

高速电驱轴承早期故障预警的流数据鲁棒异常检测

毛文涛^{1,2}, 钞 龙¹, 张子怡¹, 邵焱博¹, 仲志丹³

(1. 河南师范大学 计算机与信息工程学院(人工智能学院), 河南 新乡 453007; 2. 智慧商务与物联网技术"河南省工程实验室(河南师范大学), 河南 新乡 453007; 3. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471023)

摘要: 针对新能源汽车高速电驱轴承在急变转速工况下振动信号呈现“阶梯状”分布变化、引发概念漂移, 导致传统检测方法易误报的问题, 本文提出一种融合概念漂移感知的流数据鲁棒异常检测方法, 首先, 构建结合对比学习与张量分解的预训练方法提取公共特征表征, 进而构建基于概念漂移感知的深度支持向量数据描述模型对流数据进行快速微调, 动态计算局部偏移得分, 并设计基于滑动窗口和核密度估计的流数据分布感知机制计算概念漂移得分; 合并两种得分判断是否需要更新模型, 最终完成早期故障状态的识别。在自建新能源汽车电驱轴承退化寿命试验台采集的急加速试验数据上进行验证, 结果表明所提方法能在变工况环境下有效排除概念漂移点, 并准确识别真正早期故障, 在误报警率保持为 0 的情况下较上位机报警提前 10 个样本点。

关键词: 概念漂移; 流数据; 异常检测; 对比学习; 早期故障检测

中图分类号: TP183; TH165+.3 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2026.03.013

近年来, 新能源汽车产业快速发展, 整车运行的安全性与可靠性问题受到广泛关注。电驱系统作为动力核心, 将电池电能高效转化为机械动能。作为驱动电机的关键支承元件, 电驱轴承长期处于高速、重载及复杂电磁环境下工作, 易发生磨损、滑移、电腐蚀等多种故障形式^[1], 且故障发展速度快、隐蔽性强。相比普通滚动轴承, 高速电驱轴承的失效风险更高、模式更复杂, 因此对其进行在线早期故障检测(early fault detection, EFD)对于保障整车安全运行具有重要意义。

现有旋转机械 EFD 方法可大致分为信号分析方法和数据驱动方法。信号分析方法通过提取时域、频域及时频域特征实现故障识别, 常用手段包括经验模态分解^[2]、小波变换以及快速迭代滤波分解^[3]等。Li 等^[2]通过带宽经验模态分解和自适应的多尺度形态分析识别故障特征频率; Khelif 等^[4]基于振动信号的均方根(root mean square, RMS)指标, 通过能量特征变化实现异常检测。这类方法依赖特征工程, 面对复杂工况时特征稳定性不足。数

据驱动方法直接利用数据的内在特性构建故障检测模型, 包括传统机器学习和深度学习两类。前者通常基于提取的统计特征, 采用支持向量机^[5]、随机森林^[6]等算法构建分类模型。深度学习方法则利用卷积神经网络、循环神经网络、自编码器等架构, 通过自适应特征提取实现端到端检测, 并引入生成对抗网络、自监督学习^[7]等策略提升性能。在异常数据难以获取的场景中, 单类学习^[8]、基于重构误差的方法和对比学习等无监督范式得到广泛应用。Jana 等^[9]基于重构的卷积自编码器(convolutional autoencoder, CAE)通过输入与重构的误差实现异常检测。Ruff 等^[10]提出深度支持向量数据描述(deep support vector data description, Deep SVDD)方法, 通过深度神经网络自适应的特征提取建立最优超球决策边界实现异常检测。这类方法通常采用无监督范式, 仅利用正常历史数据进行建模。针对复杂流数据和变工况环境, 部分研究提出了基于自适应神经元增长^[11]、少样本学习^[12]和流形密度估计^[13]的在线检测框架。尽管上述方法在故障检测与诊断中展

收稿日期: 2025-10-10; 修订日期: 2025-11-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62472146); 河南省科技研发计划联合基金(产业类)资助项目(225101610001); 河南师范大学研究生科研与实践创新项目(YZ202504)

作者简介: 毛文涛(1980—), 男, 河南新乡人, 河南师范大学教授, 博士, 博士生导师, 主要从事机器学习、智能故障预测及工业大数据分析等方面的研究, E-mail: maowt@htu.edu.cn。

现出良好性能,但在典型关键部件复杂变工况场景下的在线 EFD 仍存在实时性、泛化能力与持续适应性等方面的挑战,相关研究尚有进一步深化空间。

由上述分析可知,尽管现有 EFD 和异常检测方法已经取得了广泛应用,但在复杂工业环境中仍存在明显不足:(1) 现有方法普遍基于数据服从独立同分布的假设,适用于工况稳定的场景。然而,在实际工业场景中,设备运行状态往往随时间动态变化。例如,新能源汽车中高速电驱轴承常处于急加减速等非稳定工况下,其振动信号的统计特性会随转速显著变化,呈现出“阶梯状”分布特征,如图 1(b)所示。这种数据分布随时间演化的现象即为“概念漂移”^[14],显著违背了独立同分布(independent and identically distributed, IID)假设,使得传统检测方法在变工况下易产生误报警与漏报警,检测性能难以保证;(2) 在线 EFD 模型对实时性与适应性的挑战,即模型需基于实时采集的流数据完成故障状态识别^[15],无法依赖完整数据集进行离线训练。这对模型的实时处理能力、特征提取效率与部署复杂度提出更高要求。

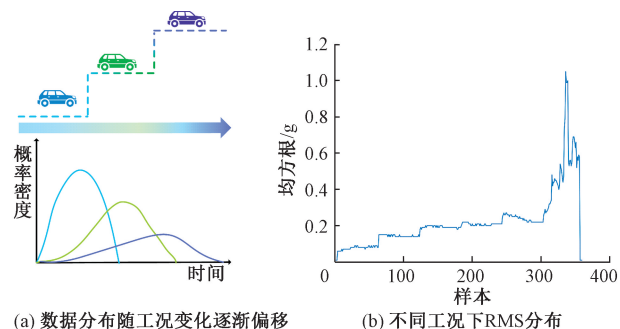


图 1 变工况下的数据分布漂移

Figure 1 Data distribution shift under varying operating conditions

针对上述问题,本文围绕高速电驱轴承的在线 EFD 任务,提出了一种融合概念漂移感知的流数据鲁棒在线异常检测方法,核心思路是采用预训练方法提取公共特征表示,并对流数据进行快速微调,以识别概念漂移和真实故障。

