

深度对比一类分类在轴承异常检测中的应用*

严如强, 朱启翔, 李亚松, 周 峥

(西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 针对机械设备的异常数据难以获取和传统异常检测方法容易误报的问题,提出了一种基于深度对比一类分类的无监督异常检测框架,用于检测轴承等关键部件产生异常的时间点。所提出的框架分为 2 部分。第 1 部分,针对深度一类分类方法的分布未知与模型坍塌问题,提出一种改进的深度对比一类分类损失,修改了相似度度量方式,并添加了增强样本对之间的相似度约束。在训练过程中,选取 4 种备选的数据增强方案进行实验和分析,并选取了最佳的数据增强组合,使模型学习得到了更加均匀的正常数据分布。第 2 部分,采用极值理论在检测过程中不断拟合分布尾部的极值分布,动态更新异常样本阈值进而避免误报。最后,在辛辛那提轴承寿命数据集上验证了提出的异常检测框架在特征分布的均匀性、异常样本的分类准确性与故障起始点检测的精准性方面都具有优越性。

关键词 深度一类分类;异常检测;极值理论;对比学习
中图分类号 TH165.3;TN911.72

引 言

重型机械设备通常处于高转速、变负载等恶劣工况中,关键部件易发生故障。一旦发生故障,会对经济造成极大损失。因此,对关键部件的健康状况的检测和预警极为重要,该技术称为预后与健康管理(prognostics and health management,简称 PHM)技术。PHM 技术主要分为 4 个部分:①异常检测:判断机械设备是否出现异常;②故障诊断:判断机械设备出现的故障类型和故障严重程度;③寿命预测:对机械设备的未来可服役的寿命进行预测;④维修决策:根据前面任务给出的设备状态,合理制定视情维修计划,降低成本^[1-2]。

近年来,异常检测问题吸引了众多关注。异常检测隐含一个基本假设:数据集中正常数据占大多数,而异常数据是少量的,这更加符合实际情况。在工程应用中,获取异常数据十分不易,实际能够大量采集到的是机器正常运行状态下的数据。因此,在 PHM 领域中,异常检测的前提是在仅有设备健康运行数据的情况下,采用无监督的方式学习正常数据的分布。依靠异常数据与正常数据分布间的差异,检测设备可能出现的潜在异常情况。

目前,无监督异常检测方法主要分为 2 类。第 1 类为基于经典机器学习的异常检测方法,主要包括

一类支持向量机(one-classification support vector machine,简称 OC-SVM)^[3]、核密度估计、孤立森林(isolation forest,简称 IF)^[4]等。这些方法需要对数据构造大量的特征工程,在高维数据和数据量较大的情况下表现不佳。因此,基于深度学习的方法在异常检测中开始兴起。

基于深度学习的方法可以分为基于重构的方法和基于深度一类分类的方法。基于重构的方法一般采用自编码器的形式,将重构误差作为模型优化的目标。在训练集中仅有正常数据的情况下,自编码器对正常数据的重构效果较好,对未见过的异常数据重构效果差。因此,通过设定重构误差的阈值来检测各类异常情况。Fan 等^[5]提出了一种针对早期故障的具有高灵敏度的无监督异常检测方法,利用时序卷积自编码器提高模型重构的能力,并采用生成对抗的方式来增强模型对早期异常的检测能力。Li 等^[6]提出了一种基于时序卷积网络的自编码器无监督异常检测方法,提出了一种可变累积误差作为异常检测的指标。Shang 等^[7]结合自编码器与小波理论,从频域视角构建了一种可以动态聚焦频段关键成分的可解释的异常检测方法。Hu 等^[8]提出了一种基于互信息的特征分解网络,从数据中学习工况信息无关的特征,提高了模型在变工况下的检测能力。温广瑞等^[9]提出了一个特征解耦学习框

* 国家自然科学基金资助项目(U23A20620)

收稿日期:2024-10-16;修回日期:2024-12-02

架,采用变分自编码器与特征解耦自编码器将工况与异常指标解耦,减轻了时变工况的干扰。尽管基于重构的方法得到了广泛应用,但这些方法都没有对异常检测的目标进行优化,而是依靠重构误差这种启发式方法。

基于深度一类分类的方法的思想是利用模型将正常数据映射到特征空间中的一个最小超球面内。位于超球面内的点被视为正常点,位于超球面外的点被视为异常点。Ruff等^[10]提出了深度一类分类方法(deep support vector data description,简称Deep SVDD),利用深度神经网络代替支持向量机来学习数据的分布描述。Liznerski等^[11]在此基础上提出了一种可解释的深度一类分类方法,设计了一种全卷积数据描述的方式,将映射关系转化为可解释的热力图。Chen等^[12]将插值高斯描述方法引入深度一类分类方法,采用对抗性插值训练进行模型训练,缓解了训练集较小或受到污染的情况下出现过拟合问题。Wang等^[13]将一类分类方法和对比学习相结合,提出了一种对比一类异常检测(contrastive one-class anomaly detection,简称COCA)方法,优化了模型训练过程中的坍塌问题。

