。

关键词:综合传动装置; 机械传动; 异常检测; 数据重构; 数据关联; 基于密度的聚类方法; 深度降噪自编码

中图分类号: TH132; U463.2

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2023)09-1387-08

Abnormal detection method of integrated transmission device condition monitoring data under complex working conditions

NING Zijun¹, CHEN Tao¹, XU Feng³, WANG Liyong¹, JIA Ran¹

(1. The Ministry of Education Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Unit 32184 of the People's Liberation Army, Beijing 100075, China)

Abstract: Aiming at the problem that it was difficult to effectively distinguish the abnormal data caused by the change of working condition and the fault state of the integrated transmission device during its operation, a method for the abnormal detection of the condition monitoring data of the integrated transmission device under complex working conditions was proposed. Firstly, density-based spatial clustering of applications with noise(DBSCAN) method was used to cluster the associated variables of the state monitoring data to eliminate the interference of non-associated data on the accuracy of data reconstruction. Then, a reconstruction model of the state monitoring data was constructed by deep denoising auto coding network to obtain the deviation features which was sensitive to abnormal data. Finally, support vector data description(SVDD) algorithm was used to construct a hypersphere with deviation characteristics of normal condition monitoring data, and the abnormal detection of the condition monitoring data of the integrated transmission device under complex working conditions was completed. In order to verify the effectiveness of the method for anomaly detection of comprehensive transmission device condition monitoring data, a comprehensive transmission device was taken as the research object, and the anomaly detection was verified and analyzed on several groups of comprehensive transmission device oil leakage experimental data. The experimental results show that the method realizes the purpose of detecting the abnormal condition monitoring data under the condition of different degrees of oil leakage failure of integrated transmission device, and the accuracy is higher than 92%. The results show that the proposed method can effectively detect the early abnormal operating state of the integrated transmission and lay a foundation for the health management and deterioration evaluation of the integrated transmission.

Key words: integrated transmission device; mechanical transmission; anomaly detection; data reconstruction; data association; density-based spatial clustering of applications with noise(DBSCAN); deep denoising auto coding

收稿日期: 2022-11-04

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(MKF20210009)

作者简介: 宁子俊(1998-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 主要从事复杂机电系统状态监测与数据挖掘方面的研究。E-mail: ningzijun98@126.com

通信联系人: 陈涛, 女, 博士, 副研究员, 硕士生导师。E-mail: chentao@bistu.edu.cn

0 引 言

综合传动装置是一种机械、液压、电控高度耦合的复杂机电系统,是实现特种车辆装备动力传递的核心部件。其运行状态一旦发生异常,将影响特种车辆的机动性能,进而造成严重的经济及军事损失。

路面负载及战场环境的随机性,使得综合传动装置运行工况复杂多变;同时,综合传动内部离合器、转向泵马达、液力变矩器等关键传动部件能量流间的相互耦合,使得综合传动装置运行状态参数存在复杂的动态变化特征。这种特征与综合传动装置异常引起的特征难以被直接区分,为综合传动装置状态监测数据异常检测带来困难。因此,开展复杂工况条件下对综合传动装置状态监测数据异常检测方法的研究,对实现综合传动装置健康管理与劣化评估及提高特种车辆装备的安全性及可靠性具有重要意义。

近年来,由于具有极强的适应性和深层信息挖掘的能力,深度学习已逐渐被应用于复杂机电系统的异常检测中^[1-8]。

罗辉^[9]将深度学习、迁移学习的理论与方法引入到民航发动机气路异常检测中,提出了一种无标签条件下,基于权重约束对抗判别领域自适应的发动机气路异常检测方法,通过真实的气路状态监测数据验证了该方法的正确性。戴俊等人^[10]提出了一种基于生成对抗网络和自动编码器的异常检测方法,通过两次编码得到异常的潜在特征差异;与传统方法相比,其所得差异值指标在异常发生时能更稳定地表征故障演化过程。ZHAO Hong-shan 等人^[11]提出了一种基于栈式自编码器网络的深度学习方法,采用自适应阈值检测方法重构了误差的趋势,并将其作为检测发电机异常状态的预警准则,实现了风力发电机组异常状态的检测与分析目的。席亮等人^[12]提出了一种基于深度对抗学习潜在表示分布的异常检测模型,解决了单类分类器超参数敏感问题,从而有效提高了异常检测的整体性能。向玲等人^[13]提出了一种基于级联深度学习预测模型的风电机组状态检测方法,结果表明该方法能够准确地检测到齿轮箱轴承温度异常,为风电机组安全可靠地运行提供了重要保障。LIU Yong-zhi 等人^[14]针对高速列车轴承温度异常问题,提出了基于层次分析法熵的检测模型和基于双向长短期记忆网络的实时预测模型,并采用证据理论给出了最终决策,结果表明该方法能成功地消除一维模型诊断的误判现象,

