

一种基于深度迁移学习的滚动轴承早期故障在线检测方法

毛文涛^{1,2} 田思雨¹ 窦智^{1,2} 张迪¹ 丁玲¹

摘要 近年来,深度学习技术已在滚动轴承故障检测和诊断领域取得了成功应用,但面对不停机情况下的早期故障在线检测问题,仍存在着早期故障特征表示不充分、误报警率高等不足.为解决上述问题,本文从时序异常检测的角度出发,提出了一种基于深度迁移学习的早期故障在线检测方法.首先,提出一种面向多域迁移的深度自编码网络,通过构建具有改进的最大均值差异正则项和 Laplace 正则项的损失函数,在自适应提取不同域数据的公共特征表示同时,提高正常状态和早期故障状态之间特征的差异性;基于该特征表示,提出一种基于时序异常模式的在线检测模型,利用离线轴承正常状态的排列熵值构建报警阈值,实现在线数据中异常序列的快速匹配,同时提高在线检测结果的可靠性.在 XJTU-SY 数据集上的实验结果表明,与现有代表性早期故障检测方法相比,本文方法具有更好的检测实时性和更低的误报警数.

关键词 早期故障检测, 在线检测, 迁移学习, 异常检测, 深度自编码网络

引用格式 毛文涛, 田思雨, 窦智, 张迪, 丁玲. 一种基于深度迁移学习的滚动轴承早期故障在线检测方法. 自动化学报, 2022, 48(1): 302-314

DOI 10.16383/j.aas.c190593

A New Deep Transfer Learning-based Online Detection Method of Rolling Bearing Early Fault

MAO Wen-Tao^{1,2} TIAN Si-Yu¹ DOU Zhi^{1,2} ZHANG Di¹ DING Ling¹

Abstract In recent years, deep learning techniques have been successfully applied to fault detection and diagnosis for rolling bearings. However, for online detection of incipient fault without system halt, these techniques still have some shortcomings such as insufficient feature representation of incipient fault and high false alarm rate. To solve such problems, this paper presents a new deep transfer learning-based online detection approach on the perspective of temporal anomaly detection. First, a new deep auto-encoder network with multi-domain transferring is proposed by constructing a new loss function with the maximum mean discrepancy regularizer and Laplace regularizer. This model can adaptively extract the common feature representation among the data of different domains, and effectively improve the feature difference between normal state and early fault state as well. Second, with the obtained feature representation, a new online detection model based on temporal anomaly pattern is proposed. By utilizing the permutation entropy of normal state of offline bearings to build an alarm threshold, this model can match quickly anomaly sequence of the online monitoring data, and then improve the detection reliability. The experimental results on the XJTU-SY bearings dataset demonstrates that the proposed approach obtains better real-time detection performance and lower false alarm rate compared to some state-of-the-art methods of incipient fault detection.

Key words Incipient fault detection, online detection, transfer learning, anomaly detection, deep auto-encoder network

Citation Mao Wen-Tao, Tian Si-Yu, Dou Zhi, Zhang Di, Ding Ling. A new deep transfer learning-based online detection method of rolling bearing early fault. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 302-314

收稿日期 2019-08-18 录用日期 2020-04-27

Manuscript received August 18, 2019; accepted April 27, 2020

国家重点研发计划重点专项项目 (2018YFB1701400) 和自然科学基金 (U1704158) 资助

Supported by National Key Research & Development Program of China (2018YFB1701400) and National Natural Science Foundation of China (U1704158)

本文责任编辑 穆朝絮

Recommended by Associate Editor MU Chao-Xu

1. 河南师范大学计算机与信息工程学院 新乡 453007 2. “智慧商务与物联网技术”河南省工程实验室 新乡 453007

1. School of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007 2. Engineering Laboratory of Intelligence Business & Internet of Things, Xinxiang 453007

随着科技发展,各类工程设备的工作和运行环境变得越来越复杂.作为机械设备的关键零部件,滚动轴承在长期大载荷、强冲击等复杂工况下,极易产生各种故障,导致机械工作状况恶化.针对轴承的故障预测与健康诊断 (Prognostics and health management, PHM) 技术应运而生.若能在故障发生初期即进行准确、可靠的检测和诊断,则有助于进行及时维修,避免严重事故的发生.早期故障检测已成为 PHM 的关键技术环节之一^[1].近年来,随着传感技术和机器学习技术的快速发展,数据驱动

的智能化故障检测和诊断技术受到广泛关注. 如何利用历史采集的状态监控数据、提高目标轴承早期故障检测结果的准确性和稳定性成为研究热点和难点, 具有明确的学术价值和应用需求.

本文关注的是不停机情况下的早期故障在线检测问题. 这种方式有助于实时评估轴承工作状态, 避免因等待停机检查而产生延误、造成经济损失, 因此对早期故障的在线检测越来越受到工业界的重视. 由于在线应用场景的制约, 与一般故障检测相比, 早期故障在线检测具有如下需求: 1) 检测结果应具有较好的实时性, 能尽可能快速准确地识别出早期故障; 2) 检测结果应具有较好的鲁棒性, 能尽可能避免正常状态下轻微异常波动的影响, 相比于漏报警 (现有方法对成熟故障检测已较成熟), 更需避免误报警; 3) 检测模型应具有较高的可靠性, 在线检测过程中无需反复进行阈值设定和模型优化. 上述需求对检测方法提出了新的挑战.

目前, 在线场景下的早期故障检测基本是采用现有的早期故障检测方法、直接用于在线环境, 其通常做法包括: 从振动信号等监测数据中提取时频特征^[2]、小波特征^[3]、包络谱特征^[4]等早期故障特征, 进而构建支持向量机 (Support vector machine, SVM)^[2]、朴素 Bayes 分类器^[5]、Fisher 判别分析^[6]、人工神经网络^[7]、单类 (One-class) SVM^[8] 等机器学习模型进行异常检测, 取得了一定结果. 但是, 上述方法通常无法自适应提取特征, 同时需要一定的离线数据训练得到检测模型, 但目标对象在线场景下采集到的数据有限, 且其数据分布与训练数据的分布可能因随机噪声、变工况等原因而存在差异, 导致离线训练的模型并不完全适合于在线数据, 容易降低检测结果的准确性; 其次, 上述方法通常采用基于异常点的检测算法, 未充分考虑样本前后的时序关系, 容易因数据微小波动而产生误报警, 降低检测结果的鲁棒性; 再次, 为降低误报警, 这类方法需要反复调整报警阈值. 此外, 基于系统分析的故障诊断方法^[9]利用状态空间描述建立机理模型, 可获得理想的诊断和检测结果, 但这类方法通常需要提前知道系统运动方程等信息, 对于轴承运行过程来说, 这类信息通常不易获知. 近年来, 神经网络已被成功应用于早期故障特征的自动提取和识别^[10-11], 可自适应地提取信息丰富和判别能力强的深度特征, 因此具有较好的普适性. 但是, 这类方法一方面需要大量的辅助数据进行模型训练, 而历史采集的辅助数据与目标对象数据可能存在较大不同, 直接训练并不能有效提升在线检测的特征表示效果; 另一方面, 在训练过程中未能针对早期故障

引发的状态变化而有目的地强化相应特征表示. 因此, 深度学习方法在早期故障在线检测中的应用仍存在较大的提升空间.

综合上述分析, 提升早期故障在线检测效果的关键在于: 1) 提高早期故障特征的代表能力, 尤其是增强正常状态特征与早期故障特征的区分度; 2) 合理利用不同工况、甚至不同来源的辅助数据进行模型训练; 3) 构建简单有效的报警策略, 降低正常状态中的误报警率. 考虑上述需求特点, 本文拟从时序异常检测的角度出发, 引入深度迁移学习方法, 为早期故障在线检测问题提供一个有效的解决方案. 作为机器学习领域的研究热点之一, 迁移学习是一类运用已有知识对不同但相关问题求解的机器学习方法. 通过利用一个领域数据 (称为源域) 所蕴含的先验信息、提升另一个相关但不同的领域 (称为目标域) 中预测模型的性能, 迁移学习已被证明可有效解决可用训练样本不足的学习问题^[12]. 其中, 领域自适应方法^[13]是迁移学习方法的一种, 通过学习源域和目标域的公共特征映射, 从而实现领域知识的跨域传递, 实现不同来源辅助数据的跨领域信息传递. 尤其是近年来深度学习技术快速发展, 构建在深度神经网络之上的迁移学习方法开始受到国内外学者的重点关注. 借助于深度模型自适应的特征提取能力和端到端的训练方法, 深度迁移学习已经成功用于解决物体识别^[14]、电池寿命预测^[15]、疾病检测^[16]等问题, 证明利用深度模型提取不同领域数据的公共特征、提高目标域数据量较少情况下建模效果的做法是可行的. 有学者采用深度自编码网络、深度卷积网络等构建迁移学习模型, 并在故障诊断^[17-20]领域取得了初步应用. 这表明深度迁移学习方法可以在不同工况、不同噪声环境之间有效传递故障信息, 弥补不同工况下轴承可用数据不足的限制, 提高诊断精度. 这类工作的关键在于利用深度模型自动学习跨领域状态监测数据的可迁移故障特征^[17], 并形成对故障发生模式的抽象描述信息. 这一思路同样适合于早期故障的在线检测问题, 即利用不同工况下辅助数据所蕴含的故障发生模式信息, 提高在线环境下的时序异常检测精度. 而从时序角度构建异常检测模型, 以序列片段 (而非样本点) 作为检测对象, 有助于提高异常状态的识别准确率, 也利于提升故障报警的稳定性.