目前,基于深度一类分类的方法也面临一些问题。深度一类分类方法的目标是将正常点都约束在超球面内,但超球面内的分布往往是未知的。在数据集中仅包含健康数据的情况下,理想的超球面内的正常数据的特征点应当呈现一个较均匀的分布,这样可以保证超球面在边界上可以更好地排斥异常样本。深度一类方法在训练过程中易出现模型坍塌问题。由于数据集中仅有正常数据,模型存在一个捷径解,即将所有数据都映射到一个固定点就可以最小化损失函数的值。实际上,对比学习中也存在相似的模型坍塌问题和解决办法,文献[14]指出了对比学习对于特征表征分布均匀性的促进作用。因此,可采用对比学习的范式来解决深度一类分类存在的问题。

笔者提出了一种基于深度对比一类分类的无监督异常检测框架(deep contrastive one-class classification with extreme value,简称DCOC-EV)。该框架分为2部分。第1部分,提出一种改进的深度对比一类分类损失。在原始损失函数的基础上,修改了相似度度量方式,并添加了增强样本对之间的相似度约束。通过对比学习的性质,可以帮助模型学习到更加均匀的正常数据分布。在训练过程中,针对对比学习中需要用到的数据增强方法,选取4种

常见数据增强方案作为备选,进行实验与研究,并选取了最佳的数据增强组合。第2部分,针对实际检测中固定阈值容易产生误报的问题,采用极值理论动态更新阈值,使检测效果更加精准。最后,在IMS数据集上验证了提出方法的有效性。

1 方法基础

1.1 问题定义

机械设备在运行状态中长期处于健康状态,在某个未知的异常发生后,设备将观察到轻微的故障表征,这个时间点称为故障起始点(failure start point,简称FSP)。研究问题定义如图1所示。其中:蓝色部分代表设备健康运行阶段数据;红色部分代表发生异常后的运行阶段数据;交界处为FSP。本研究采用无监督异常检测方法,将部分健康数据作为训练数据,检测目标是将故障起始点后的样本检测为异常。因此,该问题不仅是一个二分类问题,还需要精准检测设备发生异常的时间点。除了分类的准确性,检测的精准性也是重要指标之一。

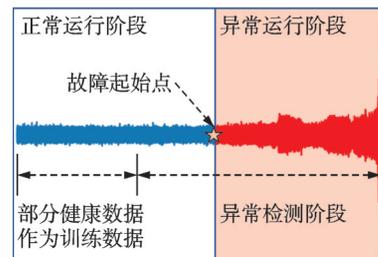


图1 研究问题定义

Fig.1 The definition of research problems

1.2 深度一类分类方法基础

深度一类分类方法是异常检测中的基础方法,其思想是利用模型,将正常数据映射到特征空间中的一个最小的超球面内,位于超球面内的点视为正常点,位于超球面外的点视为异常点。图2为深度一类分类方法示意图。

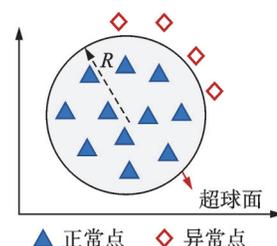


图2 深度一类分类方法示意图

Fig.2 Deep SVDD sketch map

对于输入空间 $X \subseteq \mathbb{R}^d$ 和输出空间 $F \subseteq \mathbb{R}^p$, 定义 $\phi(\cdot, :): X \rightarrow F$ 为神经网络模型, 该网络有 l 层, 模型参数为 $W^l = \{W^1, W^2, \dots, W^l\}$. $\phi(x, W)$ 为给定样本 x 和网络参数 W 后的特征表示。深度一类分类方法的目标是通过深度神经网络最小化包裹数据的超球面。这个超球面由一个半径 R 和一个中心点 c 定义。对于一个给定的训练数据集 $D_n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 深度一类分类方法的优化目标函数为

$$\min_W \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\phi(x_i, W) - c\|^2 \quad (1)$$

该损失函数采用简单的 L2 范数惩罚每个样本特征到中心点间的距离。此函数可看作寻找一个以 c 为中心、体积最小的超球面。

对于给定的测试点 x , 定义其异常分数 s 为

$$s(x) = \|\phi(x, W^*) - c\|^2 \quad (2)$$

其中: W^* 为训练后的模型参数; c 为分布的中心点。

2 所提方法

2.1 整体框架介绍

所提出方法主要包括 2 个部分。第 1 部分, 利用改进后的深度对比一类分类损失训练模型学习正常数据分布, 主要包括 2 步: ① 选取合适的数据增强策略, 构建数据的 2 个视角; ② 将 2 个视角的数据送入编码器, 采用深度对比一类分类损失进行训练。第 2 部分, 构建动态阈值。模型经过第 1 部分的训练后, 可以学习到正常数据的分布。为了更加合理地选取动态阈值, 采用极值理论拟合正常数据尾部的分布, 并在后续的检测中实时校正极值分布的参数, 最终获得一个随时间动态变化的合理阈值。方法整体框架如图 3 所示。