1 问题描述

1.1 定义

定义 1(异常):在在线流数据中,异常指的是相较于以往正常模式存在显著偏离的观测值,可能反映了设备的潜在故障趋势。

定义 2(早期故障):早期故障指的是设备在劣化初期所表现出的微弱异常信号(如电驱轴承保持

架的轻微裂纹),通常掺杂于强噪声或工况波动中,难以直接识别。

定义 3(概念漂移):概念漂移是指流数据在时间演化过程中,其统计分布发生了突然或渐变式改变,如图 2 所示。它常由工况变化引起,会对基于“独立同分布”假设的检测模型造成误判影响。

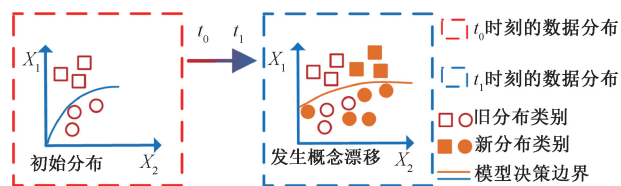


图 2 概念漂移示意图

Figure 2 Illustration of concept drift

1.2 问题描述

给定一个流数据 $\{x_1, x_2, \dots, x_t, x_{t+1}, \dots\}$, 其中 $x_t \in \mathbf{R}$ 表示时间 t 时刻观测值,目标是在复杂变工况条件下,以无监督的方式实时判断当前观测值 x_t 是否异常。由于工况变化可能会使数据分布 $P(x)$ 发生概念漂移,因此在异常检测过程中,需要有效区分概念漂移与真实早期故障,准确检测到早期故障点。

2 所提方法

本文所提方法整体框架如图 3 所示,主要包括离线预训练与在线检测两部分。首先,针对在线 EFD 模型面临的实时性、适应性及部署效率方面的挑战,现有方法从零开始在线训练面临收敛慢、性能不稳等问题。为此,本文构建结合对比学习与张量分解的预训练机制,通过张量化规则适配,在保持各预训练任务自身特征的同时,引入任务间判别信息。其次,针对变工况引发概念漂移导致模型性能退化的问题,传统基于 IID 假设的模型在数据分布变化时易产生误报与漏报。为此,在下游检测任务中,设计基于融合概念漂移感知的 Deep SVDD 模型,对序贯到达的流数据进行在线微调,在最小化超球约束的同时动态计算局部偏移得分(local deviation score, LDS);进一步构建基于滑动窗口和 KDE 的流数据分布感知机制,通过 KDE 生成分布特征向量(distribution feature vector, DFV),并根据子窗口间分布变化幅度计算概念漂移得分(concept drift score, CDS),综合 LDS 与 CDS,实现对概念漂移的精准感知与模型自适应更新,完成异常状态评估。

2.1 基于核心张量适配的异常检测预训练方法

针对目标样本有限与工况多变导致的模型从零样本开始训练时收敛慢、性能不稳与部署难的问题。本文提出一种基于核心张量适配的异常检测预训练

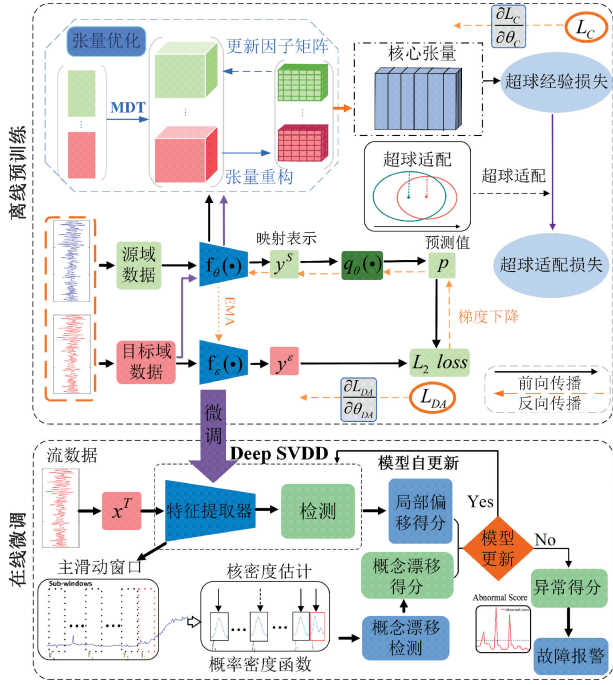


图3 本文方法的整体框架

Figure 3 Model structure of the proposed method

方法。该方法利用多台轴承的离线正常运行数据提取兼具判别力与泛化性的公共特征表征,并通过张量分解构建规则适配机制,抑制噪声干扰。在线阶段借助预训练特征初始化,仅需少量目标数据即可完成快速微调,实现精准的异常检测。

2.1.1 方法整体流程与模块设计

该方法的整体流程如下:首先,源域数据和目标域数据分别输入到结构相同但参数不共享的两个特征提取器 $f(\cdot; W_\theta)$ 和 $f(\cdot; W_\varepsilon)$ 中,构建基础的对比学习架构,通过对比映射约束获得 L_2 损失;其次,利用源域特征提取器 $f(\cdot; W_\theta)$ 进一步提取两个领域数据的特征表示,并通过张量分解提取核心张量以构建张量化超球检测规则。随后,结合张量规则适配机制,将源域规则迁移并对齐至目标域,以提升跨领域的一致性和判别能力,并据此计算得到经验损失 $L_{\text{Empirical}}$ 和适配损失 $L_{\text{Adaptation}}$ 。最后, $f(\cdot; W_\theta)$ 通过对比映射约束和张量规则适配这两个部分迭代优化直至达到收敛,为下游 EFD 任务提供有效网络初始化。离线预训练部分如图 3 上半部分所示,包含四个关键模块:

(1) 特征提取器。特征提取器可视作一个神经网络映射 $f(\cdot; W_\theta): \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{F} \in \mathbb{R}^m$, 由多个残差块与一维卷积构成,用于从轴承振动信号中提取低维高判别性的时频特征,其中 $W_\theta = (w^1, \dots, w^L)$, w^l 是第 $l \in \{1, \dots, L\}$ 层的权重。其输入为 $X = \{X^S, X^T\}$, 输出为特征集 $Y = \{Y^S, Y^T\}$, 其中 Y^S 和 Y^T 分别为源域