基于此, 本文提出了一种基于深度迁移学习的早期故障在线检测方法. 具体来说, 本文通过在多层自编码器的目标函数中添加域间差异正则项与权重系数的 Laplace 正则项, 获得更具有表示能力的早期故障特征, 并在此基础上, 利用离线数据正常

状态的排列熵值构建报警阈值, 通过异常序列匹配, 实现在线数据中时序故障模式的快速检测. 最后, 在滚动轴承实验上验证了本文方法的有效性. 本文贡献可概括为:

1) 提出了一种多域迁移深度自编码网络模型. 与现有绝大多数深度迁移学习模型不同, 该模型所提取特征可在有效减少多个源域数据分布差异的同时, 放大时序数据的变化趋势, 从而提高早期故障特征与正常状态特征的分度, 因此更适用于故障检测问题. 根据作者文献调研, 目前尚未发现深度迁移学习方法在早期故障检测问题上的应用.

2) 提出了一种基于深度迁移学习的故障在线检测模型. 该模型依托于不同工况数据提取的公共特征, 将故障报警策略与在线检测相融合, 直接通过异常序列的自适应匹配, 完成故障报警. 与现有研究主要依赖异常点识别的做法相比, 这一做法可有效提高在线环境下故障检测的准确率和鲁棒性, 同时降低误报警率.

1 问题描述

设在不同工况下对同一型号的轴承进行重复实验, 可得多工况下的状态监测数据集 $\{\{\mathbf{x}_i^1\}_{i=1}^{n_1}, \{\mathbf{x}_i^2\}_{i=1}^{n_2}, \dots, \{\mathbf{x}_i^k\}_{i=1}^{n_k}\}$, 每个工况下包含 n^k 个样例. 样本 \mathbf{x}_i^k 属于样本空间 χ^k , 数据生成服从边缘概率分布 $P(\chi^k)$. 由于受测量环境多样、操作条件存在差异等复杂因素的影响, 不同工况下采集的数据分布有很大的差异. 从统计分析角度可认为, 不同工况的监测数据服从不同的边缘概率分布.

参考迁移学习相关概念和故障诊断领域相关术语^[17], 本文涉及的在线早期故障检测问题应满足以下条件:

1) 所有数据都包括从正常状态到故障状态的退化过程, 不同工况下的实验数据从正常状态到早期故障状态的演变具有内在的一致性.

2) 监测数据集中, 只有运行的初期阶段被认为是正常状态数据, 其余数据不存在健康标记; 同时, 正常状态数据与早期故障数据变化幅度较小, 相对较难以区分.

3) 目标域 \mathcal{D}^t 由在线检测的目标对象数据的样本空间 χ^t 及其服从的数据分布 $P(\chi^t)$ 组成, 即 $\mathcal{D}^t = \{\chi^t, P(\chi^t)\}$, 由于在线场景限制, 目标域数据量通常较少, 同时需要实现快速、准确的检测.

4) 源域 \mathcal{D}^s 由与在线检测环境不同的工况下轴承数据样本空间 χ^s 及其服从的数据分布 $P(\chi^s)$ 组成, 即 $\mathcal{D}^s = \{\chi^s, P(\chi^s)\}$, 为目标对象的在线检测提供所需的正常状态到早期故障状态的演化知识.

与故障诊断不同, 在线故障检测本质为异常检测问题, 即只有开始运行阶段的数据为正常状态标记, 根据异常数据与正常状态数据的偏差实现检测. 通过源域监测数据进行训练, 可以建立其样本空间 χ^s 至正常状态标记空间 γ^s 的非线性映射关系 $f: \chi^s \mapsto \gamma^s$, 即为轴承的异常检测知识. 由于目标域数据量通常较少, 所建立的异常检测模型 $f: \chi^t \mapsto \gamma^t$ 检测相对较难区分的早期故障数据存在一定困难, 因此, 本文旨在利用源域的异常检测知识, 提高目标域的检测准确度. 上述过程中, 迁移学习的作用体现在: 1) 适配源域与目标域的监测数据分布, 建立正常状态公共特征表示; 2) 借助源域中正常状态数据与早期故障数据之间的分度信息, 促进目标域检测模型的有效性和鲁棒性.

2 基于深度迁移学习的早期故障在线检测

整体而言, 本文所提方法包括离线训练和在线检测两个阶段. 其中, 离线阶段的主要任务是深度迁移学习模型的构建和异常检测模型的构建, 在线阶段则直接利用公共特征表示提取目标对象的特征并进行异常识别. 为了表述方便, 表 1 给出了本文常用的符号总结.

表 1 本文所用符号与对应描述

Table 1 Symbols and corresponding descriptions used in this paper

符号	描述	符号	描述
\mathcal{D}^s	源域	\mathcal{D}^t	目标域
W, b	自编码器的权重矩阵和偏置	f, g	激活函数
s_c	工况数量	m	监测数据的组数
X	数据矩阵	Y	标签矩阵
\mathbf{x}	单个样本	y	单个样本的标签
n	样本数量	H	特征矩阵
p	数据分布	W'	W 的转置

2.1 多域迁移深度自编码网络

不失一般性, 本文首先选取多层自编码器作为基础的深度网络模型. 自编码器由编码器和解码器组成. 编码器用于从输入数据中提取特征, 表示为: $H = f(WX + b)$, 其中 W 为输入层与隐层的权重矩阵. 解码器用于从提取的特征中重构输入数据, 表示为: $Z = g(W'H + b')$. 激活函数通常可使用 sigmoid 函数: $\text{sigmoid}(x) = 1/(1 + e^{-x})$. 自动编码器的目标是使下列重构误差最小化:

$$\mathcal{L}_{AE} = \frac{1}{2n} \|Z - X\|_F^2 \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数.

其次, 为了消除源域和目标域数据分布的差异, 本文在损失函数中引入最大均值差异 (Maximum mean discrepancy, MMD) 正则项. MMD 是估计分布差异的一个准则, 与 KL 散度等参数化准则不同, MMD 基于再生核希尔伯特空间来度量误差, 适合估计不同分布之间的非参数化距离, 从而避免计算中间密度, 减少计算工作量^[18]. 以 $\mathcal{D}^s, \mathcal{D}^t$ 为例, MMD 距离定义为^[12]:

$$\text{MMD}(X^s, X^t) = \left\| \frac{1}{n^s} \sum_{i=1}^{n^s} \varphi(\mathbf{x}_i^s) - \frac{1}{n^t} \sum_{j=1}^{n^t} \varphi(\mathbf{x}_j^t) \right\|_{\mathcal{H}} \quad (2)$$

其中, \mathcal{H} 表示再生核希尔伯特空间, X^s 和 X^t 分别表示源域和目标域中的输入样本集, n^s 和 n^t 分别表示源域和目标域的样本个数. 式 (2) 表示两个域的原始样本在非线形映射 $\varphi(\cdot)$ 上的均值差异. 寻找一个 $\varphi(\cdot)$ 使得式 (2) 最小化, 即可诱导得到两个域之间的公共特征空间.