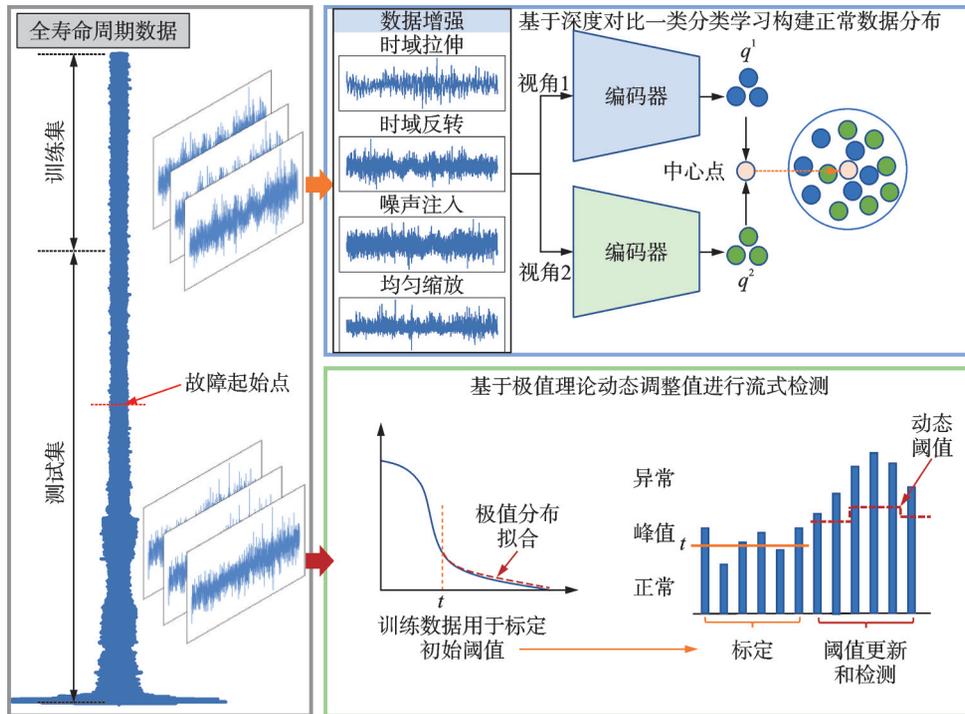


图 3 方法整体框架

Fig.3 The framework of the deep contrastive one-classification with extreme value

2.2 深度对比一类分类

2.2.1 数据增强策略

为了探究最优的数据增强策略, 选取 4 种常见的数据增强策略, 分别为均匀缩放、时域反转、噪声注入以及时域拉伸。图 4 为 4 种数据增强策略示意图。

均匀缩放: 利用一个均值为 1 并且满足正态分布的系数乘以原始信号。计算公式为

$$X(t) = N(1, \sigma)X(t) \quad (3)$$

其中: $X(t)$ 为时域信号的原始信号; $N(1, \sigma)$ 为一个均值为 1 的正态分布; σ 为标准差参数。

时域反转: 将时域信号在时间维度上进行前后反转。

噪声注入: 将时域信号注入一定比例的高斯噪声。这个比例代表噪声能量占原信号能量的比例。

时域拉伸: 随机截取信号中的一段比例的信号,

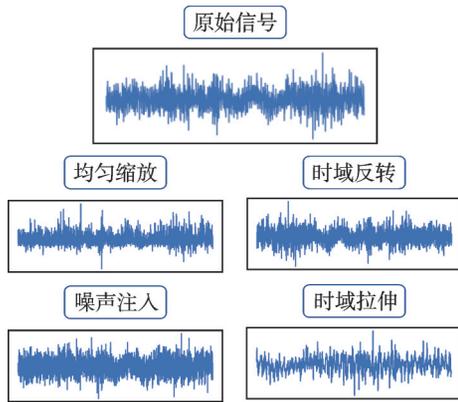


图4 4种数据增强策略示意图

Fig.4 The four data augmentation Methods

利用线性插值将截断后的信号恢复到原时域信号长度,相当于一个时域信号的放大镜。

2.2.2 深度对比一类分类损失函数

对比学习利用正负样本对构建特征空间,即采用损失函数拉近正样本对在隐空间中的相似度,同时拉远负样本对在隐空间中的相似度。目前,较多方法采用了无负样本的学习范式,例如,对比学习的经典框架BYOL^[15]和Vicreg^[16],这些方法仅通过拉近正样本间的相似度就表现优异。为了避免模型将任意2个样本都映射到隐空间中的同一个点的情况,采用了防止模型坍缩的方法,例如添加方差约束项或停止梯度反向传播等手段。文献[13]中的损失函数通过借鉴对比学习中添加方差损失项来避免模型坍缩,并将数据增强产生的多个视角的数据同时约束在超球面内。受该方法的启发,笔者将损失函数中相似度度量方法由余弦相似度修改为深度一类方法最常采用的L2范数,并添加一个正样本对相似度的约束项。改进后的损失函数定义如下。