和目标域数据经 $f(\cdot; W_\theta)$ 映射后的特征。网络参数 W_θ 用于下游检测模型的网络初始化。

(2) 对比映射约束。对比映射约束作为预训练网络的主要部分,其目的通过在高维空间拉近两域特征距离,以取公共检测规则的预训练特征。本文采用经典对比学习 BYOL 模型^[16]作为基础架构,将其扩展到 EFD 的预训练问题中。具体实现如下:首先随机挑选源域样本 x^S 和目标域样本 x^T , 得到特征 $y^S = f(x^S; W_\theta)$ 和 $y^T = f(x^T; W_\varepsilon)$, 其中 $f(\cdot; W_\varepsilon)$ 与 $f(\cdot; W_\theta)$ 的结构一样;接着,对 y^S 与 y^T 建立回归映射 $q_\theta(\cdot; Q_\theta)$, 并计算两者之间的 L_2 损失:

$$L_{\text{Contrastive}} = \|q_\theta(y^S; Q_\theta) - y^T\|_2. \quad (1)$$

式中: q_θ 为回归映射函数,其网络参数为 Q_θ 。

(3) 检测规则构建。首先从特征集 Y 计算核心张量,继而利用核心张量建立张量化超球,构建单分类检测规则。算法如下:首先,为利用数据中的时序信息并平滑不规则噪声干扰,使用多路延迟嵌入变换^[17] (multi-way delay embedding transform, MDT) 将 Y 沿着时间方向转换为高阶张量 $Y = \{Y_1, \dots, Y_m\} \subseteq \mathbb{R}^{(n-\tau+1) \times n \times \tau}$, 以捕捉时序相关性,其中:

$$Y = \text{Fold}_{(1,\tau)}(Y \times_1 S_1 \times \dots \times_{l_{\text{core}}} S_{l_{\text{core}}}). \quad (2)$$

式中: τ 是嵌入维度, l_{core} 是 Y 的阶, n 是样本长度, $n - \tau + 1$ 为高阶张量的样本长度, S 是映射矩阵。高维张量虽然能保存时序数据的全面信息,但随着维度的增加,计算开销相应增大。因此,本文在 MDT 基础上,引入 Tucker 分解^[17] 来获取高阶张量 Y 的核心张量:

$$\begin{cases} Y_{\text{core}} = Y \times_1 U^{(1)\top} \times_2 U^{(2)\top} \times \dots \times_H U^{(H)\top}; \\ \text{s.t. } U^{(h)\top} U^{(h)} = I, h = 1, \dots, H. \end{cases} \quad (3)$$

式中: H 是 Y 的阶数, $\{U^{(h)}\}_{h=1}^H$ 为正交因子矩阵。核心张量的优化可以通过最小化重构误差:

$$\min R_{\text{rec}} = \|Y - \hat{Y}\|_F^2. \quad (4)$$

式中: $\hat{Y} = Y_{\text{core}} \times_1 U^{(1)\top} \times_2 U^{(2)\top} \times \dots \times_H U^{(H)\top}$ 是重构后的张量。其次,利用核心张量 Y_{core} 构建并最小化包含绝大多数正类样本的超球,获得异常检测决策面,该决策面可以视为基于张量的单分类检测规则。其中,源域的超球经验损失如下:

$$L_{\text{Empirical}}^S(R^S, W_\theta) = (R^S)^2 + 1/l_{\text{core},S} \cdot \sum_{i=1}^{l_{\text{core},S}} \max\{0, \|y_i^S - C^S\|^2 - (R^S)^2\}. \quad (5)$$

目标域的超球经验损失如下:

$$L_{\text{Empirical}}^T(R^T, W_\theta) = (R^T)^2 + 1/l_{\text{core},T} \cdot \sum_{j=1}^{l_{\text{core},T}} \max\{0, \|y_j^T - C^T\|^2 - (R^T)^2\}. \quad (6)$$

式中: C^S 和 C^T 分别为源域和目标域超球的球心,由特征的均值计算得出,如式(7)所示; R^S 和 R^T 为超球半径, $l_{\text{core},S}$ 、 $l_{\text{core},T}$ 为源域和目标域中 MDT 重构后的样本数量。

$$\begin{cases} C^S = 1/l_{\text{core},S} \cdot \sum_{j=1}^{l_{\text{core},S}} f(\mathcal{Y}_j^S, W_\theta); \\ C^T = 1/l_{\text{core},T} \cdot \sum_{j=1}^{l_{\text{core},T}} f(\mathcal{Y}_j^T, W_\varepsilon). \end{cases} \quad (7)$$

最终张量超球经验损失如下:

$$L_{\text{Empirical}}(R, W_\theta) = (R^S)^2 + 1/l_{\text{core},S} \cdot \sum_{i=1}^{l_{\text{core},S}} \max\{0, \|\mathcal{Y}_i^S - C^S\|^2 - (R^S)^2\} + (R^T)^2 + \frac{v}{l_{\text{core},T}} \sum_{j=1}^{l_{\text{core},T}} \max\{0, \|\mathcal{Y}_j^T - C^T\|^2 - (R^T)^2\}. \quad (8)$$

式中: v 为正则化参数,用来控制目标域超球相对于源域超球对单分类经验损失的贡献程度。

(4) 张量规则适配。在上述检测规则表示的基础上,考虑引入领域适配策略提取域无关特征表示。将源域张量超球和目标域张量超球尽可能重叠,实现在核心信息层面的规则迁移。从几何意义上考虑,上述策略等价于源域与目标域两个超球的半径和圆心尽可能相等。因此提出下式域适配损失:

$$L_{\text{Adaptation}}(R, W_\theta) = \|C^S - C^T\|^2 + |(R^T)^2 - (R^S)^2|. \quad (9)$$

式中: C^S, C^T, R^S, R^T 分别是源域超球、目标域超球的圆心与半径。 $L_{\text{Adaptation}}$ 可用于度量源域超球与目标域超球在特征空间上的分布差异。

2.1.2 交替优化算法

为统一优化上述目标,本文将三个损失函数整合为如下联合优化问题:

$$\min_{W_\theta, Q_\theta, W_\varepsilon, R^S, R^T} L_{\text{loss}} = L_{\text{Contrastive}} + \lambda L_{\text{Empirical}} + \mu L_{\text{Adaptation}}. \quad (10)$$

本文采用交替优化策略,逐步优化网络的各个模块参数。训练过程如下所示:

$$\begin{aligned} & (W_\theta^*, Q_\theta^*, W_\varepsilon^*, R_S^*, R_T^*) = \\ & \underset{W_\theta, Q_\theta, W_\varepsilon, R^S, R^T}{\operatorname{argmin}} (L_{\text{Contrastive}} + \lambda L_{\text{Empirical}} + \mu L_{\text{Adaptation}}). \end{aligned} \quad (11)$$

在训练过程中,网络参数的权重 $\{W_\theta, Q_\theta, W_\varepsilon\}$ 与半径 $\{R^S, R^T\}$ 的优化过程互相嵌套。首先利用随机梯度下降法(stochastic gradient descent, SGD)对网络进行训练,更新权重 W_θ, Q_θ , 而 W_ε 的更新由指数加权平均更新(exponential moving average, EMA)来完成。给定初始的 $W_\theta, W_\varepsilon, Q_\theta$ 与 R^S, R^T , 本文所构建的交替优化的策略如下:(1) 固定 W_ε, R^S, R^T ,