需要注意的是, 式 (2) 度量的是两个域之间的分布差异. 而在故障检测问题中, 由于主要采用正常状态数据构建检测模型, 因此便于引入多种工况下的监测数据来训练迁移学习模型. 若利用式 (2) 进行域间差异最小化, 则需要两两操作, 计算过于复杂; 若将多种工况的数据统一作为源域 X^s , 又忽略了不同工况数据之间的分布差异. 因此, 本文对式 (2) 进行改进, 以适配多个域的数据分布, 得到具有普适性的公共特征表示, 以便目标域中新采集的在线数据直接提取特征. 首先, 计算源域 $\{X^s: X^{s_1}, \dots, X^{s_c}\}$ 和目标域 X^t 中每组监测数据在 $\varphi(\cdot)$ 上的函数值均值 $\frac{1}{n^j} \sum_{i=1}^{n^j} \varphi(\mathbf{x}_i^j)$, 其中 n^j 表示第 j 个轴承的样本数, s_c 表示工况数量; 然后计算所有监测数据 $\{X^s, X^t\}$ 的均值 $\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{n^j} \sum_{i=1}^{n^j} \varphi(\mathbf{x}_i^j)$, 其中 m 表示所有源域与目标域的轴承数; 最后, 计算上述两个均值的差, 作为整体分布偏离程度的度量. 考虑到异常检测的特点, 故此处计算仅使用正常状态数据, 其目的是解决不同工况下正常状态数据的分布差异. 具体表达如下:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{MMD}} = \text{MMD}(X^{s_1}; \dots; X^{s_c}; X^t) = \\ \text{MMD}(X_1^{s_1}, \dots, X_{m_a}^{s_1}; \dots; X_{m_b}^{s_c}, \dots, \\ X_{m_c}^{s_c}; X_{m_d}^t, \dots, X_m^t) = \\ \sum_{j=1}^m \left\| \frac{1}{n^j} \sum_{i=1}^{n^j} \varphi(\mathbf{x}_i^j) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{n^j} \sum_{i=1}^{n^j} \varphi(\mathbf{x}_i^j) \right\|_{\mathcal{H}} \quad (3) \end{aligned}$$

再次, 由于最小化式 (3) 会迫使权重 W 下降至接近于零, 从而导致信息丢失, 为了使权值不为零并加强正常状态数据与早期故障数据的区分度, 本文参考文献 [21] 中图像平滑的原理, 构建权重矩阵的拉普拉斯 (Laplace) 正则项, 如下所示:

$$\mathcal{L}_{\text{weight}} = \sum_{k=1}^K \exp\left(-\frac{\|\Delta \cdot W_k\|_F^2}{\sigma}\right) \quad (4)$$

其中, K 表示多层自编码器中的权重矩阵的个数, σ 表示惩罚因子, $\Delta = D_1 \otimes I_2 + I_1 \otimes D_2$, I_1 和 I_2 是单位矩阵, D_1 和 D_2 是 Laplace 算子. 此处 D_1 和 D_2 采用修正 Neuman 离散化算子^[21], 其作用是对权重矩阵 W 进行二阶差分, 使得 W 中相邻权重差异性变小, 因此, 最小化 $\mathcal{L}_{\text{weight}}$ 即可放大相邻权重的变化. 此处计算使用从正常状态到故障状态的全部数据, 虽然相邻权重差距变大会导致所有样本对应的隐层特征差异性变大, 但对于早期故障样本, 其数据幅值波动要大于正常状态样本, 因此, 对应权重的放大作用也要高于正常状态样本. 由此, 最小化 $\mathcal{L}_{\text{weight}}$ 可突出信号波动趋势, 得到对早期故障更为敏感的特征表示.

将这三部分集成到一起, 最终得到多域迁移深度自编码器的目标函数:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{AE}} + \lambda \mathcal{L}_{\text{MMD}} + \frac{\mu}{2} \mathcal{L}_{\text{weight}} \quad (5)$$

其中, $\lambda, \mu > 0$ 为正则化参数. λ 值越大, 意味着对多域公共特征的提取能力要求越高, 反之对不同域之间数据分布差异的容忍度越高; μ 值越大, 可更加突出相邻权重的差距, 反之将减弱对信号波动的突出效果. 最小化式 (5) 可采用小批量梯度下降法^[20]. 多域迁移的深度自编码网络结构如图 1 所示:

对于式 (5) 所给出的目标函数, 优化步骤如下:

1) 初始化: 给定源域数据的频谱数据集 $\{\{\mathbf{x}_i^{s_1}\}_{i=1}^{n_1}, \{\mathbf{x}_i^{s_2}\}_{i=1}^{n_2}, \dots, \{\mathbf{x}_i^{s_k}\}_{i=1}^{n_k}\}$ 与目标域数据的频谱数据集 $\{\{\mathbf{x}_i^t\}_{i=1}^{n_t}\}$ 作为训练集; 随机初始化多域迁移深度自编码网络的训练参数 W_0, b_0 ; 设置惩罚因子 λ, μ .

2) 前向传播: a) 从训练集中选取小批量数据执行式 (1), 计算重构误差; b) 取训练集中全寿命数据的初始部分的正常数据, 通过公式 $H = f(W_0 X + b_0)$ 计算该正常期数据的隐藏层特征表示, 并根据式 (3) 计算不同域之间的 MMD 值; c) 取训练集中全寿命数据, 执行式 (4), 计算训练参数 W 的波动情况; d) 执行式 (5) 计算该网络的目标函数值, 然后进行迭代, 若迭代次数小于设定值 κ 则执行步骤 3), 反之执行步骤 4).

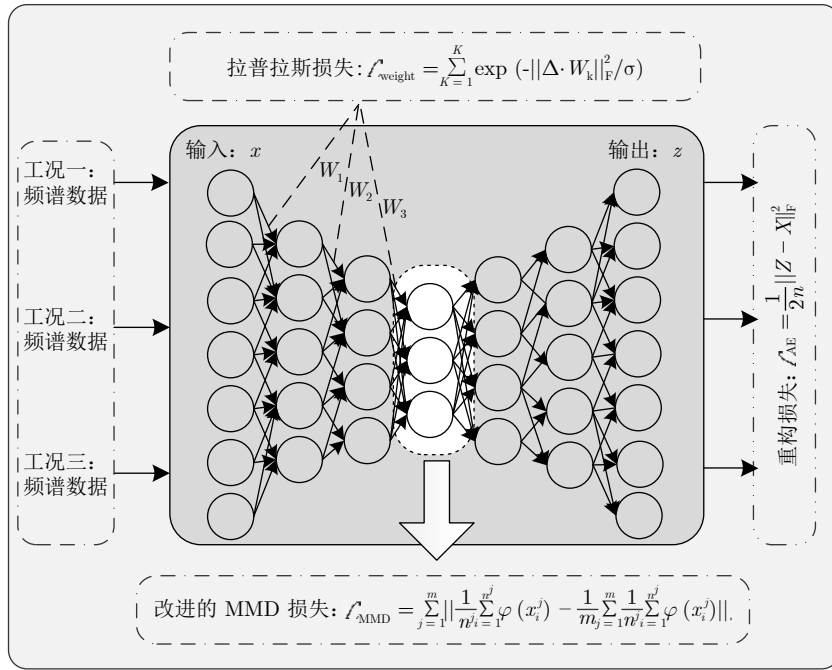


图 1 多域迁移深度自编码网络结构图

Fig.1 Architecture of deep auto-encoder network with multi-domain transferring

3) 反向传播: a) 采用 GradientDescent 优化算法, 反向逐层更新带训练参数 W, b ; b) 返回步骤 2)。

4) 特征提取: 保存训练参数 W, b , 输入训练数据集频谱数据以及目标检测轴承的频谱数据, 根据公式 $H = f(W_0 X + b_0)$ 提取两者的隐藏层特征, 进而进行异常检测模型的构建。

2.2 异常检测模型

在线场景下, 故障检测模型应具有较好的准确性和实时性, 同时应尽可能简单. 本节拟采用异常序列检测的方式, 利用排列熵构建鲁棒的检测模型. 排列熵是一种动力学突变检测方法, 对信号的微小变化有放大作用, 具体原理参考文献 [19]. 这里以第 3 节实验数据中轴承 1 为例进行简要说明. 首先, 对于第 2.1 节提取的深度特征, 划分成长度为 100 个样本的序列, 对每一段序列计算其排列熵的值, 其中滑动窗口为 10 个样本, 嵌入维数为 3, 延迟时间为 3, 对应排列熵值的变化如图 2 所示, 为便于观察, 对图 2 局部放大如图 3 所示.

图 2 中可以看出, 虽然排列熵可以放大数据的局部变化趋势, 但需要设置一个合理的阈值进行在线异常检测. 采用深度迁移学习方法, 不同工况下的监测数据可以提取到公共特征, 在此基础上, 本文借助这些离线数据, 计算更为合理的报警阈值. 检测过程如下.