具有良好的预警能力。洪星芸^[15]设计了一种异常检测框架,将多变量和注意力机制引入循环神经网络模型,提出了两种网络结构分别用于目标变量的单步和多步预测,解决了火力发电机组设备的旋转分离器异常检测等问题。

然而上述研究主要依赖于深度学习的深层信息挖掘能力,忽略了复杂机电系统状态监测数据中隐含的关联关系;同时,进行异常检测时缺少对综合传动装置“机-电-液”多域耦合特征的考虑^[16]。

针对上述问题,笔者提出一种适用于复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测的方法。

首先,对状态监测数据进行变量聚类,获取最大关联变量集;然后,利用深度降噪自编码网络构建适用于复杂工况下的关联数据重构模型,获取对异常数据敏感的偏差特征;最后,利用支持向量数据描述(SVDD)算法完成对复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常的检测工作。

1 状态监测数据异常检测方法

综合传动装置运行状态监测数据异常检测方法流程如图 1 所示。

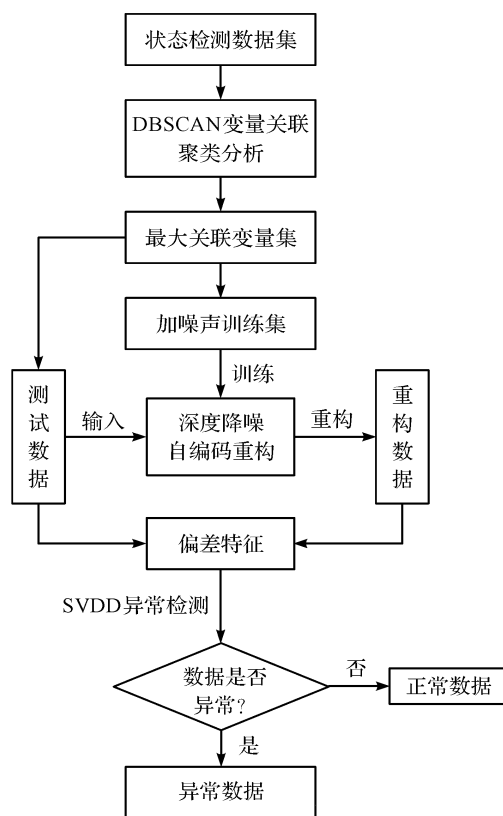


图 1 异常检测方法流程图

异常检测方法具体流程如下:

1) 利用基于数据密度的聚类方法(DBSCAN),分析状态监测数据在斯皮尔曼相关距离^[17]下的关联密度;筛选出彼此存在潜在关联关系的状态监测数据,排除非关联数据的干扰,为之后深度降噪自编码网络的训练与特征挖掘提供更优的数据集;

2) 对装置正常运行状态下的关联数据集添加噪声,并用以训练深度降噪自编码网络,使其尽可能挖掘和学习复杂工况下综合传动装置状态监测数据的深层次特征与隐含信息;进而构建关联数据重构模型,并生成与正常数据偏差稳定、与异常数据偏差明显的重构数据。该类偏差特征因对异常数据更为敏感,且在正常工况下相对平稳,故可作为复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测的关键特征;

3) 使用正常偏差特征集训练 SVDD 异常检测模型,获取模型支持向量与最优超球体;通过判断新数据的偏差特征是否在超球体内,实现对复杂工况下综合传动装置状态监测数据的异常检测目的。

1.1 数据关联密度聚类

受综合传动装置内多种能量流传递的影响,状态监测数据在数据空间中存在特殊的关联关系。分析数据结构中存在的关联关系,有利于挖掘状态监测数据的隐含信息,提升综合传动装置状态监测数据重构模型的整体性能。

DBSCAN 算法具有在数据空间中发现任意形状的簇,将密度足够大的相邻区域连接为一类,并将边缘数据视为孤立点予以剔除的能力。因此,笔者将每个传感器的监测数据视为一个个体,将监测数据间的关联关系视为个体间的距离,利用 DBSCAN 算法对监测数据进行聚类,获取高密度的簇,识别彼此具备关联关系的状态监测数据,为深度降噪自编码网络提供更有效的数据输入。