通过 SGD 更新权重 W_θ, Q_θ ; (2) 固定更新后的 W_θ, Q_θ , 重新更新 W_ε, R^S, R^T ; 对上述过程迭代更新直至收敛。式(11)的具体训练过程如下:

对 W_θ, Q_θ 的优化采用 SGD, 即

$$\begin{cases} W_\theta \leftarrow W_\theta - \eta \left(\frac{\partial L_{\text{Contrastive}}}{\partial W_\theta} + \lambda \frac{\partial L_{\text{Empirical}}}{\partial W_\theta} + \mu \frac{\partial L_{\text{Adaptation}}}{\partial W_\theta} \right); \\ Q_\theta \leftarrow Q_\theta - \eta \frac{\partial L_{\text{Contrastive}}}{\partial Q_\theta}. \end{cases} \quad (12)$$

随后,固定更新后的权重 W_θ, Q_θ 。目标域网络权重 W_ε 使用 EMA 的方式进行更新:

$$W_\varepsilon \leftarrow \zeta W_\varepsilon + (1 - \zeta) W_\theta. \quad (13)$$

式中:权重衰减率 $\zeta \in [0, 1]$, 它控制着过去权重与当前权重的加权比例。

更新 R^S, R^T 的方式如式(14)所示:

$$\begin{cases} R^S \leftarrow R^S - \eta \left(\frac{\partial L_{\text{Empirical}}}{\partial R^S} + \frac{\lambda}{\mu} \cdot \frac{\partial L_{\text{Adaptation}}}{\partial R^S} \right); \\ R^T \leftarrow R^T - \eta \left(\frac{\partial L_{\text{Empirical}}}{\partial R^T} + \frac{\lambda}{\mu} \cdot \frac{\partial L_{\text{Adaptation}}}{\partial R^T} \right). \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial L_{\text{Empirical}}}{\partial R^S} = 2 \left(1 - \frac{l_{\text{out},S}}{l^S} \right) R^S, \frac{\partial L_{\text{Adaptation}}}{\partial R^S} = 2R^S; \\ \frac{\partial L_{\text{Empirical}}}{\partial R^T} = 2 \left(1 - \frac{l_{\text{out},T}}{v l^T} \right) R^T, \frac{\partial L_{\text{Adaptation}}}{\partial R^T} = 2R^T. \end{cases} \quad (15)$$

式中: η 为学习率; λ 和 μ 为正则化参数; $l_{\text{out},S}$ 与 $l_{\text{out},T}$ 分别为源域和目标域在超球以外的样本数。继而可得到 R^S, R^T 更新公式,如式 16 所示:

$$\begin{cases} R^S \leftarrow R^S - 2\eta \left(\left(1 - \frac{l_{\text{out},S}}{n^S} \right) R^S + \frac{\lambda}{\mu} \cdot R^S \right); \\ R^T \leftarrow R^T - 2\eta \left(\left(1 - \frac{l_{\text{out},T}}{v n^T} \right) R^T + \frac{\lambda}{\mu} \cdot R^T \right). \end{cases} \quad (16)$$

通过交替优化过程,能够逐步优化 $W_\theta, Q_\theta, W_\varepsilon$ 和 R^S, R^T , 并使其达到收敛。在每轮优化迭代中,模型交替固定部分参数,并依据当前损失函数对其余参数进行梯度更新。训练至收敛后,输出 W_θ 作为预训练特征表示。

2.2 基于概念漂移适应的在线 EFD 方法

高速电驱轴承运行在急加减速实际工况下,其振动信号的数据分布会随转速变化,发生概念漂移现象,导致基于独立同分布假设训练的传统异常检测模型出现误警或漏警。为此,本文提出基于概念漂移适应的鲁棒在线 EFD 方法。方法基本流程

如下:

针对序贯到达的流数据,通过在线微调的方式调整特征提取网络,并结合概念漂移检测机制对模型进行自适应更新。具体来说,本文下游任务使用 Deep SVDD 检测模型,在最小化超球约束的同时动态计算 LDS,并基于主滑动窗口与非重叠子窗口的分布感知机制,通过 KDE 生成 DFV,根据子窗口间分布变化幅度计算 CDS,综合 LDS 与 CDS,判断是否需要新的数据分布下进行模型更新,从而实现概念漂移的精准感知,最终完成早期故障状态的准确识别。具体流程如下:

(1) 滑动窗口划分与 DFV 构建。在时刻 t ,对于在线微调到的流数据特征 $\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots\}$,维护长度为 N 的主滑动窗口 W :

$$W := \{x_i\}_{i=t-N+1}^t \quad (17)$$

并将其划分为 m 个长度为 n 的非重叠子窗口 $\{w_k\}_{k=1}^m$ 。其中, $m = \lfloor N/n \rfloor$, $w_k := \{x_i\}_{i=t-kn+1}^{t-(k-1)n}$,最新子窗口 w_1 作为当前观测目标,其余子窗口提供历史分布参考, W_{\min} 和 W_{\max} 为主窗口 W 的最小值和最大值。

为了捕捉每个子窗口的概率分布形态,采用基于高斯核的 KDE 来估计每个子窗口下的潜在分布,并在范围 $[W_{\min}, W_{\max}]$ 上均匀选取 P 个目标点 $\{y_j\}_{j=1}^P$,将对应的概率密度值构成 DFV,即 P 维向量:

$$DFV_{w,k} := [f_w(y_1 | k), \dots, f_w(y_p | k)] \in R; \quad (18)$$

$$f_w(y_j | k) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}nh} \sum_{i=t-kn+1}^{t-(k-1)n} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y_j - x_i}{2}\right)^2\right) \quad (19)$$

式中: $f_w(\cdot | k)$ 表示子窗口 w_k 上估计的概率密度函数, $h = \left(\frac{4}{3n}\right)^{\frac{1}{5}}$ $\sigma \in R^+$ 为核函数的带宽, σ 为当前窗口的标准差。这里使用高斯核仅作为 KDE 的平滑核函数,并非假设原始振动信号本身服从高斯分布。

(2) 基于距离与标准差融合的 CDS 计算。为了识别由工况变化引起的分布漂移,本文在滑动窗口机制下计算 CDS,综合考虑了子窗口间的分布差异和当前信号的波动性,以提升对概念漂移的鲁棒感知能力。首先,对当前主滑动窗口中的每两个相邻子窗口,其对应的 DFV 之间计算欧氏距离:

$$d(f_w^{(k)}, f_w^{(k+1)}) = |DFV_{w,k} - DFV_{w,k+1}| = \sum_{j=1}^p |f_w(y_j | k) - f_w(y_j | k+1)| \quad (20)$$