首先,从数据集中随机抽取一个批次大小为 N 的样本,包含输入 $\{x_i\}_{i \in [N]}$ 。将2种数据增强方法用于该批次,获得2个视角的数据 $\{x_i^1; x_i^2\}_{i \in [N]}$ 。增强后的数据输入模型 $\phi(\bullet)$ 中,获得2个视角的特征 $q_i^1 = \phi(x_i^1)$, $q_i^2 = \phi(x_i^2)$;每个视角数据的特征记作 $Q^1 = \{q_1^1, q_2^1, \dots, q_N^1\}$ 和 $Q^2 = \{q_1^2, q_2^2, \dots, q_N^2\}$ 。

$$L_{\text{dco}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\|q_i^1 - \text{Ce}\|_2 + \|q_i^2 - \text{Ce}\|_2 + \|q_i^1 - q_i^2\|_2) \quad (4)$$

其中:Ce为分布的中心点,其值为 Q^1 和 Q^2 的平均值,

$$\text{Ce} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (q_i^1 + q_i^2); \|\bullet\|_2 \text{为L2范数。}$$

为了避免模型坍缩,损失函数中还需添加方差约束项。该项在模型学习到的特征方差较小的时候

会产生一个较大的惩罚项来约束模型,防止发生坍缩。方差约束函数为

$$v(Q) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max\{0, \gamma - \sqrt{\text{Var}(q_i)}\} \quad (5)$$

$$L_v = v(Q^1) + v(Q^2) \quad (6)$$

其中: γ 为一个给定的常数。

$\text{Var}(\bullet)$ 为方差计算函数,当方差较小时,该项值会变大;当方差较大时,该项值为0。方差约束项由2个视角的数据方差共同组成。

最终的损失函数为

$$\text{Loss} = \lambda L_{\text{dco}} + \mu L_v \quad (7)$$

该损失函数分为2部分。第1部分为深度对比一类分类项,为损失函数的主体,主要用于约束2个增强后的数据离分布中心的距离和2个增强样本之间的相似度。第2部分为方差惩罚项。利用2个超参数 λ 和 μ 进行平衡。

对于测试样本 x ,定义每个测试样本的异常分数为

$$S(x) = \|q^1 - \text{Ce}\|_2 + \|q^2 - \text{Ce}\|_2 \quad (8)$$

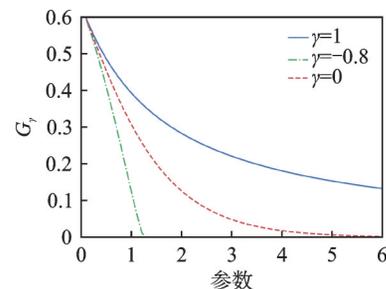
其中: q^1 和 q^2 为测试样本 x 经过数据增强产生的2个数据样本的特征。

2.3 基于极值理论的阈值选取策略

极值理论的目的是研究极端事件发生的规律。研究发现,大多数极端事件尽管所处的原始分布不同,但都遵循着相似的分布规律,这个规律就叫做极值分布。尽管不同分布的具体形式不同,但对于大多数概率分布而言,当事件极端化的时候概率会降低,因此其尾部分布都是类似的。极值分布的表达式为

$$G_\gamma = \exp(-(1 + \gamma x)^{-\frac{1}{\gamma}}) \quad (\gamma \in \mathbb{R}) \quad (9)$$

参数 γ 控制分布的具体形状,图5为不同参数下的分布尾部极值分布情况^[17]。当 $\gamma=0$ 时,极值分布相当于一个普通的高斯分布的尾部;当 $\gamma<0$ 时,

图5 不同参数下的分布尾部极值分布情况^[17]Fig.5 The distribution of extreme values for different parameters^[17]

极值分布相当于一个均匀分布的尾部;当 $\gamma > 0$ 时,极值分布相当于一个长尾分布。

在实际应用中可利用现有数据对分布的极值尾部进行拟合,设定极端事件发生概率,可获得阈值大小。目前,常见的拟合方法有Hill估计法、Pickands估计法和峰值超过阈值估计法(peak over threshold, 简称POT)。由于POT方法的计算效率及拟合分布的范围更加广,因此本研究采用POT方法对极值分布进行拟合,具体计算方法与文献[17]一致。获得拟合的分布后,根据设定好的极值概率即可动态更新异常阈值。

3 实验

3.1 实验设置

3.1.1 实验数据集介绍

IMS数据集来自辛辛那提大学IMS数据中心,一共包括4个全寿命周期的轴承数据,更多实验信息见文献[18]。文献[6,19]通过信号处理方法给出了3个轴承的故障起始点,具体的IMS数据集总结如表1所示。IMS数据集实验台^[18]如图6所示。

表1 IMS数据集总结

Tab.1 The summary of FSP of IMS dataset

轴承编号	测试文件数	故障起始点文件编号
1	984	533
3	2 156	1 786
4	2 156	1 606

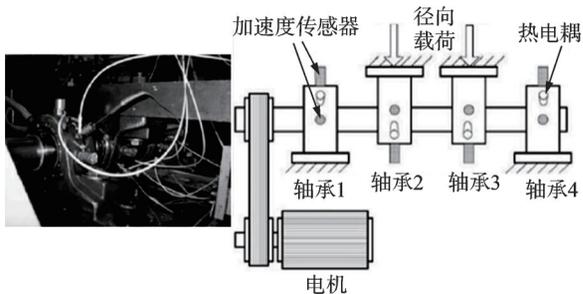


图6 IMS数据集实验台^[18]