DBSCAN 算法流程如下:

1) 在数据集中,任选一个未被访问的个体,找出与其关联距离在最小近邻距离(esp)之内的所有邻域个体。如果邻域个体的数量小于最大邻居数目($minPts$),则当前个体被标记作为离群个体;

2) 如果邻域个体的数量大于等于 $minPts$,则当前个体与其邻域个体形成一个新簇,并将当前个体标记为已访问;

3) 逐个访问簇中未被访问的个体,当其邻域个体的数量小于 $minPts$,将标记为已访问;当其邻域个体的数量大于等于 $minPts$,则其邻域个体归属于同簇,并将当前个体标记为已访问;

4) 重复步骤 1) ~ 3),直至将所有点标记为已

访问。

斯皮尔曼相关系数是根据原始数据的排序位置进行求解,来评估两个连续变量之间的单调关系。

综合传动装置关关节点的运行状态参数整体上保持同步变化,斯皮尔曼相关系数能够有效识别这种同步性。因此,笔者以斯皮尔曼相关距离作为 DBSCAN 算法中空间密度距离的度量标准,评价综合传动装置状态监测数据的关联关系。

斯皮尔曼相关系数与斯皮尔曼相关距离 d 计算方法如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$d = 1 - |\rho| \quad (2)$$

式中: i 为训练集样本序号; n 为训练集样本总数; ρ 为两组监测数据的关联程度,取值范围为 $-1 \sim 1$,其绝对值越大表明关联程度越高; d 为两组监测数据互为邻居的距离, d 取值范围为 $0 \sim 1$,距离越大表明两组数据的关联关系越弱。

1.2 深度降噪自编码网络

综合传动装置运行环境恶劣,使该装置部分工况下的状态监测数据存在较为明显的动态变化特征;这种特征是造成综合传动装置状态监测数据异常难以被直接检测的重要原因,因此,需要一种能够适应多工况动态变化特征的数据重构方法,以此来获取更加平稳的偏差特征。

深度降噪自编码网络具有对低维特征的深度挖掘能力,以及对含噪声数据的降噪重构能力,成为现阶段较为可靠的针对深度学习数据重构及异常的检测方法。

自编码网络分为编码器和解码器两个模块。其中,笔者利用编码器对输入数据进行压缩,获取输入数据的低维特征;利用解码器对低维特征进行解码,生成与训练数据相似的重构数据。深度降噪自编码网络是采用深度学习的方法,挖掘复杂工况下综合传动装置运行状态更深层次的隐含信息,可以适应综合传动装置复杂工况下状态监测数据的动态变化,实现对状态监测数据准确的重构目的。

深度降噪自编码网络的架构如图 2 所示。

深度降噪自编码网络的编码器与解码器有多层隐含层,网络整体呈现对称式结构,其构造公式如下:

$$z = f(x) = s(\mathbf{W}_m x + \mathbf{B}_m) \quad (3)$$

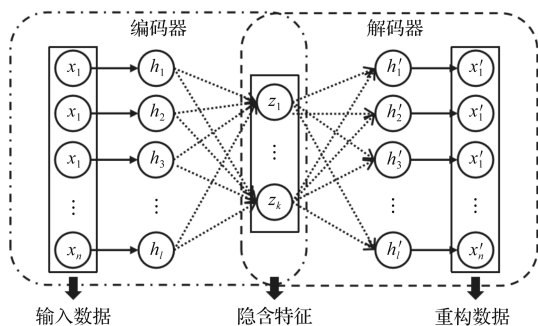


图 2 深度降噪自编码网络架构

$$x' = g(z) = s(W_{out}z + B_{out}) \quad (4)$$

式中： z 为隐含特征； x' 为重构数据； W 为神经元权重； B 为神经元偏置； f 为编码器映射函数； g 为解码器映射函数； s 为激活函数。

其中，隐含层的激活函数为 ReLU 函数，输出层的激活函数为线性函数。

在综合传动装置状态监测数据中，重构难度更大的动态数据更值得关注。因此，笔者选用对高误差更敏感的 L2 损失函数，其构造公式如下：

$$L(x, x') = L(x, g(f(x))) = (x' - x)^2 \quad (5)$$

笔者应用深度降噪自编码进行关联数据重构时，在正常数据上添加高斯噪声，形成加噪声训练集，将其作为模型的输入进行训练。通过这种方式改变模型的损失函数，以强迫模型学习关联数据中更具有鲁棒性的隐含信息，使得模型对含有一定噪声的综合传动装置状态监测数据也能具备良好的数据重构能力，其表达式如下：