将当前主滑动窗口中相邻子窗口距离构成集合

D , 距离越大则相邻窗口的分布差异就越大:

$$D := \{d(f_w^{(k)}, f_w^{(k+1)})\}_{k=2}^{m-1} \quad (21)$$

为了排除随机扰动带来的误判,提高检测鲁棒性,本文引入了绝对差值集合 C ,进而定义扩展最大距离阈值 δ_{\max} ,同时定义平均距离阈值 D_{avg} ,如下:

$$C := \{ |d(f_w^{(k+1)}, f_w^{(k+2)}) - d(f_w^{(k)}, f_w^{(k+1)})| \}_{k=2}^{m-2} \quad (22)$$

$$\delta_{\max} = \max(D) + \min(C); \quad (23)$$

$$D_{\text{avg}} := \frac{1}{|m-2|} \sum_{k=2}^{m-1} d(f_w^{(k)}, f_w^{(k+1)}) \quad (24)$$

由于故障异常同样会造成分布突变,为避免将异常误判为概念漂移,引入当前子窗口标准差 σ_t ,并设置静态阈值 σ_{thre} ,来综合计算 CDS。

$$CDS(x_t) = \begin{cases} 1, & d(f_w^{(1)}, f_w^{(2)}) > \delta_{\max} \\ \text{且 } d(f_w^{(2)}, f_w^{(3)}) \leq D_{\text{avg}} \text{ 且 } \sigma_t \leq \sigma_{\text{thre}}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (25)$$

式中: CDS 为布尔变量,即 $CDS = 1$ 表示当前观测点处发生概念漂移, $CDS = 0$ 则认为未发生概念漂移。

(3) LDS 计算。局部偏移得分(LDS)用于评估当前数据样本与异常模型训练好的超球心之间的距离,并反映数据点的偏离程度。该计算公式如下:

$$LDS(x_t) = \|\phi(x_t) - c\|^2 - R \quad (26)$$

式中: x_t 是当前数据样本; $\phi(x_t)$ 是通过神经网络提取得到的特征; c 是模型训练确定的超球中心向量; $\|\cdot\|^2$ 表示欧氏距离的平方;若 $LDS > 0$ 时,表明该样本点与超球中心的偏离较大,可能是异常数据;若 $LDS < 0$ 时,则表明该样本点在超球内,判定为正常数据。后续, LDS 将与 CDS 指标进一步判断是否进行模型更新以完成最终的异常状态评估。

(4) 模型自更新策略。当 $LDS > 0$ 且 $CDS = 1$ 时,表明当前样本点存在异常且发生了概念漂移,模型将触发自适应更新策略更新模型,反之则输出异常得分 (Anomaly Score),完成对设备异常状态的评估。

$$\text{Decision}(x_t) =$$

$$\begin{cases} \text{Update Model, if } LDS(x_t) > 0 \text{ and } CDS(x_t) = 1; \\ \text{Anomaly Score, otherwise.} \end{cases} \quad (27)$$

2.3 在线 EFD 检测

在线 EFD 任务中,在线数据块按照顺序被输入模型,确定是否发生早期故障。对于测试样本 $X^{\text{Test}} = \{x_j^{\text{Test}}\}_{j=1}^n$,其检测过程类似于 SVDD。通过计算样本与球心之间的距离作为异常得分,公式如下:

$$\text{Score}(X^{\text{Test}}) = \|\phi(x^{\text{Test}}, W_f^*) - \tilde{C}^T\|^2 - \tilde{R}^T. \quad (28)$$

式中: \tilde{C}^T 和 \tilde{R}^T 分别是通过在线数据 X^{Test} 和已更新的特征变换权重 W_f^* 重建的目标超球的中心和半径。若 $\text{Score}(X^{\text{Test}}) > 0$, 则表示样本 X^{Test} 位于超球外部, 可被判定为异常。

为了提高报警位置的可靠性, 本方法进一步引入了异常累积策略, 即当出现连续 N 次异常时, 判定为发生早期故障。本文设置 $N = 5$, 该策略简单、快速, 且计算复杂度低。因此, 具有良好鲁棒性的故障检测方法非常适合在线应用。

3 实验与结果分析

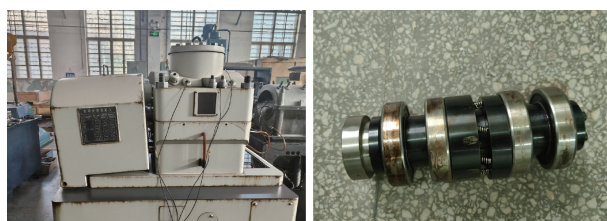
为了验证所提方法的有效性, 在 IEEE PHM Challenge 2012(以下简称 PHM) 和 XJTU-SY 两个滚动轴承全寿命数据集上进行预训练。下游任务则采用自建新能源汽车电驱轴承退化寿命试验台采集的急加速试验数据进行在线 EFD 验证。实验环境为 MATLAB R2018 和 Python 3.7, 计算设备配置为 Intel i7-4790 处理器, 16 GB 内存, GPU 型号为 RTX 1080Ti。

3.1 数据集介绍

本文实验采用 PHM^[18] 与 XJTU-SY^[19] 两个公开轴承数据集, 均包含三种恒定工况。限于篇幅, 其具体工况参数与采样频率详见相应文献。自建试验台如图 4(a) 所示, 该实验机设计试验对象为新能源汽车驱动电机所使用的高速球轴承 EV62074 型号, 如图 4(b) 所示, 设计最高转速为 24 000 r/min。本次实验选取急加速工况作为研究对象, 设计轴承超速实验转速依次从 0~3 000、3 000~6 000、6 000~9 000、9 000~12 000、12 000~15 000、15 000~21 000、21 000~24 000、24 000~0 多个区间, 以模拟实际道路条件下电驱动系统在不同载荷与速度变化下的运行状态, 使轴承发生逐步退化直至失效, 属于加速自然退化实验。在故障标注方面, 试验台上位机对加速度振动进行实时监测, 并设定报警阈值。当监测值连续超过阈值时触发报警并停机, 该时刻结合 RMS 曲线出现的持续异常, 被认定为故障确认点。

3.2 试验设置

考虑到不同设备旋转机械退化趋势差异较大, 导致振动信号幅值分布范围不同, 因此在实验中对数据进行了归一化处理。在离线预训练阶段, 实验选取 XJTU-SY 工况一条件下数据作为源域(每个轴