首先, 利用第 2.1 节中 $H = f(WX + b)$ 所提取

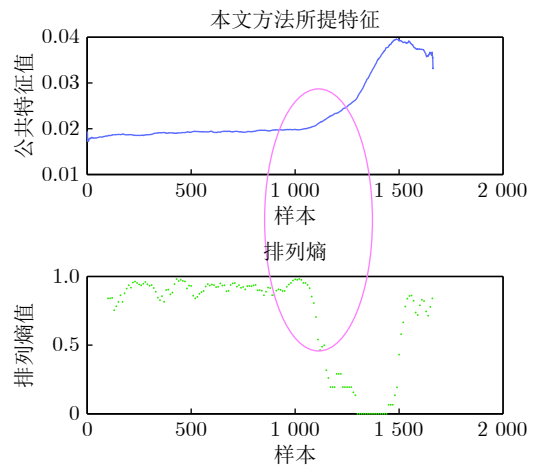


图 2 本文方法所提取的公共特征及其对应的排列熵值
Fig.2 The extracted common features and their corresponding permutation values

的公共特征, 计算不同工况轴承数据正常状态的排列熵值. 具体步骤为 [22]: 1) 对序列片段 $L = \{L(k), k = 1, 2, \dots, n\}$ 进行相空间重构, 得到矩阵 K_{ij} ; 2) 对 K_{ij} 的每行进行升序排列, 构建相应的索引矩阵 S_{ij} ; 3) 计算序列 L 的排列熵: $H_{PE}(j) = -\sum_i P_i \ln P_i$, 其中 P_i 为 S_{ij} 中每种排列出现的概率. 本文中, 为了便于计算, 对 H_{PE} 进行归一化处理, 即 $0 \leq H_{PE}^* = H_{PE} / \ln(j!) \leq 1$, 其中 $j!$ 为 S_{ij} 中 j 列数据的总排列数. 其次, 确定上述排列熵的最小值作为阈值标准. 最后, 对在线检测数据, 采用滑动窗口生

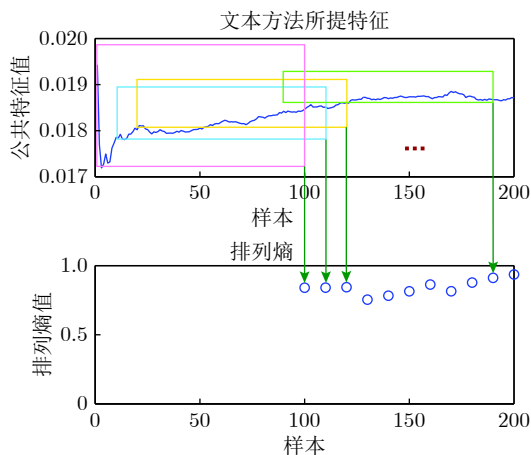


图 3 图 2 的局部放大图

Fig.3 Partial enlarged view of Fig. 2

成在线序列片段, 并利用多域迁移深度自编码网络直接提取深度特征, 再计算对应的排列熵值, 将其与阈值标准进行匹配, 匹配不上则意味异常发生. 具体流程如图 4 所示.

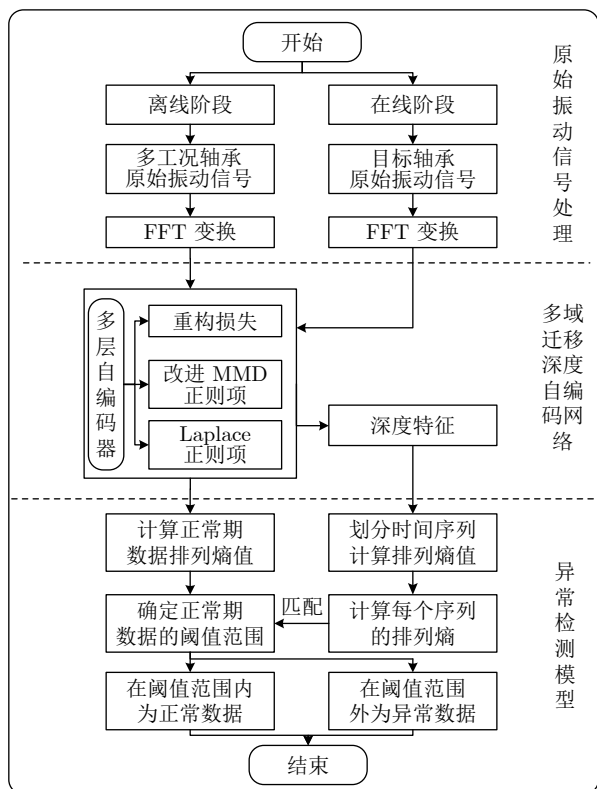


图 4 所提方法流程图

Fig.4 Flow chart of the proposed method

3 实验结果

为了验证本文所提方法的效果, 本节在 XJTU-

SY 数据集上进行对比实验. 实验基本流程如下: 用 XJTU-SY 数据集^[23] 中的两个工况作为源域, 另一个工况作为目标域, 构建深度迁移学习模型, 提取得到公共特征表示; 在此基础上, 将源域中两种工况下的 10 个轴承加上目标域的 4 个轴承作为离线数据, 计算其排列熵值, 确定异常检测阈值; 最后, 将剩余的一个轴承作为目标对象进行在线检测, 利用训练好的公共特征表示直接提取特征, 并按滑动窗口的方式逐序列计算排列熵值, 与阈值进行比较, 判断轴承是否异常.

本文所使用的算法环境是 Python 3.6, 实验电脑配置为 Intel i5 7300 处理器, 8 GB 内存. 所有数据在处理之前均线性归一化到 $[-1, +1]$. 轴承振动信号均采用 FFT 转换为频谱数据, 作为各深度学习模型的输入.

3.1 数据集介绍

本实验选取的数据集是 XJTU-SY 数据集^[23]. 采集该数据集的实验平台如图 5 所示, 该平台能够对轴承进行加速退化实验, 提供 15 个型号为 LDK UER204 的滚动轴承在整个使用寿命内的实际退化数据, 如表 2 所示. 两个 PCB 352C33 加速度计分别放置在垂直轴和水平轴上, 用来测试轴承动信号. 采样频率为 25.6 kHz, 每分钟采样 32 768 个样本点 (相当于 1.28 秒). 由于加载方向为水平方向, 因此放置在水平方向的加速度计能够捕捉到更多被测轴承的退化信息. 本文选择水平振动信号来完成本实验的异常检测.

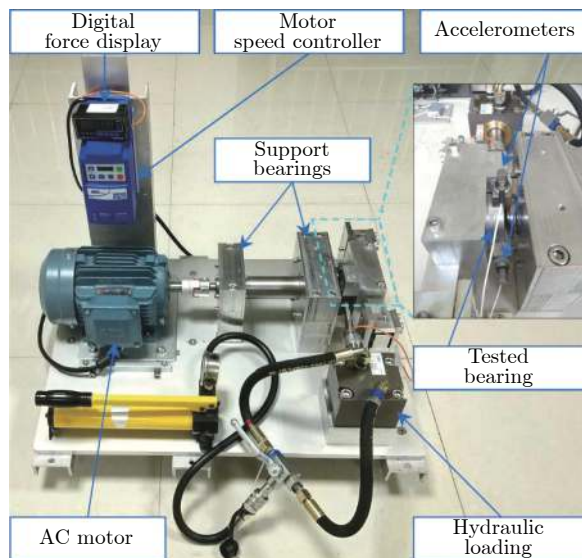


图 5 实验平台^[23]

Fig.5 Experiment platform^[23]

表 2 XJTU-SY 数据集中三种工况描述
Table 2 Description of three working conditions in XJTU-SY dataset

运行条件	径向力 (kN)	转速 (r/min)	轴承数据集
工况1	12	2100	Bearing 1_1 Bearing 1_2 Bearing 1_3 Bearing 1_4 Bearing 1_5
工况2	11	2250	Bearing 2_1 Bearing 2_2 Bearing 2_3 Bearing 2_4 Bearing 2_5
工况3	10	2400	Bearing 3_1 Bearing 3_2 Bearing 3_3 Bearing 3_4 Bearing 3_5

3.2 多域迁移深度自编码网络实验结果

本节主要给出所提深度迁移学习模型的效果. 考虑到训练样本较多, 为保证模型的可靠性, 本实验中训练次数设为 10000 次, 或训练损失小于 0.01 时终止训练. 首先, 以所有三种工况中的 15 个轴承的正常状态信号为例, 图 6 和图 7 分别给出了采用多层深度自编码器^[24]和采用第 2.1 节所提方法所得深度特征的概率密度分布图及特征分布图. 如图 6(a) 可以看出, 不同工况下轴承正常状态数据的分布存在较大差别, 即使是相同工况下, 轴承数据分布也有一些波动. 而采用本文方法, 如图 7(a) 所示, 所有工况下的数据分布趋于一致. 同时, 对比图 6(c) 和图 7(c), 本文方法所提特征明显有聚合现象. 这表明本文方法可有效提取不同工况下轴承正常状态数据的公共特征.