$$\bar{x}_j = x_j + \alpha y_j, y_j \sim N(0, \sigma_j^2) \quad (6)$$

$$L(x, x') = L(x, g(f(\bar{x}))) \quad (7)$$

式中： x 为原始数据； \bar{x} 为加噪声数据； j 为传感器编号； α 为噪声系数。

重构误差 e 是衡量数据重构模型对每个节点状态监测数据重构效果的重要指标。 e 值越小，说明数据重构模型对该节点的状态监测数据重构效果越好，其表达式如下：

$$e_j = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - x'_{ij})^2} \quad (8)$$

式中： i 为训练集样本序号； n 为训练集样本总数； j 为传感器编号。

1.3 偏差特征与异常检测模型

针对综合传动装置状态监测数据重构模型，笔者利用编码器提取装置正常运行时，获得监测数据的深层低维特征，并利用解码器对正常特征进行解码，获得与正常状态监测数据偏差极小的重构数据。异常数据

经过编码，将得到与正常数据不同的深层低维特征，这种特征无法通过解码器进行正确的解码，最终将获得与异常状态监测数据偏差较大的重构数据。因此，偏差特征 p 在正常工况下相对平稳，对异常数据更为敏感。

利用这种偏差特征可以对综合传动装置状态监测数据的异常进行检测。

偏差特征计算公式如下：

$$p_{i,k} = x'_{i,k} - x_{i,k} \quad (9)$$

式中： $x_{i,k}$ 为状态监测数据； $x'_{i,k}$ 为模型重构数据； $p_{i,k}$ 为异常节点 k 在 i 时刻的偏差特征。

偏差特征是对重构数据与模型输入数据偏离程度的描述，正常数据的偏差特征可以近似地看做高斯分布。当装置发生异常时，因综合传动装置状态监测数据的高耦合性，关联数据彼此相互影响，进而造成异常数据的偏差特征在多个维度产生明显变化。笔者利用 SVDD 算法通过在高维数据空间中寻找正常数据边界，构建多维数据集最优超球体，对监测数据进行异常检测工作。

因此，笔者使用正常数据偏差特征集训练 SVDD 异常检测模型，可获取模型球心、半径、支持向量等相关参数，并构建多维偏差特征的最优超球体。

该超球体构造问题描述如下：

$$\min_{a,R,\xi} R^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$\text{s. t. } \|\varphi(p_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, \forall i = 1, \dots, n \quad (10)$$

式中： R 为超球体半径； a 为超球体的球心； ξ_i 为松弛因子； C 为权衡超球体体积和误分率的惩罚参数； φ 为将多维偏差特征映射至特征空间的映射函数。

使用高斯函数作为模型核函数，其公式如下：

$$K(x, y) = e^{-\gamma * \|x-y\|^2} \quad (11)$$

式中： γ 为高斯函数的超参。

对于一个综合传动装置状态监测数据的偏差特征 p ，当 $\|\varphi(p) - a\|^2 \leq R$ ，则偏差特征 p 位于超球体内，判断该数据为正常数据；当 $\|\varphi(p) - a\|^2 > R$ ，则偏差特征 p 位于超球体外，判断该数据为异常数据。