(a) 电驱轴承退化寿命试验台 (b) EV62074型号轴承

图 4 自建的新能源汽车高速电驱轴承退化寿命试验机

Figure 4 Our high-speed electrical-driven bearing degradation life testbed for new energy vehicles

承取前 500 个正常样本), 并在 PHM 数据集中选取一个轴承的前 100 个样本作为目标域小样本训练数据。下游阶段采用自建试验台采集的数据, 实验设置见表 1。

表 1 实验数据设置

Table 1 Experimental data settings used in this paper

实验		实验数据	
场景	任务类型	轴承	数量
离线 预训练	源域 (XJTU-SY)	X1_1	500
		X1_2	500
		X1_3	500
		X1_4	500
		X1_5	500
在线 检测	目标域(PHM)	B2_1	100
	下游任务 (自建试验台数据)	E1_1	360

模型参数具体设置如下: 在预训练阶段, 使用了一个由三层卷积神经网络组成的特征提取器, 其中卷积层的配置为: 64 个卷积核(大小为 $3 \times 3 \times 1$)、128 个卷积核(大小为 $3 \times 3 \times 1$) 和 256 个卷积核(大小为 $3 \times 3 \times 1$), 其后紧接着一个包含 512 个神经元的全连接层。每一层卷积层后都紧跟着最大池化层, 池化窗口大小为 2×2 。激活函数使用具有批量归一化的 ReLU 线性整流函数。训练过程中, 设置 100 轮的训练, 使用批量大小为 50。优化器采用 Adam 优化器, 学习率初值为 0.01, 并采用指数衰减策略, 最小学习率为 0.0005; 超参数 λ 与 μ 采用网格搜索+交叉验证的方法进行调参, 最终确定最优值 λ 为 0.5, μ 为 0.7; EMA 衰减系数 ζ 设为 0.99。在时序建模方面, 本文使用 MDT 将一维振动信号展开为三阶张量, 时间步长为 5。下游在线检测任务中, 微调网络与上述预训练网络结构保持一致; 在概念漂移识别模块中, 主滑动窗口大小设置为 50, 子滑动窗口大小设置为 10, 目标点数量 P 设置为 6。上述参数设置参考了实验台数据的转速与采样率, 在实际车载环境中, 滑动窗口参数可根据目标设备的额定转速、采样率以及检测延迟需求进行相应调整。学习率同

样采用指数衰减策略,范围从 0.001 至 0.000 5。

3.3 预训练实验结果

如图 5(a) 所示,预训练前,源域和目标域因机器制造特性和工况的不同存在着明显的分布差异,且目标域数据分布较为杂乱。而图 5(b) 中引入预训练,源域与目标域的特征分布特性呈现明显的规律,使得下游异常检测模型的构建更容易。

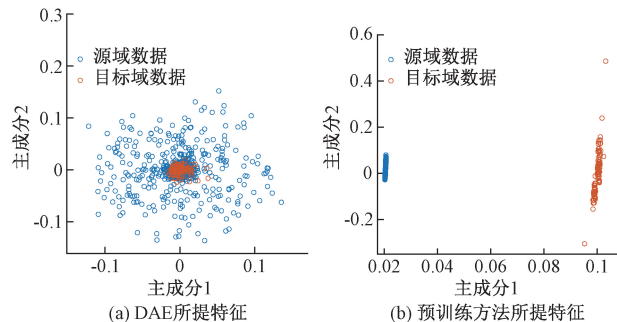


图 5 数据特征分布对比

Figure 5 Comparison of data feature distribution

为进一步验证效果,选择 Deep SVDD^[10] 作为下游微调模型,其核心思想是通过训练神经网络将输入样本映射到高维特征空间,并使正常样本尽可能靠近一个预设中心,从而通过样本到中心的距离进行异常判别。如图 6 所示,利用预训练特征表示,模型损失收敛速度加快,训练过程更为稳定。

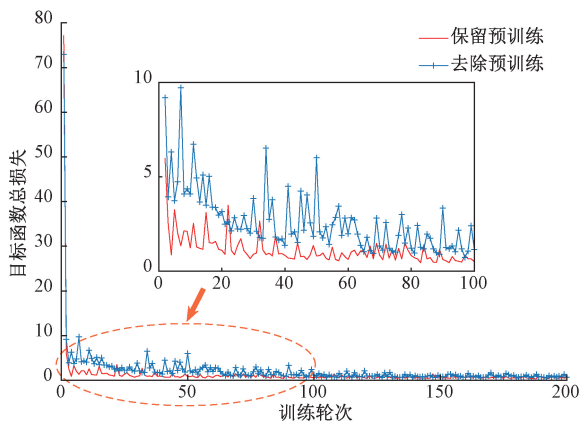


图 6 预训练对模型收敛性的影响

Figure 6 Effect of pre-training on model convergence

所提预训练主要由对比学习和张量规则适配组成。前者通过提取具有公共检测规则特征,保证模型的泛化性。后者则通过减少不规则噪声干扰,提取核心信息以构建核心检测规则,避免过度适配。该方法可有效提取跨机器场景下的初始公共判别特征,有利于下游检测模型在线快速部署与特征提取。

3.4 在线检测结果

实验采用自建试验台数据,原始振动信号随工况变化呈阶梯型特征,如图 1(b) 所示。基于离线预

训练提取到的轴承公共特征表征,对电驱轴承数据进行在线微调后,正常阶段的特征较为稳定,可为在线检测算法提供有效判别信息。将微调后的特征输入到概念漂移检测,如图 7 所示,所提方法能够有效捕捉到转速变化带来的概念漂移点。

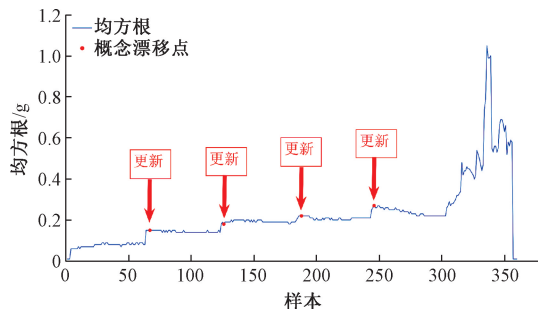


图 7 概念漂移点检测

Figure 7 Concept drift detection

图 8 展示了最终的在线 EFD 检测结果,其中图 8(a) 显示了模型计算得到的异常得分,其计算过程已在 2.3 小节中详细说明。结果表明,模型能够及时识别出数据分布的变化,并做出相应的调整,成功检测到早期故障点,具体位置为 306,如图 8(b) 所示。比试验台上位机报警时间要提前 10 个样本(试验台上位机的报警时间为 316)。由此可见,本文所提检测模型能够在上位机报警之前提前识别出故障征兆。