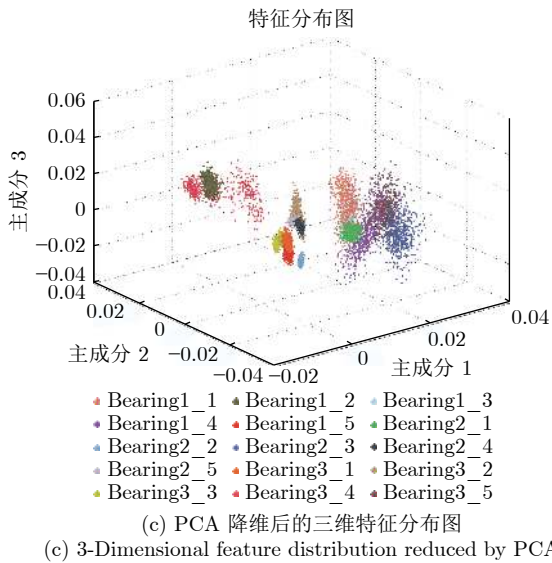


图 6 采用多层深度自编码器提取的三种工况下轴承正常状态数据的特征分布

Fig.6 Feature distribution of bearing normal state data extracted by multi-layer deep auto-encoder under three working conditions

为验证本文方法的收敛效果, 图 8 给出了上述训练过程中训练误差的变化图. 为了提高显示效果, 图 8 仅截取前 1000 训练轮次进行展示. 可以看到, 在训练次数 100 左右, 训练误差已经明显收敛, 此

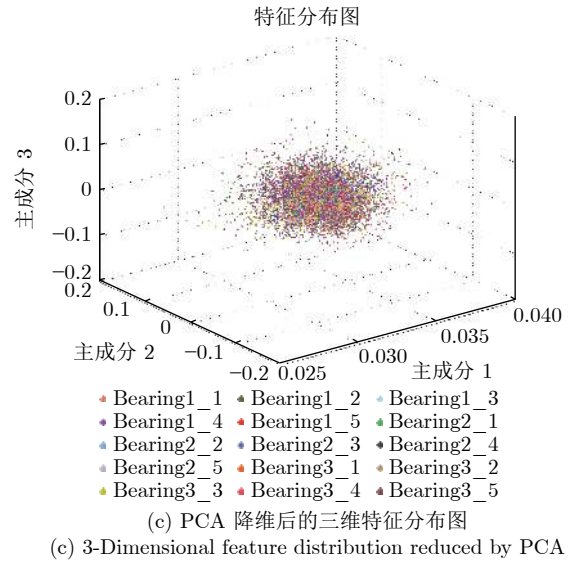


图 7 采用本文方法提取的三种工况下轴承正常状态数据的特征分布

Fig.7 Feature distribution of bearing normal state data extracted by the proposed method under three working conditions

后的训练轮次中, 训练误差虽仍继续下降, 但下降速度逐渐放缓, 整体趋于收敛.

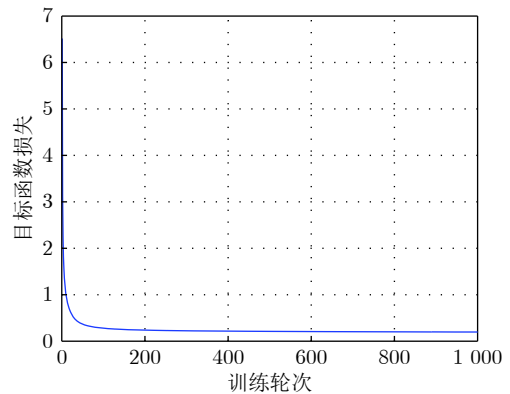


图 8 本文方法训练损失变化趋势图

Fig.8 Changing trend of training loss of the proposed method

为进一步验证深度迁移学习对于故障检测结果的效果, 我们分别采用图 6 和图 7 所提特征, 计算正常状态数据的排列熵, 如图 9 所示.

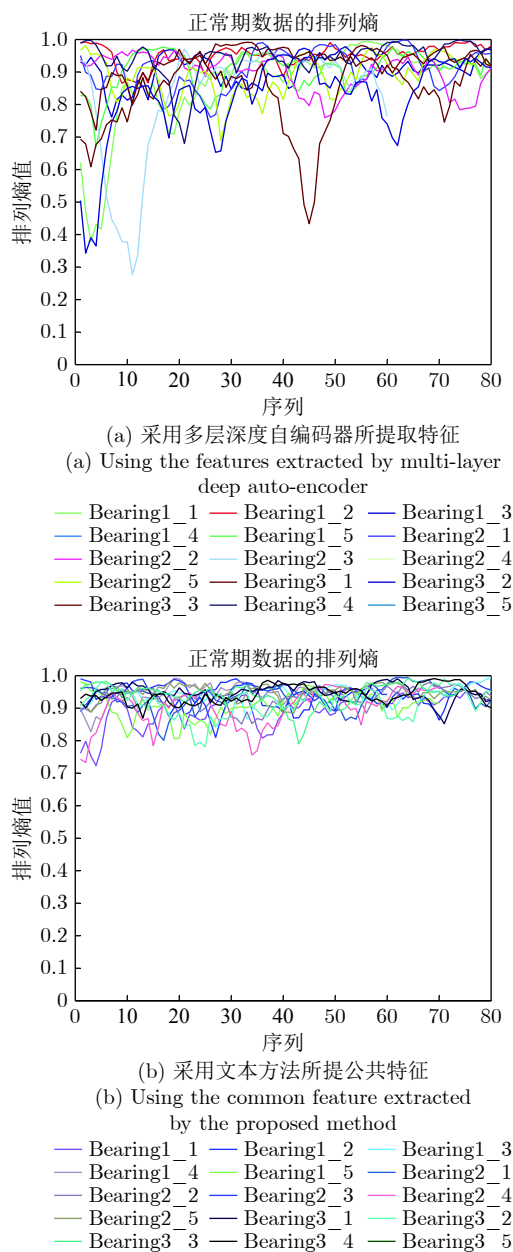


图9 三种工况下 15 个轴承正常状态数据的排列熵
Fig.9 Permutation entropy of 15 bearings in normal state under all three working conditions

限于篇幅, 此处不再提供每个轴承的特征序列和对应的排列熵值. 由图 9(a) 可知, 未采用迁移学习之前, 由于正常状态数据存在一定的分布差异, 导致其排列熵值几乎跨越从 0 到 1 的全部范围. 而采用深度迁移学习提取公共特征之后, 如图 9(b) 所示, 正常状态数据的排列熵值保持在较小范围内波动, 这意味着可根据波动范围设置一个合理的阈值作为异常检测的标准, 为构建简单快速的在线异常检测模型提供了基础.

其次, 为验证式 (4) 所示 Laplace 正则项对于

提取早期故障特征的作用, 本文随机选取工况 1 下轴承 5 和工况 2 下轴承 4 为对象, 分别计算本文方法加入 Laplace 正则项前后所提特征及对应的排列熵值, 如图 10 和图 11 所示. 可以看出, 对于两个目标轴承, 采用 Laplace 正则项后所提的公共特征(红线)在状态发生变化时波动幅度更大, 其所对应的排列熵值更具有明显的阶跃现象. 这表明式 (4) 所示 Laplace 正则项可以有效增强正常状态与早期故障状态的区分度, 提取的特征更为敏感, 同时也表明, 排列熵具有更好的判别效果.