2 异常检测实例分析

为了验证该方法对综合传动装置状态监测数据异常检测的有效性，笔者以某型综合传动装置为研究对象，在多组综合传动装置漏油实验数据上进行异常检

测验证分析。

综合传动装置结构框架与传感器测点示意如图3所示。

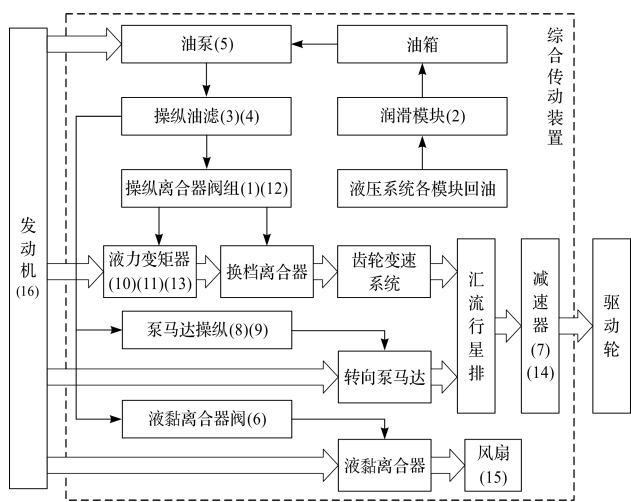


图3 综合传动装置结构框架与传感器测点示意图

图3中,方块箭头为机械动力传递方向,线条箭头为液压系统流向。

机械动力由发动机给出,主要经由液力变矩器、换挡离合器、齿轮变速系统及转向泵马达传递至汇流行星排,再通过减速器传递至驱动轮。

油泵为液压系统供油,经过操纵油滤后,为操纵离合器阀组、泵马达操纵、液黏离合器阀等模块供油,各模块液压油经过润滑模块流回油箱。

各传感器编号与监测节点名称如表1所示(各监测节点位置已在图3括号内标出)。

表1 传感器监测节点编号与名称

传感器编号	监测节点名称
1	操纵油压
2	润滑油压
3	操纵滤后压力
4	操纵滤前压力
5	双联主油滤前压力
6	液黏压力
7	减速器出口压力
8	转向机伺服压力
9	转向高压左
10	变矩器入口压力
11	变矩器出口压力
12	操纵主定压阀压力
13	涡速
14	变速
15	风扇转速
16	发动机转速

12支压力传感器和4支转速传感器分别监测综合传动装置不同节点的液压和转速参数。正常工作状态下油压监测数据范围为0~2.5 MPa,转速监测数据范围为0~4 000 r/min。

2.1 监测数据关联密度聚类分析

在数据空间中,综合传动装置状态监测数据存在隐含的关联关系,笔者利用DBSCAN算法对状态监测数据进行聚类分析。

在该算法中,需要设置邻居数目 $minPts$ 与近邻距离 esp 2个参数。考虑综合传动装置状态监测节点数目较少,同时在物理空间中,边缘监测节点通常仅与一个节点相连,因此,笔者将邻居数据 $minPts$ 设置为1。

笔者以斯皮尔曼距离衡量数据密度,充分考虑了监测节点在数据空间中的相邻性,针对不同近邻距离进行了聚类分析,其聚类结果如图4所示。

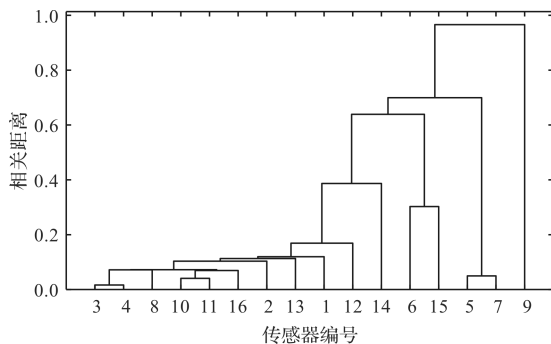


图4 监测节点关联密度聚类分析

图4中,横轴数字为传感器监测节点编号(其对应传感器节点见表1);图中线段表示了传感器监测节点的近邻关系,如编号3与编号4的传感器监测节点在最小为0.016的近邻距离可保持近邻关系。

其中,最大近邻距离为0.05、0.15、0.25、0.35的综合传动装置状态监测数据聚类分析结果如表2所示。

表2 不同最大近邻距离下的关联密度聚类结果

最大近邻距离	A类	B类	C类
0.05	3,4	5,7	10,11
0.15	1,2,3,4,8,10,11,13,16	5,7	—
0.25	1,2,3,4,8,10,11,12,13,16	5,7	—
0.35	1,2,3,4,8,10,11,12,13,16	5,7	6,15

由表2可知:在最大近邻距离为0.05的聚类分析中,A类为操纵滤后压力与操纵滤前压力,C类为变矩器入口压力与变矩器出口压力,均是对综合传动装置中液压零部件输入端与输出端油压参数的监测。该聚类结果表明,综合传动装置零部件输入与输出油压变

化存在极高的关联性。

在各最大近邻距离的聚类分析中,B 类保持一致结论;其中,5、7 分别为双联主油滤前压力、减速器出口压力的传感器编号,表明这 2 个节点的状态监测数据存在极为密切且独立的关联关系;6、15 分别为液黏压力、风扇转速的传感器编号,在物理意义上,液黏压力控制着风扇的转动,然而该类只在最大近邻距离为 0.35 的聚类分析结果中出现,说明这 2 个节点监测数据的关联关系较弱。