Fig.6 The experimental device of IMS dataset^[18]

4个型号为Rexnord ZA-2115的双列轴承安装在轴上。电机的转速恒定为2 000 r/min,通过皮带轮与轴相连。利用弹簧装置对轴施加固定值为272.16 kg的负载。每个轴承每次测试的点数为20 480,采样率为20 kHz。3个轴承的失效情况^[18]如图7所示。

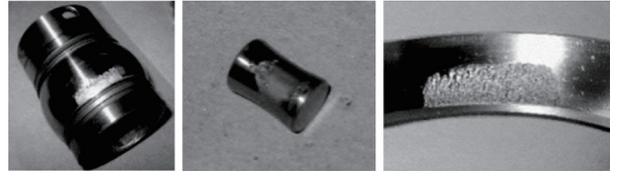


图7 3个轴承失效情况^[18]

Fig.7 The failure situation of three bearings^[18]

本次实验选取3个有故障起始点标签的轴承作为研究对象。对于轴承3和轴承4,选取前1 000个测试文件作为正常数据的训练集,轴承1选取前300个测试文件作为正常数据的训练集。测试集选取3个轴承的未参与训练的数据作为测试集。采用Z-score归一化方式对训练集及测试集进行归一化处理,具体的公式为

$$x' = \frac{x - \text{Mean}(x)}{\text{Std}(x)} \quad (10)$$

其中: x' 为归一化后的信号; x 为原始信号; $\text{Mean}(\cdot)$ 和 $\text{Std}(\cdot)$ 分别为取均值和标准差的函数。

3.1.2 评价指标与对比方法

为了更加公平地评价所提出方法,本次实验选取3类评价指标衡量模型性能。

第1类指标为分类准确度指标,该指标将异常检测看作一个标准的二分类问题来衡量检测出的异常点和正常点的准确性,包括准确率(A)、召回率(R)、精度(P)和 F_1 分数。具体公式分别为

$$A = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}} \quad (11)$$

$$R = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (12)$$

$$P = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (13)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (14)$$

其中:TP是指真阳性,即预测为正,实际为正;TN是指真阴性,即预测为负,实际为负;FP是指假阳性,即预测为正,实际为负;FN是指假阴性,预测为负,实际为正。

第2类指标为接受者操作特性曲线(receiver operating characteristic curve, 简称ROC)和ROC下的面积(area under curve, 简称AUC)。ROC可以衡量模型对于不同阈值的敏感度,越靠近左上方则对阈值越不敏感。AUC用于量化ROC效果。

第3类指标为检测精准性指标。这类指标关注第1次检测出异常点与实际故障起始点的距离及该点异常分数的变化情况,包括采样点误差(sampling point error, 简称SPE)和突变指标(mutation index,

简称MUT)。SPE计算公式^[5]为

$$\text{SPE} = \|\hat{p} - p_i\| \quad (15)$$

其中： \hat{p} 为第1次检测出异常的点； p_i 为实际的故障起始点。

MUT计算公式为

$$\text{MUT} = \frac{d}{\sigma} \quad (16)$$

其中： d 为故障起始点处的异常分数与正常标签数据异常分数平均值之间的差； σ 为正常标签数据的异常分数的方差。

为了证明所提出方法的优势,选取以下方法进行对比:①深度一类分类方法是最早采用深度学习建立一类分类模型的方法;②深度对比一类分类的时间序列异常检测方法^[13]将深度一类分类方法和对比学习相结合,本实验仅采用COCA方法中的损失函数用于训练;③变分自编码器(variational auto encoder,简称VAE)是基于重建方法的异常检测方法;以上深度学习均采用相同的特征提取器-Resnet18-1D^[20];④隔离森林(isolation forest,简称IF)^[4]是机器学习中用于异常检测的方法,采用有效值作为输入指标;⑤一类向量机(OC-SVM)^[3]基本思想与深度一类分类方法一致,采用支持向量机学习正常数据分布,采用有效值作为输入指标。

3.2 最优数据增强策略

在进行后续实验前,需要从备选的数据增强方法中确定最优的数据增强组合。将噪声注入(DA₁)、时域反转(DA₂)、时域拉伸(DA₃)以及均匀缩放(DA₄)4种数据增强方式记作DA₁~DA₄,无数据增强记作No-DA,不进行任何增强的组合记作基线。为研究最佳组合进行了多组实验,不同数据增强效果如表2所示。

表2 不同数据增强效果

Tab.2 Results of different data augmentation method combinations

增强组合	不同数据增强组合比例					F_1
	No-DA	DA ₁	DA ₂	DA ₃	DA ₄	
基线	1.0	0	0	0	0	0.929 6
C ₁	0.5	0.5	0	0	0	0.952 4
C ₂	0.5	0	0.5	0	0	0.935 2
C ₃	0.5	0	0	0.5	0	0.979 7
C ₄	0.5	0	0	0	0.5	0.945 5
C ₅	0	0	0.5	0.5	0	0.983 8
C ₆	0	0	0	0.5	0.5	0.956 9
C ₇	0	0	0.5	0	0.5	0.949 1
C ₈	0	0.5	0	0.5	0	0.956 7