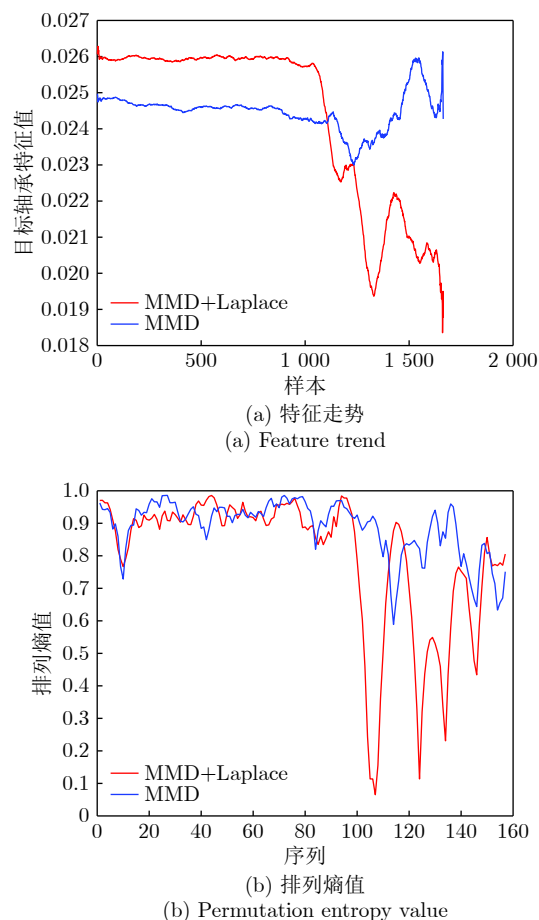
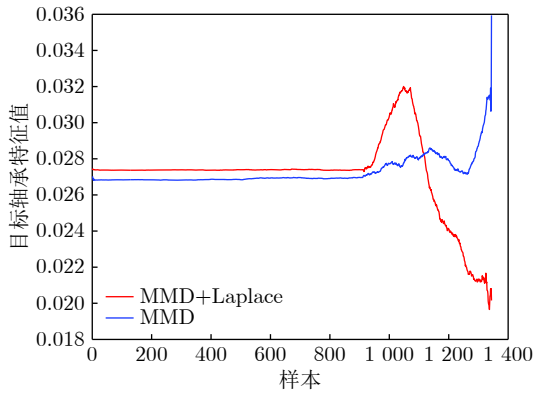


图 10 工况 1 下轴承 5 的特征走势及对应的排列熵值 (其中红线与蓝线分别为加入和未加入 Laplace 正则项的本文方法所对应效果)

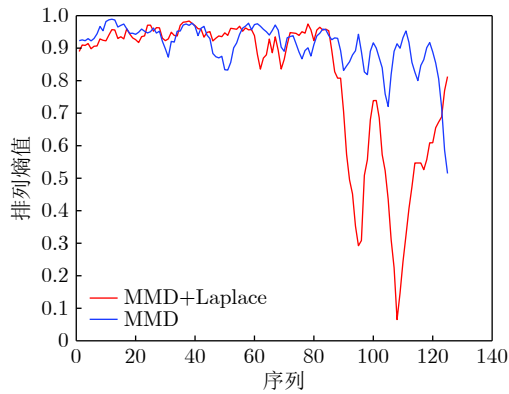
Fig.10 Feature trend and the corresponding permutation entropy value of bearing 5 under working condition 1 (where the red and blue curves show the effect with or without Laplace regularizer, respectively)

3.3 实验结果

本节分别选择两个轴承作为目标检测轴承, 剩余 14 个轴承用作离线训练, 目标轴承所属工况即为目标域, 另两个工况为源域.



(a) 特征走势
(a) Feature trend



(b) 排列熵值
(b) Permutation entropy value

图 11 工况 2 下轴承 4 的特征走势及对应的排列熵值 (其中红线与蓝线分别为加入和未加入 Laplace 正则项的本文方法所对应效果)

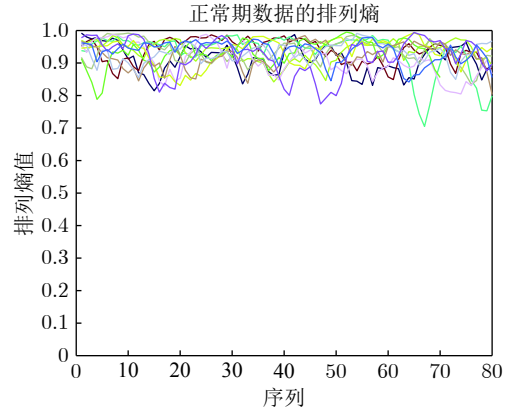
Fig.11 Feature trend and the corresponding permutation entropy value of bearing 4 under working condition 2 (where the red and blue curves show the effect with or without Laplace regularizer, respectively)

实验 1. Bearing1-5 为目标检测轴承

对工况 1 下轴承 5 的检测结果如图 12 所示。可以看出, 14 个离线训练轴承正常状态数据的排列熵值基本处于同一范围, 这表明深度迁移学习有助于得到正常状态数据的公共特征表示。根据图 12(a) 所示离线轴承正常状态数据的排列熵值, 得到报警阈值为 0.7199, 进而检测第 1090 个样本出现早期故障。这一结果与图 12(b) 中特征走势的变动也是吻合的。

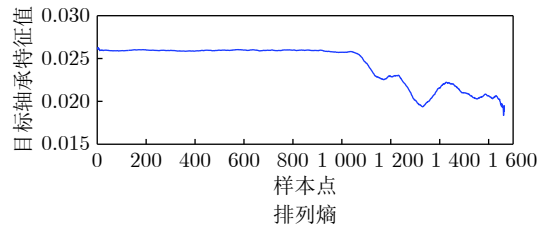
实验 2. Bearing2-4 为目标检测轴承

对工况 2 下轴承 4 的检测结果如图 13 所示。与图 12 相似, 即使调整了源域和目标域的设置, 本文方法依然可以得到 14 个离线训练轴承在较小范围内的排列熵值, 这再次验证了深度迁移学习在提取公共特征方面的效果。根据图 13(a), 得到报警阈



(a) 源域和目标域中 14 个离线轴承正常状态数据的排列熵值
(a) Permutation entropy values of 14 offline bearings normal state data in source domain and target domain

- Bearing1_1
- Bearing1_2
- Bearing1_3
- Bearing1_4
- Bearing2_1
- Bearing2_2
- Bearing2_3
- Bearing2_4
- Bearing2_5
- Bearing3_1
- Bearing3_2
- Bearing3_3
- Bearing3_4
- Bearing3_5



(b) 目标轴承特征走势及对应的排列熵 (其中红线为 (a) 图确定的阈值 (0.7199))

(b) Feature trend and corresponding permutation entropy of target bearing (where the red line is the threshold (0.7199) determined by Fig.11 (a))

图 12 Bearing1-5 轴承的检测结果

Fig.12 Detection results of bearing 1-5

值为 0.6824, 第 960 个样本被检测为发生早期故障。

3.4 方法对比

为了进一步验证所提方法的优势, 表 3 给出了所提方法与 6 种代表性早期故障检测方法的对比结果。这 6 种方法既包括了两个最新的弱信号分析方法和两个代表性的异常检测算法, 同时还包括了一种基于深度迁移学习的故障诊断方法和一种深度特征匹配的故障检测方法。下面首先给出这 6 种方法的原理和实现细节。

1) BEMD-AMMA^[25]: 该方法利用弱信号分析来检测早期故障。该方法先用带宽经验模态分解

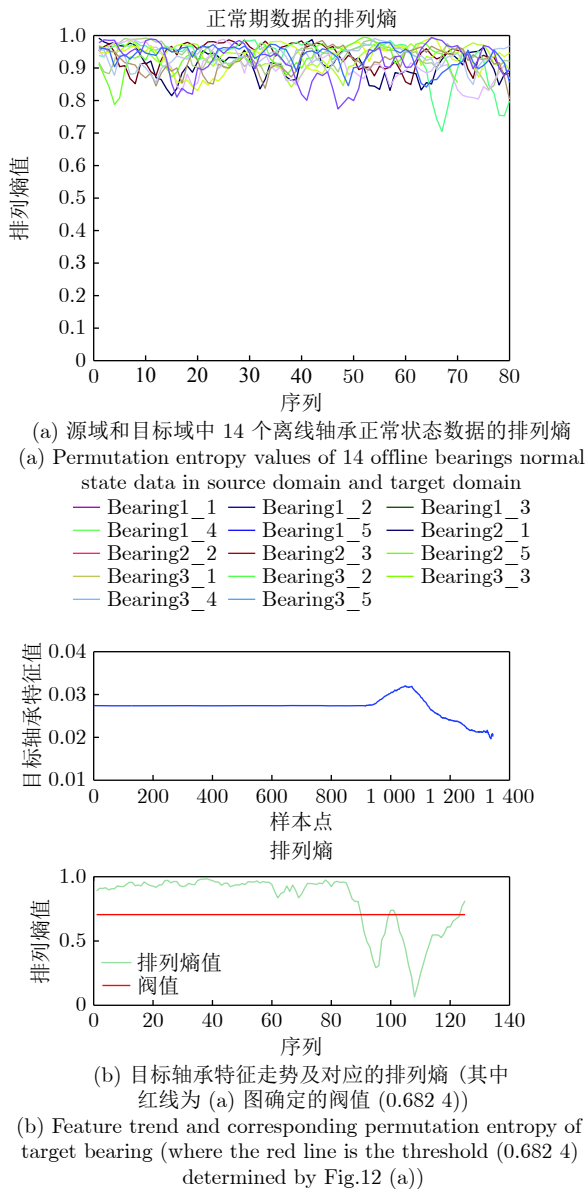


图 13 Bearing2-4 轴承的检测结果

Fig. 13 Detection results of bearing 2-4

表 3 7 种方法对比检测结果

Table 3 Comparative detection results of seven methods

检测方法	Bearing1_5检测		Bearing2_4检测	
	结果	误报警数	结果	误报警数
BEMD-AMMA ^[25]	1110	0	无	0
局部异常值检测 (LOF) ^[26]	1096	35	962	1
iFOREST ^[27]	1250	10	960	13
SDFM ^[28]	1150	0	980	0
DAFD ^[18]	1210	0	1100	0
SRD ^[29]	1170	6	965	2
本文方法	1090	0	960	0