在最大近邻距离为 0.25、0.35 的聚类分析中,其 A 类结果相同,该类是综合传动装置 8 个重要液压节点与 2 个重要转速节点的运行状态监测数据。

经综合分析,笔者选用传感器编号为 1、2、3、4、8、10、11、12、13、16 的状态监测数据构成最大关联变量集,作为后续深度降噪自编码网络与 SVDD 异常检测模型训练、测试的输入变量。

2.2 数据重构模型训练与测试

综合传动装置传感器监测了多种物理参数,各数据彼此存在较大的数值大小差异。

为了提升状态监测数据重构模型的数据重构效果,笔者对传感器监测数据进行归一化处理:

$$\tilde{Z} = \frac{Z - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \quad (12)$$

式中: Z_{\min} 为状态监测数据的最小值; Z_{\max} 为状态监测数据的最大值。

为展现基于关联密度的聚类方法对深度降噪自编码网络数据重构的提升效果,笔者分别以全部数据及其关联数据作为输入,构建了两个模型,即全数据重构模型与关联数据重构模型;将综合传动装置监测数据分为训练集与测试集,并使用加噪声的训练集训练这两个模型。

笔者经过多次实验分析,将全数据重构模型的网络层数设为[10,7,3,3,7,10],关联数据重构模型的网络层数设为[8,5,2,2,5,8],网络训练学习率设为 0.001,训练终止最大次数设为 500 次,训练终止最小误差设为 10^{-6} ,噪声系数 α 设为 0.1。

笔者使用测试集对模型进行测试,各节点状态监测数据重构误差如表 3 所示。

由表 3 可以看出:在全部数据重构模型中,模型对低关联数据(包括 5、6、7、9、14 及 15 号传感器)的重构误差较大;在数据重构模型构建时,采用关联变量聚类方法,排除非关联数据,提升了数据重构模型的重构效果。

表 3 模型数据重构误差表

编号	全部数据重构误差	关联数据重构误差
1	0.078	0.078
2	0.091	0.069
3	0.067	0.045
4	0.077	0.046
5	0.147	×
6	0.120	×
7	0.156	×
8	0.066	0.040
9	0.245	×
10	0.116	0.065
11	0.117	0.057
12	0.081	0.069
13	0.115	0.098
14	0.346	×
15	0.182	×
16	0.102	0.090

注:“×”表示关联数据重构模型中删除的非关联数据,降低关联传感数据的重构误差。

关联数据重构误差对比如图 5 所示。

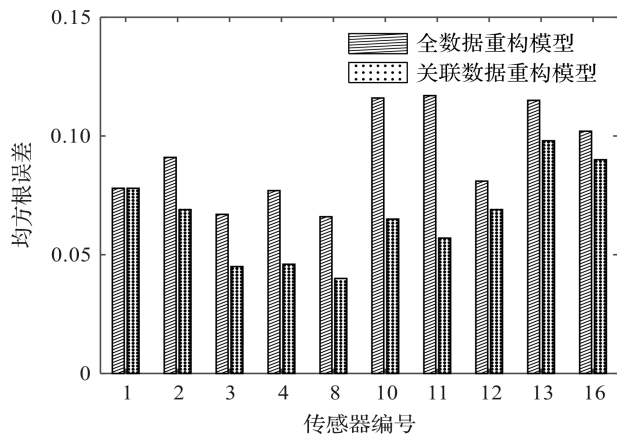


图 5 两模型对关联数据的重构误差对比

由图 5 可知:关联数据重构模型对各关联数据的重构误差均小于该数据在全数据重构模型中的重构误差。

该结果证明,关联数据重构模型比全部数据重构模型数据重构效果更好。

2.3 数据异常检测模型训练与测试

基于数据重构模型偏差特征,笔者采用 SVDD 算法对综合传动装置状态监测数据进行异常检测,即分别使用遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和贝叶斯超参优化(Bayesian)对模型超参数进行优化。