首先,分析组合C₁~C₄。采用一个视角保留原始数据,一个视角采用数据增强的方法进行实验。可以看出,4种数据增强策略对模型性能均有改善效果,其中时域拉伸方法取得了最佳效果。因此,后续实验先尝试时域拉伸与其他3类数据增强效果进行组合。

其次,C₅~C₈尝试了时域拉伸与其他几种数据增强策略组合的效果,最终获得了一个最优组合,该组合为时域反转和时域拉伸。时域拉伸将信号中的局部细节放大,可以强迫模型学习到信号中的一些细节信息。时域翻转与时域拉伸相配合,可以使模型学习细节特征和整体特征的同时,对于信号特征的位置变化具有一定的鲁棒性,从而获得最佳效果。后续实验采取的数据增强策略均为时域反转和拉伸的组合。

3.3 特征均匀性

为了研究对比学习可以帮助模型建立一个更加均匀的正常数据分布,笔者对正常数据的特征分布进行研究。

采用均匀流形逼近与投影(uniform manifold approximation and projection,简称UMAP)^[21]方法对正常数据进行降维,3种方法特征可视化结果如图8所示。可以看出,所提出方法的正常数据分布与原始的深度一类分类方法和COCA方法相比,更加均匀。这种均匀性可以帮助模型更好地建模正常数据分布,同时将异常数据排斥在超球面外。

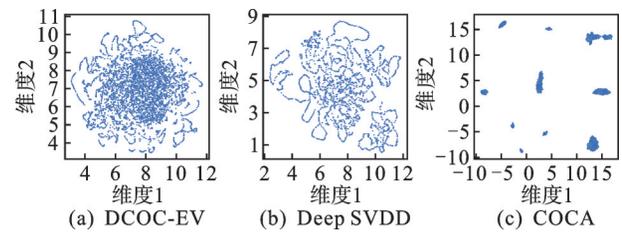


图8 3种方法特征可视化结果

Fig.8 The visualization of features for three methods

为了进一步量化所提出模型学习到的特征均匀程度,将促进模型均匀性损失函数作为指标^[14]。该指标代表了集合中任意2个样本间距离的平均值,具体公式为

$$U = \frac{1}{N^2} \sum_{u \neq v} e^{-t\|u-v\|_2} \quad (17)$$

其中： u, v 为集合中任意2个不相同样本经过模型提取后的特征值； t 为一个正整数,将样本间的距离由正数转化为负数,然后取指数函数,这样单个指标的取值范围为0~1,最后取平均。

经过计算,所提出方法和Deep SVDD的均匀性指标比较如表3所示。可见,所提出方法构建的正

表 3 均匀性指标比较

Tab.3 The uniformity metrics of different methods

方法	均匀性指标
Deep SVDD	0.260 6
DCOC-EV	0.285 0

常分布中,每个样本之间更加紧凑,均匀性优于 Deep SVDD。这有助于模型对于异常点的检测。

3.4 分类指标及 AUC 指标对比

为了研究模型对于异常点和正常数据点分类的准确性,笔者将所提出方法与其他方法进行对比。分类准确性指标比较如表 4 所示。

表 4 分类准确性指标比较

Tab.4 The accuracy metrics of different methods

方法	准确率	召回率	精度	F_1	AUC
Deep SVDD	0.786 0	0.786 0	0.847 5	0.772 8	0.993 7
COCA	0.904 9	0.904 9	0.924 7	0.906 6	0.982 4
VAE	0.689 8	0.689 8	0.900 9	0.735 4	0.920 9
IF	0.897 3	0.897 3	0.896 7	0.896 7	0.926 7
OC-SVM	0.608 4	0.608 4	0.777 3	0.591 5	0.925 9
DCOC-EV	0.983 7	0.983 7	0.983 9	0.983 8	0.996 9

可以看出,所提出方法在所有分类指标上都取得了最佳效果,同时 AUC 分数也最高。这说明该方法对于阈值的选择更加不敏感。具体的分类指标柱状图和 ROC 曲线图分别如图 9,10 所示。