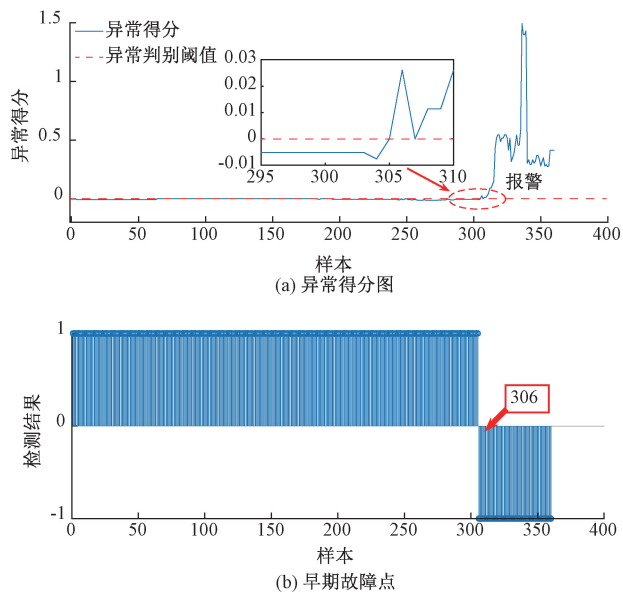


图 8 早期故障检测结果

Figure 8 Early fault detection results

本文设计了两组消融实验,分别针对预训练机制与概念漂移适应机制,以验证其有效性。如图 9 所示,引入预训练后早期故障特征更加明显,并能够区分概念漂移变化,有利于后续进行模型自适应更

新;相反,去除预训练的特征受噪声干扰较大,前期平稳性不足,且对概念漂移不敏感,异常判别能力明显下降。这说明了预训练中的张量表示能够有效提取核心信息并抑制噪声的作用。在模型训练损失方面,如图 6 所示,引入预训练可显著加快收敛速度,使得训练过程更加稳定。如图 10 所示,消融概念漂移适应机制后,模型在概念漂移位置会产生频繁误报警,这主要是因为模型未考虑工况变化引起的概念漂移,将原本属于正常变工况下的信号误判为故障。相比之下,如图 8(a)所示,保留概念漂移适应机制的检测模型能够正确识别概念漂移,并进行模型自适应更新,极大避免了误报警,异常得分在变工况下保持平稳,从而显著提高检测模型对变工况环境的适应性。由此可见,概念漂移适应机制对于抑制误报警和增强模型鲁棒性起到了关键作用。

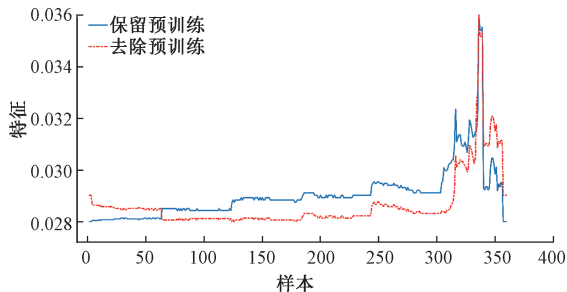


图 9 预训练对特征趋势的影响

Figure 9 Effect of pre-training on feature trends

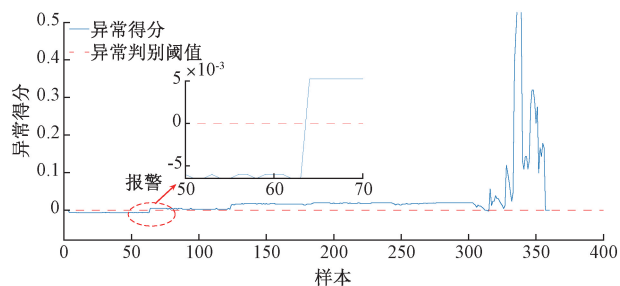


图 10 消融概念漂移适应机制对故障检测性能的影响

Figure 10 Effect of ablating the concept drift adaptation mechanism on model detection performance

3.5 方法对比分析

为了验证本文所提方法的有效性,本文选取了七种具有代表性的 EFD 方法进行对比,对比结果如表 2 所示。这些方法分别从时频分析、特征分布建模、深度特征空间表示及在线概念漂移适应等角度构建异常检测机制。实验采用两种常用评价指标^[20]:1)报警位置,即报警时的样本编号;2)误报警数,即在报警之前检测到的异常样本数。其中,将连续出现 5 个异常样本认定为故障发生,在该样本前出现的异常点即为误报警。

表 2 检测结果对比

Table 2 Comparative detection results

检测方法	高速电驱轴承数据	
	检测位置	误报警数
BEMD+AMMA ^[2]	244	—
RMS ^[4]	333	0
iForest ^[6]	311	4
CAE ^[9]	133	0
SRD ^[21]	336	1
Deep SVDD ^[10]	64	0
ARCUS ^[22]	326	2
本文方法	306	0

从实验结果来看,Deep SVDD 因其严格的静态分布假设,将工况变化误判为故障,导致大量误报。BEMD-AMMA 和 RMS 等方法依赖于固定的理论故障频率或全局统计阈值,在分布时变的流数据中难以维持稳定的检测基准,会产生偏差和误警。这表明,缺乏显式的概念漂移感知与适应机制是导致传统方法在变工况下性能衰退的首要原因。其次,基于能量统计(RMS)和隔离原理(iForest)的方法因其本身的技术局限,对微弱信号不敏感,检测结果严重滞后。虽然深度学习方法如 CAE 和 ARCUS 具备更强的特征提取能力,但 CAE 缺乏对时间序列动态的建模,而 ARCUS 的复杂机制受初始参数和计算开销影响,其异常评分在早期故障阶段不够稳健,均未能实现及时准确报警。SRD 方法在多工况融合上表现出一定优势,但其性能对阈值参数敏感,且检测依然滞后。本文所提方法通过预训练-微调框架,并通过融合 LDS 与 CDS 的双重评分机制,在变工况下能更早捕捉到微弱异常与概念漂移,同时兼顾检测精度与适应性,在整体表现上优于上述方法。

4 结论

本文围绕新能源汽车高速电驱轴承在线 EFD 任务,提出一种融合概念漂移感知的流数据鲁棒异常检测方法。该方法核心思路在于采用预训练方法提取具有良好泛化性的轴承公共特征表示,结合概念漂移识别与模型自适应更新机制,实现对流数据中早期故障的精准识别。通过实验结果,有如下结论:

(1)在线 EFD 任务中,预训练通过离线训练提取到兼具泛化性与判别性的特征表征,为下游 EFD 任务提供统一且高质量的模型初始化,便于模型快速微调,增强对概念漂移的响应能力。