SVDD 模型超参数优化结果如表 4 所示。

表 4 SVDD 模型超参数优化结果

优化算法	C	γ
GA	0.293 9	0.015 6
PSO	0.210 1	0.015 6
Bayesian	0.260 0	0.017 4

笔者对 3 种优化方法的结果取均值,最终确定参数 C 、 γ 分别为 0.25、0.016;分别利用全数据重构模型与关联数据重构模型,提取综合传动装置正常状态监测数据的偏差特征,并训练 SVDD 异常检测模型。

SVDD 模型训练结果如表 5 所示。

表 5 SVDD 模型训练结果

训练输入	支持向量个数	训练集准确率/%	超球体半径	离群点个数
全数据偏差特征	9	99.6	0.624	8
关联数据偏差特征	7	99.95	0.281	1

表 5 结果表明:关联数据异常检测模型的超球体半径远小于全数据异常检测模型的超球体半径,说明关联数据的偏差特征更加集中;同时离群点数目更少,说明关联数据异常检测模型出现误检的可能性更低,更适合用于复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测。

为了分析模型对异常数据检测的准确度,笔者以综合传动装置轻微漏油故障条件下的状态监测数据异常检测为例,开展了实验验证研究。

实验开展过程中,笔者在综合传动装置操纵滤油器前端增加可调节泄油流量大小的漏油口,模拟装备实际运行过程中漏油故障;分别设置漏油流量为 5 L/min、10 L/min、15 L/min,并以上述条件下的实验数据为基础,构建不同程度漏油故障的异常检测数据集。每个数据集中前 500 样本点为综合传动装置正常运行时(不泄露)的实验数据,后 500 样本点为装置漏油异常实验数据。

笔者对基于全数据重构模型与关联数据重构模型偏差特征的异常检测效果进行了对比分析。

漏油流量 5 L/min 数据集检测结果分析如图 6 所示。

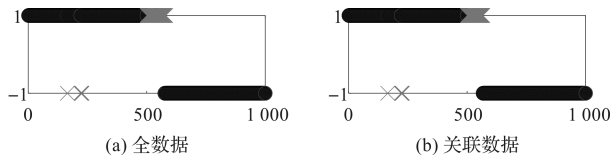


图 6 漏油流量 5 L/min 数据集检测结果分析

漏油流量 10 L/min 数据集检测结果分析如图 7 所示。

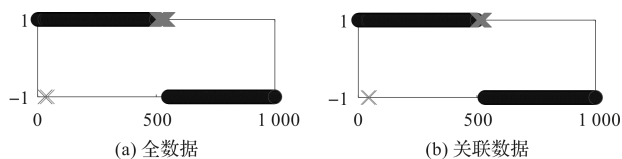


图 7 漏油流量 10 L/min 数据集检测结果分析

漏油流量 15 L/min 数据集检测结果分析如图 8 所示。

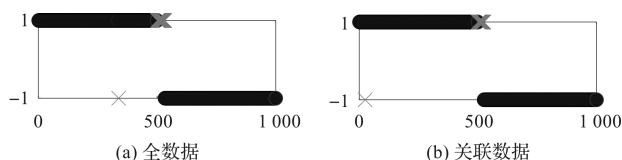


图 8 漏油流量 15 L/min 数据集检测结果分析

1 为该样本点被判别为正常数据;-1 为该样本点被判别为异常数据;x 为该样本点模型判别结果错误。

模型判别结果的准确率、真阳率及假阳率如表 6 所示。

表 6 模型异常检测结果分析

模型	漏油速率/(L/min)	准确率/%	真阳率/%	假阳率/%
全数据模型	5	91.60	84.60	1.40
	10	94.70	90.00	0.60
	15	96.70	93.60	0.20
关联数据模型	5	92.70	86.80	1.40
	10	96.60	93.60	0.40
	15	97.40	95.00	0.20

由表 6 可知:对漏油流量为 5 L/min、10 L/min、15 L/min 的数据进行异常检测实验验证,关联数据异常检测模型的准确率分别为 92.70%、96.60%、97.40%,真阳率分别为 86.80%、93.60%、95.00%;全数据异常检测模型的准确率分别为 91.60%、94.70%、96.70%,真阳率分别为 84.60%、90.00%、93.60%。

由此可见,关联数据异常检测模型整体性能明显优于全数据异常检测模型的性能,同时关联数据异常检测模型能更早地发现漏油异常,这可为综合传动装置状态监测与健康管理的保障。

3 结束语

笔者提出了一种复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测方法,即采用关联变量聚类、深度降噪自编码网络及 SVDD 算法,系统地解决了非关联传感数据对综合传动装置状态监测数据异常检测的干扰;并以综合传动装置漏油异常为例,进行了实例分析,验