(BEMD) 重构原始振动信号, 再用自适应多尺度形

态分析 (AMMA) 对重构信号解调得到时域信号, 经 FFT 变换得到频谱信号, 通过观察故障特征频率来判断是否发生早期故障。

2) LOF^[26]: 该方法是一种典型的基于距离的异常检测算法。本实验中, 采用目标轴承初始阶段 500 个样本作为正常状态数据, 计算每个样本的 LOF 值, 并选择最大值作为异常检测的阈值, 其中 K 值设为 10。采用多层自编码器提取特征, 网络结构为 [500, 100, 30], 即最终提取的特征维度为 30。

3) iFOREST^[27]: 该方法是一种基于数据切割的集成算法, 通常被认为是最具有代表性的异常检测算法。该方法基本思路是根据每个数据被分割开需要的次数来判断异常程度, 次数越少则越可能是异常数据。树的数目设为 100, 每棵树随机选择 256 个样本进行训练。采用多层自编码提取特征, 网络结构为 [500, 100, 30], 即最终特征维度为 30。

4) SDFM^[28]: 该方法是一种基于深度学习和异常序列匹配的早期故障在线检测方法。该方法通过滑动窗口的方式, 对贯序采集的样本块采用深度自编码提取特征, 并根据匹配精度的变化确定故障发生位置。本实验中, 所采用自编码器的网络结构为 [800, 512, 10], 输出维度为 10。滑动窗口大小设为 100。

5) DAFD^[18]: 该方法是一种基于深度迁移学习的轴承故障诊断方法, 通过在多层自编码器中添加 MMD 正则项, 提高不同工况下故障数据的诊断准确度。该方法适合解决源域中正常状态样本和故障样本已知、目标域只知道正常状态样本的故障诊断问题, 因此也适用于在线检测问题。在本实验中, 利用源域数据和目标域初始阶段少量正常状态样本训练诊断模型, 此后贯序输入目标轴承的 100 个样本识别是否发生故障。自编码器的网络结构为 [500, 100, 50], MMD 正则项参数设为 1, 权重正则项参数设为 10。

6) SRD^[29]: 该方法适合进行多工况下的故障检测, 采用稀疏字典编码的方式, 重构数据近似值与测量值的残差, 并构建 K 近邻距离统计量实现检测。由于该方法流程已包含对多工况数据的混合建模, 因此本实验中, 直接将源域和目标域共三种工况的数据输入模型, 得到置信水平为 95% 的控制限, 由此实现对目标轴承的早期故障检测。原始信号通过多层自编码器提取 30 维特征。

由于上述方法 2, 3, 5 和 6 是针对样本进行故障检测, 本实验中将连续出现 3 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。方法 1 和 4 分别采用信号分析和故障模式匹配的方式, 首次出现异常即认定为故障, 不存在误报警。对比结果分析如下:

1) BEMD-AMMA: 表 3 中, 该方法对于 Bearings2-4 的检测结果不存在, 故取最后一个样本为检测结果. 出现该结果的原因有两个: 1) 轴承故障频率的计算值与实际值存在一定的差别; 2) 该方法本质上是一种去噪算法, 若去噪效果不好则检测结果也会受影响, 因此应用于在线检测时结果存在一定限制.

2) LOF: 该方法的检测结果虽与本文方法基本一致, 没有延后, 但是误报警的情况却很严重. 究其原因, 异常检测结果受正常状态数据波动影响较大. 图 14 给出了与本文方法的对比效果图, 可以看出, 正常数据的轻微波动都会被 LOF 检测为异常而触发误报警, 而本文方法采用异常序列 (而非异常点) 检测的策略, 可以很好地解决该问题.

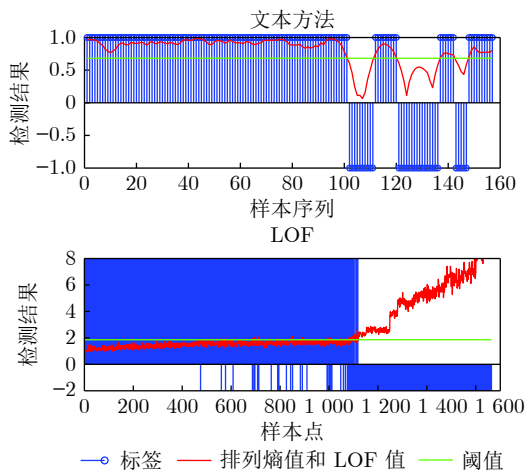


图 14 本文方法与 LOF 算法的检测结果对比图 (其中, 本文方法横坐标为序列编号 (即样本号除以 100), 标签值大于 0 表示样本识别为正常样本, 小于 0 表示识别为异常样本)
Fig.14 Comparative detection results between the proposed method and LOF algorithm (while x -coordinate of the proposed method denotes sequence number (equal to the sample number divided by 100), the label value greater than 0 means the corresponding sample is recognized as normal sample, else as anomaly)

3) iFOREST: 由表 3 可以看到, 该方法不仅检测结果略靠后, 误报警也相对严重. 这是因为对于在线检测问题, 随着样本数的增多, iFOREST 切割次数随之增大, 因此无法提供稳定的在线检测结果. 由于 iFOREST 方法被认为不适用于高维数据, 本实验中分别在 5 至 50 维特征上进行实验, 发现检测结果区别并不大, 最终选择 30 维特征的结果进行对比.

4) SDFM: 从表 3 可以看出, 该方法检测结果较为理想, 同时没有误报警, 这验证了时序异常检测策略的有效性. 但相比本文方法, 在 Bearing1-5

的检测结果略有延迟. 分析原因, 这是因为该方法直接将所有离线训练轴承数据直接输入深度神经网络提取特征, 并未考虑数据分布不一致的问题. 由此表明, 对于分布存在差异的不同来源数据, 直接输入深度学习模型存在一定限制, 经过领域适配则有助于进一步提高深度特征的代表能力.

5) DAFD: 该方法的诊断结果相对靠后. 虽然该方法同样采用深度迁移学习技术, 但其出发点是对正常状态与故障状态数据进行诊断, 所采用的 MMD 距离也是对正常状态数据寻找公共特征子空间. 如果数据区分度较大, 该方法效果较好, 但对于早期故障数据, 故障发生界限并不明显, 此时该方法无法有效地识别数据的缓慢变化. 相反, 本文方法在深度迁移模型中构建 Laplace 正则项, 在寻找不同工况正常状态数据公共特征表示的同时, 增大正常状态与早期故障状态特征的区分度, 因此检测结果对于早期故障更为敏感.

6) SRD: 该方法采用概率密度估计计算异常检测阈值, 检测结果与置信区间的设定密切相关, 置信区间增大, 误报警数降低, 但检测结果后移. 该方法检测结果与其他对比方法结果相近, 同时误报警数较低, 尤其与 DAFD 相比, 其检测结果明显提前. 这表明该方法对多工况下的监测数据实现了有效融合, 所采用的稀疏字典编码的方式可以起到类似于迁移学习的效果. 但与本文方法相比, 其检测结果仍相对靠后, 这是因为该方法并未采用序列检测的方式, 也没有充分考虑增强早期故障特征的区分度.

4 结论

本文针对轴承早期故障的在线检测问题, 提出了一种基于深度迁移学习的异常序列检测方法. 该方法可有效适配多工况下的轴承监测数据, 同时也利用 Laplace 正则项生成更为敏感的早期故障特征, 不仅有助于进行基于排列熵的时序异常检测, 同时增强了检测模型的鲁棒性, 降低误报警率. 该方法模型简单、结果可靠, 因此更适用于早期故障的在线检测.