(2)张量 Tucker 分解的引入在提取核心判别信息的同时,有效抑制了流数据中的不规则噪声干扰,防止特征迁移过程中的退化,确保了在线 EFD 的鲁

棒性和可靠性,是异常检测中的关键机制。

(3)本文提出的基于滑动窗口和核密度估计(KDE)的分布感知机制,能够有效区分工况变化与故障异常,并通过模型自适应更新机制以适应概念漂移,从而提升了模型对真实故障的响应能力。

参考文献:

- [1] Schneider V, Behrendt C, Höltje P, et al. Electrical bearing damage, a problem in the nano- and macro-range [J]. *Lubricants*, 2022, 10(8): 194.
- [2] Li Yongbo, Xu Minqiang, Liang Xihui, et al. Application of bandwidth EMD and adaptive multiscale morphology analysis for incipient fault diagnosis of rolling bearings [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(8): 6506-6517.
- [3] Liu Yang, Li Lingjun, Wang Yu, et al. Fault feature extraction method of rolling bearings based on FIF-CYCBD [J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2022, 43(4): 35-40. [刘洋, 李凌均, 王宇, 等. 基于 FIF-CYCBD 的滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(4): 35-40.]
- [4] Khelif M A, Bendiabdellah A, Cherif B D E. A combined RMS-MEAN value approach for an inverter open-circuit fault detection[J]. *Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science*, 2019, 63(3): 169-177.
- [5] Pan Yongke, He Ziping, Xia Kewen, et al. Improved co-training semi-supervised SVM and its application in oil layer recognition [J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2022, 43(1): 14-19. [潘用科, 贺紫平, 夏克文, 等. 改进的协同训练半监督 SVM 在油层识别中的应用[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(1): 14-19.]
- [6] Kopp M, Pevný T, Holeňa M. Anomaly explanation with random forests [J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 149: 113187.
- [7] Mao Wentao, Chen Zongtao, Zhang Yanna, et al. Tensor-DAAD: when tensor meets online early fault detection with transfer learning [J]. *Measurement*, 2023, 208: 112478.
- [8] Hayashi T, Cimr D, Studnička F, et al. Distance-based one-class time-series classification approach using local cluster balance [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 235: 121201.
- [9] Jana D, Patil J, Herkal S, et al. CNN and Convolutional Autoencoder (CAE) based real-time sensor fault detection, localization, and correction [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 169: 108723.
- [10] Ruff L, Vandermeulen R A, Goernitz N, et al. Deep one-class classification [C]//*Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. Stockholm: PMLR, 2018: 4393-4402.
- [11] Zhang Jian, Guo Lili, Gao Song, et al. Bayes-optimized adaptive growing neural gas method for online anomaly detection of industrial streaming data [J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(10): 4139.
- [12] Lin Y M, Kang Jialin, Yao Yuan. Handling domain drift and unknown fault detection in rotating machinery using few-shot learning with data scaling [J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2025, 39(7): 1591-1607.
- [13] Hu Chenye, Wu Jingyao, Sun Chuang, et al. Unified flowing normality learning for rotating machinery anomaly detection in continuous time-varying conditions [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(1): 221-233.
- [14] Guo Husheng, Li Hai, Ren Qiaoyan, et al. Concept drift type identification based on multi-sliding windows [J]. *Information Sciences*, 2022, 585: 1-23.
- [15] Zhang Lingyu, Zhao Jiabao, Li Wei. Online and unsupervised anomaly detection for streaming data using an array of sliding windows and PDDs [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(4): 2284-2289.
- [16] Grill J B, Strub F, Althé F, et al. Bootstrap your own latent a new approach to self-supervised learning [C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New York: ACM, 2020: 21271-21284.
- [17] Shi Qiquan, Yin Jiaming, Cai Jiajun, et al. Block Hankel tensor ARIMA for multiple short time series forecasting [J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020, 34(4): 5758-5766.
- [18] Nectoux P, Gouriveau R, Medjaher K, et al. PRONOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (PHM)*. Piscataway: IEEE, 2012: 1-8.
- [19] Wang Biao, Lei Yaguo, Li Naipeng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69(1): 401-412.
- [20] Lu Weining, Li Yipeng, Cheng Yu, et al. Early fault detection approach with deep architectures [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(7): 1679-1689.
- [21] Guo Xiaoping, Liu Shiyang, Li Yuan. Fault detection of multi-mode processes employing sparse residual distance [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(3): 617-625. [郭小萍, 刘诗洋, 李元. 基于稀疏残差距离的多工

况过程故障检测方法研究[J]. 自动化学报, 2019, 45 (3): 617-625.]

[22] Yoon S, Lee Y, Lee J G, et al. Adaptive model pooling for online deep anomaly detection from a complex evolving

data stream[C]//Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2022: 2347-2357.

Robust Anomaly Detection with Streaming Data for Incipient Fault Alarm of High-speed Electrical-Driven Bearing

MAO Wentao^{1,2}, CHAO Long¹, ZHANG Ziyi¹, SHAO Yibo¹, ZHONG Zhidan³

(1. School of Computer and Information Engineering (School of Artificial Intelligence), Henan Normal University, Xinxiang 453007, China; 2. Engineering Laboratory of Intelligence Business and Internet of Things, Xinxiang 453007, China; 3. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: The vibration signals of high-speed electrical-driven bearings under rapidly-varying rotational speed are characterized by stepwise variations in their statistical characteristics, leading to concept drift in the data distribution. Current anomaly detection methods generally rely on static independent and identically distributed (i. i. d.) assumptions, but still struggle to recognize concept drift well, which further results in false alarms. To address these challenges, a concept drift-aware robust anomaly detection method with streaming data is proposed in this paper. First, an anomaly detection pre-training mechanism based on contrastive learning and tensor decomposition is designed to produce high-quality initial features with both generalization and discriminative capability. Second, a new concept drift-aware deep support vector data description (Deep SVDD) model is constructed to enable rapid fine-tuning of streaming data, while calculating the local deviation scores under hyper-sphere constraint. A distribution-aware mechanism using sliding windows and kernel density estimation (KDE) is also integrated to calculate concept drift scores. Finally, these two scores are evaluated together to determine whether the model update under new data distribution is required, with early fault occurrence precisely recognized. Experimental validation on our high-speed bearing testbed under varying operating conditions demonstrates that concept drift points can be accurately filtered out with real early fault identified. The proposed method provides an advance warning of 10 samples compared to the supervisory alarm, while maintaining a zero false alarm rate.

Keywords: concept drift; streaming data; anomaly detection; contrastive learning; early fault detection