证了该方法的有效性。

研究结论如下：

1) 采用 DBSCAN 方法对综合传动装置状态监测数据进行了关联变量聚类, 在 0.25、0.35 的最大近邻距离下, 均获得了包含综合传动装置 8 个重要液压节点与 2 个重要转速节点的最大关联变量集;

2) 基于深度降噪自编码网络, 构建了综合传动装置数据重构模型, 对于最大关联变量集, 相较于全数据重构模型的误差, 关联数据重构模型的重构误差平均减少了 0.025, 证明该方法能有效地降低关联传感数据的重构误差;

3) 利用 SVDD 算法构建了异常检测模型, 对综合传动装置不同程度漏油故障条件下状态监测数据异常进行了有效检测, 且准确度整体高于 92%, 这为综合传动装置健康管理与劣化评估奠定基础。

笔者采用该方法对综合传动装置漏油故障进行了异常检测, 今后将进一步开展对综合传动装置裂纹、点蚀等典型故障异常检测的研究, 在多故障模式下探索该方法的适用性。

参考文献 (References) :

[1] 杨天诣, 程垠钟, 杜剑维, 等. 基于核密度估计的船舶柴油发电机组冷却水温度异常检测方法[J]. 船舶工程, 2022, 44(S1):487-494.

[2] 胡凯凯, 陈亚楠, 陈刚, 等. 基于音频数据的风电机组叶片异常状态检测技术研究[J]. 控制与信息技术, 2021, 473(5):113-121.

[3] 翟洪婷, 张庆锐, 卞若晨, 等. 基于图聚类的电力设备异常声音检测方法[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(3):270-276.

[4] CHEN Yun, SU Shi-jie, YANG Hui. Convolutional neural network analysis of recurrence plots for anomaly detection [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2020, 30(1):1-13.

[5] 孙亚新, 刘韵婷, 于清淞, 等. 具有多尺度内存器的 GAN 网络异常检测模型[J]. 沈阳理工大学学报, 2021, 40(6):36-40, 59.

[6] 王瑾, 裴亮. 基于深度学习的电网调控系统异常检测与多阶段风险预警[J]. 沈阳工业大学学报, 2021, 43(6):601-607.

[7] AHN H, JUNG D, CHOI H L. Deep generative models-based anomaly detection for spacecraft control systems[J]. Sensors, 2020, 20(7):1-20.

[8] MORENO S R, COELHO L, AYALA H V H, et al. Wind turbines anomaly detection based on power curves and ensemble learning[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(19):4086-4093.

[9] 罗辉. 基于深度特征的民航发动机气路异常检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学机电工程学院, 2020.

[10] 戴俊, 王俊, 朱忠奎, 等. 基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9):16-26.

[11] ZHAO Hong-shan, LIU Hui-hai, LIU Hong-yang, et al. Condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine generator based on stacked autoencoder network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(11):102-108.

[12] 席亮, 刘涵, 樊好义, 等. 基于深度对抗学习潜在表示分布的异常检测模型[J]. 电子学报, 2021, 49(7):1257-1265.

[13] 向玲, 王朋鹤, 李京蓄. 基于 CNN-LSTM 的风电机组异常状态检测[J]. 振动与冲击, 2021, 40(22):11-17.

[14] LIU Yong-zhi, ZOU Yi-sheng, WU Yu, et al. A novel abnormal detection method for bearing temperature based on spatiotemporal fusion[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2022, 236(3):317-333.

[15] 洪星芸. 基于机器学习的火力发电机组设备异常监测方法研究[D]. 杭州: 浙江大学控制科学与工程学院, 2020.

[16] 魏豪, 权伟, 何建国, 等. 基于 DTCWPT 分频特征和 BiLSTM 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 轻工机械, 2022, 40(6):88-95.

[17] XIE Y, WANG Y, NALLANATHAN A, et al. An improved K-nearest-neighbor indoor localization method based on spearman distance[J]. IEEE. Signal Processing Letters, 2016, 23(3):351-355.

本文引用格式:

宁子俊, 陈涛, 徐峰, 等. 复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测方法[J]. 机电工程, 2023, 40(9):1387-1394.

NING Zijun, CHEN Tao, XU Feng, et al. Abnormal detection method of integrated transmission device condition monitoring data under complex working conditions[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(9):1387-1394.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>