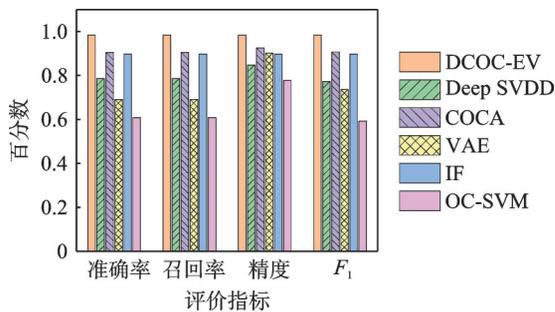


图 9 分类指标柱状图

Fig.9 The bar chart of classification metrics

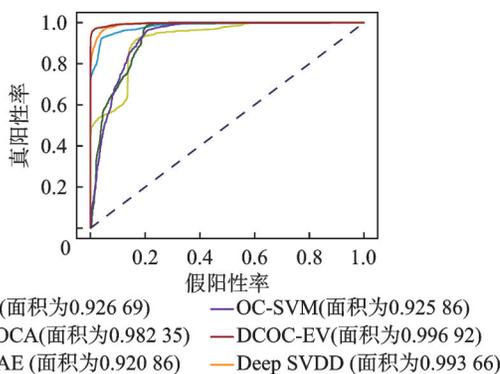
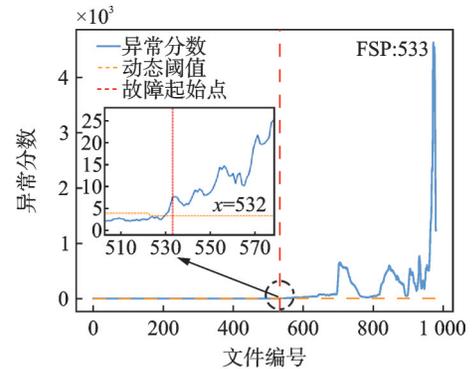


图 10 ROC 曲线图

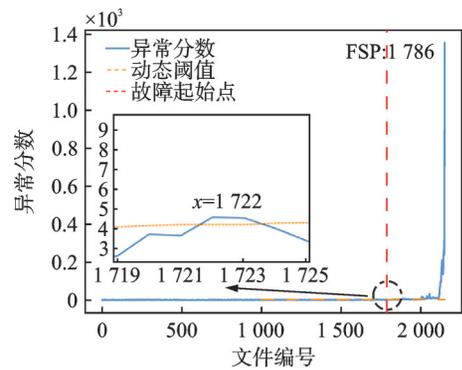
Fig.10 ROC curve

3.5 检测精准性指标

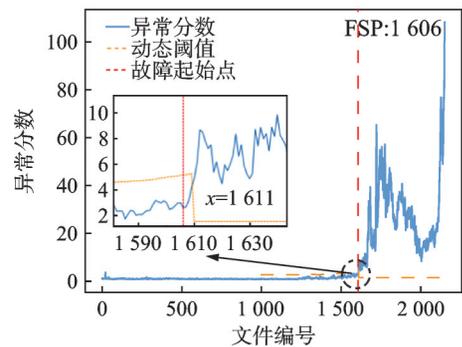
在实际故障发生前,模型在对设备的监测过程中产生了误报,这几次误报在分类指标中的影响微乎其微,但在实际应用中,这些过早的误报会大大降低使用者对模型的信任。因此,还需要进一步研究模型监测的精准性。选取模型第 1 次监测到异常时作为预测到的故障起始点,所提出方法检测精准性效果如图 11 所示。图 11 展示了本研究方法第 1 次检测到异常的时间点位置,右侧的 FSP 代表实际发生异常的真值。可以看到,所提出方法能够在模型发生故障的前后检测出异常,不会在设备运行的早期或中期产生误报。



(a) 轴承 1 检测结果
(a) The detection result of bearing 1



(b) 轴承 3 检测结果
(b) The detection result of bearing 3



(c) 轴承 4 检测结果
(c) The detection result of bearing 4

图 11 检测精准性效果

Fig.11 The diagram of detection precision

表5为模型检测精准性指标比较。可以看出,所提出方法在3个轴承上均取得了最小的采样点误差,而其他方法会产生较早的误报现象。同时,在轴承3和轴承4取得了最佳突变性指标,意味着故障起始点的异常分数与正常数据间的距离更大,模型可以更加精准地检测出故障起始点。

表5 模型检测精准性指标比较

Tab.5 The precision metrics of different methods

方法	轴承1		轴承3		轴承4	
	MUT	SPE	MUT	SPE	MUT	SPE
Deep SVDD	6.54	233	4.21	773	6.42	347
COCA	4.20	46	4.21	516	4.48	38
VAE	3.63	20	3.18	167	19.91	547
IF	3.71	233	4.04	167	2.96	30
OC-SVM	2.63	233	0.65	785	0.34	605
DCOC-EV	5.31	1	6.54	64	31.30	5

4 结论

1) 所提框架改进了深度对比一类分类损失,并选取4种数据增强方法作为备选。实验研究发现,最佳的数据增强方案为时域拉伸和时域反转,改进损失函数可以帮助模型学习到更加均匀的正常数据分布。

2) 所提框架采用极值理论动态更新阈值,通过POT方法在检测过程中不断对尾部的极值分布进行拟合,获取更加精准的阈值,极大降低了误报情况的发生。

3) 通过在IMS数据集上的验证,说明所提出方法在正常数据特征的均匀性、检测的准确度以及精确度上都展示出优越性。

4) 机械系统的异常并非仅体现在振动信号上,也可综合体现在多种信号上。同时,实际应用中复杂多变的工况也对异常检测提出了更高的要求。本研究仅针对机械系统的振动信号,工况较为简单。如何利用多源的监测数据在变工况环境下进行故障起始点的监测是未来急需解决的一个课题。