在下一步工作中, 拟计划引入时序深度学习模型, 有针对性提取时序特征并进行异常序列检测; 此外, 在线检测本质是一种半监督分类问题, 如何实现跨工况、多来源数据上的在线半监督分类, 是需要理论上重点考虑的问题.

References

- 1 Lei Y G, Li N P, Guo L, Li N B, Yan T, Lin J. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*,

- 2018, **104**: 799–843
- 2 Liu R N, Yang B Y, Zhang X L, Wang S B, Chen X F. Time-frequency atoms-driven support vector machine method for bearings incipient fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, **75**: 345–370
- 3 Yang Rui, Li Hong-Kun, He Chang-Bo. Early fault feature extraction of rolling bearing by using optimal wavelet scale cyclic spectrum. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **54**(17): 209–217
(杨蕊, 李宏坤, 贺长波. 利用最优小波尺度循环谱的滚动轴承早期故障特征提取. 机械工程学报, 2017, **54**(17): 209–217)
- 4 Sun Xian-Ming, Liu Huan, Zhao Xin-Guang. Identification and feature extraction of early fault singularity of rolling bearing based on instantaneous envelope scale spectrum entropy. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, **53**(3): 73–80
(孙鲜明, 刘欢, 赵新光. 基于瞬时包络尺度谱熵的滚动轴承早期故障奇异点识别及特征提取. 机械工程学报, 2017, **53**(3): 73–80)
- 5 Dhamande L S, Chaudhari M B. Compound gear-bearing fault feature extraction using statistical features based on time-frequency method. *Measurement*, 2018, **125**: 63–77
- 6 Li F, Wang J X, Chyu M K, Tang B P. Weak fault diagnosis of rotating machinery based on feature reduction with supervised orthogonal local Fisher discriminant analysis. *Neurocomputing*, 2015, **168**: 505–519
- 7 Amar M, Gondal I, Wilson C. Vibration spectrum imaging: A novel bearing fault classification approach. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, **62**(1): 494–502
- 8 Fernández-Francos D, Martínez-Rego D, Fontenla-Romero O, Alonso-Betanzos A. Automatic bearing fault diagnosis based on one-class v-SVM. *Computers & Industrial Engineering*, 2013, **64**(1): 357–365
- 9 Zhang Ke, Jiang Bin. Fault diagnosis observer-based output feedback fault tolerant control design. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(2): 274–281
(张柯, 姜斌. 基于故障诊断观测器的输出反馈容错控制设计. 自动化学报, 2010, **36**(2): 274–281)
- 10 Jia F, Lei Y G, Guo L. A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines. *Neurocomputing*, 2018, **272**: 619–628
- 11 Shao H D, Jiang H K, Zhang X. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network. *Measurement Science and Technology*, 2015, **26**(11): 115002
- 12 Zhuang Fu-Zhen, Luo Ping, He Qing, Shi Zhong-Zhi. Research progress in transfer learning. *Journal of Software*, 2015, **26**(1): 26–39
(庄福振, 罗平, 何清, 史忠植. 迁移学习研究进展. 软件学报, 2015, **26**(1): 26–39)
- 13 He Min, Tang Jian, Guo Xu-Qi, Yan Gao-Wei. Soft sensor for ball mill load using DAMRRWNN model. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(2): 398–406
(贺敏, 汤健, 郭旭琦, 阎高伟. 基于流形正则化域适应随机神经网络湿式球磨机负荷参数软测量. 自动化学报, 2019, **45**(2): 398–406)
- 14 Zhang Xue-Song, Zhuang Yan, Yan Fei, Wang Wei. Status and development of transfer learning based category-level object recognition and detection. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(7): 1224–1243
(张雪松, 庄严, 闫飞, 王伟. 基于迁移学习的类别级物体识别与检测研究与进展. 自动化学报, 2019, **45**(7): 1224–1243)
- 15 Shen S, Sadoughi M, Li M. Deep convolutional neural networks with ensemble learning and transfer learning for capacity estimation of Lithium-Ion batteries. *Applied Energy*, 2020, **260**: 114296
- 16 Din I U, Islam N, Rodrigues J. A novel deep learning based framework for the detection and classification of breast cancer using transfer learning. *Pattern Recognition Letters*, 2019, **125**(1): 1–6
- 17 Lei Ya-Guo, Yang Bin, Du Zhao-Jun, Lv Na. Deep transfer diagnostic method for mechanical equipment failure under big data. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, **55**(7): 1–8
(雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 吕娜. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法. 机械工程学报, 2018, **55**(7): 1–8)
- 18 Lu W N, Liang B, Cheng Y, Meng D S, Yang J, Zhang T. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(3): 2296–2305
- 19 Wen L, Gao L, Li X. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, **49**(1): 136–144
- 20 Yang B, Lei Y, Jia F, Xing S. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, **122**: 692–706
- 21 Cai D, He X F, Hu Y X, Han J W. Learning a spatially smooth subspace for face recognition. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). *IEEE Computer Society*, Minneapolis, USA, June 2007, pp. 1–7.
- 22 Feng Fu-Zhou, Rao Guo-Qiang, Si Ai-Wei. Abnormality detection and diagnosis of rolling bearing based on permutation entropy and neural network. *Noise and Vibration Control*, 2013, **33**(3): 212–217
(冯辅周, 饶国强, 司爱威. 基于排列熵和神经网络的滚动轴承异常检测与诊断. 噪声与振动控制, 2013, **33**(3): 212–217)
- 23 Wang B, Lei Y G, Li N P, Li N B. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, **69**(1): 401–412
- 24 Cho K, Courville A, Bengio Y. Describing multimedia content using attention-based encoder-decoder networks. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, **17**(11): 1875–1886
- 25 Li Y B, Xu M Q, Liang X H, Huang W H. Application of bandwidth EMD and adaptive multi-scale morphology analysis for incipient fault diagnosis of rolling bearings. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(8): 6506–6517
- 26 Ma H H, Hu Y, Shi H B. Fault detection and identification based on the neighborhood standardized local outlier factor method. *Industrial Engineering Chemistry Research*, 2013, **52**(6): 2389–2402
- 27 Domingues R, Filippone M, Michiardi P. A comparative evaluation of outlier detection algorithms: Experiments and analyses. *Pattern Recognition*, 2018, **74**: 406–421
- 28 Mao W, Chen J, Liang X. A new online detection approach for rolling bearing incipient fault via self-adaptive deep feature

matching. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, **69**(2): 443–456

- 29 Guo Xiao-Ping, Liu Shi-Yang, Li Yuan. Fault detection of multi-mode processes employing sparse residual distance. *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. *自动化学报*, 2019, **45**(3): 617–625)



毛文涛 河南师范大学计算机与信息工程学院教授. 主要研究方向为机器学习, 时间序列预测. 本文通信作者.

E-mail: maowt@htu.edu.cn

(**MAO Wen-Tao** Professor at the School of Computer and Information Engineering, Henan Normal

University. His research interest covers machine learning and prediction of time series. Corresponding author of this paper.)



田思雨 河南师范大学计算机与信息工程学院研究生. 主要研究方向为深度学习, 故障检测.

E-mail: tianxiaosi77@163.com

(**TIAN Si-Yu** Master student at the School of Computer and Information Engineering, Henan Normal

University. Her research interest covers deep learning and fault detection.)

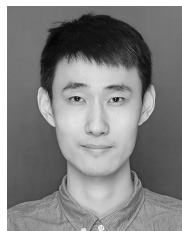


窦智 河南师范大学计算机与信息工程学院副教授. 主要研究方向为图像处理, 可重构计算, 机器学习.

E-mail: 2015160@htu.edu.cn

(**DOU Zhi** Associate professor at the School of Computer and Information Engineering, Henan Normal

University. His research interest covers image processing, reconfigurable calculations, and machine learning.)



张迪 河南师范大学计算机与信息工程学院研究生. 主要研究方向为深度学习, 异常检测.

E-mail: vencent8692@gmail.com

(**ZHANG Di** Master student at the School of Computer and Information Engineering, Henan Normal

University. His research interest covers deep learning and anomaly detection.)



丁玲 河南师范大学计算机与信息工程学院研究生. 主要研究方向为深度学习, 故障检测.

E-mail: ddll1029@163.com

(**DING Ling** Master student at the School of Computer and Information Engineering, Henan Normal

University. Her research interest covers deep learning and fault detection.)