参 考 文 献

- [1] ZHU Q X, ZHOU Z, LI Y S, et al. Contrastive BiLSTM-enabled health representation learning for remaining useful life prediction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 249: 110210.
- [2] WEI Z Q, ZHAO Z B, ZHOU Z, et al. Collaborative-sequential optimization for aero-engine maintenance based on multi-agent reinforcement learning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 247: 123358.
- [3] SCHÖLKOPF B, PLATT J C, SHAWE-TAYLOR J, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution[J]. Neural Computation, 2001, 13 (7) : 1443-1471.
- [4] LIU F T, TING K M, ZHOU Z H. Isolation forest [C]//2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. Pisa, Italy: IEEE, 2008: 413-422.
- [5] FAN Z H, WANG Y, MENG L H, et al. Unsupervised anomaly detection method for bearing based on VAE-GAN and Time-Series data correlation enhancement (June 2023)[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(23): 29345-29356.
- [6] LI Z Y, SUN Y, YANG L H, et al. Unsupervised machine anomaly detection using autoencoder and temporal convolutional network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-13.
- [7] SHANG Z G, ZHAO Z B, YAN R Q, et al. M-band wavelet network for machine anomaly detection from a frequency perspective [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 216: 111489.
- [8] HU C Y, WU J Y, SUN C, et al. Mutual information-based feature disentangled network for anomaly detection under variable working conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 110804.
- [9] 温广瑞,周浩轩,苏宇,等.基于CVAE的时变工况轴承运行异常检测[J].振动、测试与诊断,2023,43(1): 1-8.
WEN Guangrui, ZHOU Haoxuan, SU Yu, et al. Abnormal detection of time-varying working condition bearings based on CVAE [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2023, 43(1): 1-8. (in Chinese)
- [10] RUFF L, VANDERMEULEN R, GOERNITZ N, et al. Deep one-class classification[C]//Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. Stockholm, Sweden: ICML, 2018: 4393-4402.
- [11] LIZNERSKI P, RUFF L, VANDERMEULEN R A, et al. Explainable deep one-class classification [DB/OL]. (2020-07-03) [2024-11-28]. <https://arxiv.org/abs/2007.01760>.
- [12] CHEN Y, TIAN Y, PANG G, et al. Deep one-class classification via interpolated gaussian descriptor [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI, 2022: 383-392.
- [13] WANG R, LIU C, MOU X, et al. Deep contrastive one-class time series anomaly detection[C]//Proceedings of the 2023 SIAM International Conference on Data

- Mining. [S. l.]: SIAM, 2023: 694-702.
- [14] WANG T, ISOLA P. Understanding contrastive representation learning through alignment and uniformity on the hypersphere[C]//Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning. [S. l.]: PMLR, 2020: 9929-9939.
- [15] GRILL J B, STRUB F, ALTCHÉ F, et al. Bootstrap your own latent—a new approach to self-supervised learning[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 21271-21284.
- [16] BARDES A, PONCE J, LECUN Y. Vicreg: variance-invariance-covariance regularization for self-supervised learning[DB/OL]. (2021-05-11) [2024-11-28]. <https://arxiv.org/abs/2105.04906>.
- [17] SIFFER A, FOUQUE P A, TERMIER A, et al. Anomaly detection in streams with extreme value theory [C]//Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Halifax, Canada: Association for Computing Machinery, 2017: 1067-1075.
- [18] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4/5): 1066-1090.
- [19] GOUSSEAU W, ANTONI J, GIRARDIN F, et al. Analysis of the rolling element bearing data set of the center for intelligent maintenance systems of the University of Cincinnati [C] //CM 2016. Charenton, France: HAL Open Science, 2016: 1-13.
- [20] ZHAO Z B, LI T F, WU J Y, et al. Deep learning algorithms for rotating machinery intelligent diagnosis: an open source benchmark study[J]. ISA Transactions, 2020, 107: 224-255.
- [21] MCINNES L, HEALY J, MELVILLE J. UMAP: uniform manifold approximation and projection for dimension reduction[DB/OL]. (2018-02-09) [2024-11-28]. <https://arxiv.org/abs/1802.03426>.



第一作者简介:严如强,男,1975年2月生,博士、教授、博士生导师。国际电气与电子工程师协会会员(IEEE Fellow)、美国机械工程师协会会员(ASME Fellow)、享受国务院政府特殊津贴人员、国家百千万人才工程入选者。主要研究方向为智能运维。主持科技部重点研发计划项目和基金委自然科学基金重点项目等。获2023年国家技术发明二等奖、2020年陕西省技术发明一等奖、2020年教育部自然科学一等奖、2019年IEEE仪器与测量学会科技奖。授权国内外发明专利30余项,牵头制定智能传感与智能数据处理方面的IEEE国际标准1项。发表学术论文百余篇,撰写英文专著4部。担任国际期刊《IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement》主编和《机械工程学报》英文版副主编。
E-mail: yanruqiang@xjtu.edu.cn

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为EI Compendex数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价30元,全年180元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街29号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn