

引用格式: 蒋晓慧, 唐洋, 关绵涛, 等. 特征迁移的小样本往复式压缩机故障诊断方法 [J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(5): 706-716.  
JIANG X H, TANG Y, GUAN M T, et al. Fault diagnosis of small sample reciprocating compressors based on feature transfer[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(5): 706-716.

## 特征迁移的小样本往复式压缩机故障 诊断方法



蒋晓慧<sup>1</sup>, 唐洋<sup>1\*</sup>, 关绵涛<sup>1</sup>, 肖泉<sup>2</sup>, 杨鑫<sup>3</sup>, 雷波<sup>4</sup>

(1. 西南石油大学机电工程学院, 成都 610500; 2. 二重(德阳)重型装备有限公司, 德阳 618000;  
3. 四川长虹电源有限责任公司, 绵阳 621000; 4. 四川长宁天然气开发有限责任公司, 成都 610051)

**摘要:** 在往复式压缩机的故障诊断中, 由于传感器失效、安装位置变化等因素, 难以获得有效、稳定和充足的样本数据, 进而影响故障诊断模型的性能。针对上述问题, 提出了一种基于特征迁移的小样本往复式压缩机故障诊断方法。首先, 采用迁移成分分析(TCA)将样本数据投影到再生核希尔伯特空间(RKHS), 实现源域和目标域之间的特征迁移。其次, 利用最大均值差异(MMD)度量跨域间的分布差异, 并结合深度置信网络(DBN)的自适应特征提取能力, 在训练阶段通过聚合已标记源域数据和未标记的目标域数据来提升故障诊断效果。最后, 搭建了小功率单作用往复压缩机实验平台, 进行故障诊断实验, 验证了该方法的有效性。实验结果表明: 通过TCA获得的公共迁移分量能够有效减小投影在高维RKHS中源域和目标域数据的分布差异, 进而提升诊断精度; 与传统的小样本机器学习算法和DBN模型相比, 该方法在处理不同方位传感器采集的数据时具有更强的泛化能力, 故障识别准确率达92%。该研究证明了TCA和DBN相结合的故障诊断模型在解决小样本故障数据问题上的优越性, 为小样本情况下复杂机械设备故障的准确诊断提供了理论支持。

**关键词:** 深度置信网络; 故障诊断; 往复式压缩机; 小样本; 迁移成分分析

**中图分类号:** TP306 **文献标志码:** A **DOI:** 10.12178/1001-0548.2024353

## Fault diagnosis of small sample reciprocating compressors based on feature transfer

JIANG Xiaohui<sup>1</sup>, TANG Yang<sup>1\*</sup>, GUAN Miantao<sup>1</sup>, XIAO Xiao<sup>2</sup>, YANG Xin<sup>3</sup>, and LEI Bo<sup>4</sup>

(1. College of Mechatronic Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;  
2. Erzhong (Deyang) Heavy Equipment Co., Ltd., Deyang 618000, China;  
3. Sichuan Changhong Power Supply Co., Ltd., Mianyang 621000, China;  
4. Sichuan Changning Natural Gas Development Co., Ltd., Chengdu 610051, China)

**Abstract:** The basic assumption of the traditional fault diagnosis model is that the training and test data have the same probability distribution, however, in the diagnosis of industrial reciprocating compressors, problems such as sensor failure and change of installation location often occur, resulting in the inability to obtain sufficient effective sample data to satisfy the requirements of the existing fault diagnosis model for input samples. This study proposes a feature migration-based shale gas reciprocating compressor fault diagnosis method under small samples, and fault vibration data are collected through a self-developed experimental platform to conduct fault diagnosis experiments. The experimental results show that the common migration component obtained by transfer component analysis (TCA) can reduce the distribution difference between the source and target domain data in the high-dimensional regenerated kernel Hilbert space (RKHS), thus obtaining better fault diagnosis accuracy. Compared with the traditional small-sample machine learning algorithm and the deep belief network (DBN) model, the proposed method shows stronger expressive and generalization abilities when dealing with data collected from sensors with different orientations, and the fault identification accuracy reaches 92%. The technique balances the advantages of migration learning and deep learning. It provides a theoretical reference for the migration fault

收稿日期: 2024-12-25

基金项目: 成都市国际合作项目(2020-GH02-00041-HZ); 博士后创新人才支持计划(BX20190292)

作者简介: 蒋晓慧, 主要从事机械智能故障诊断方面的研究。

\*通信作者 E-mail: tangyanggreat@126.com

diagnosis of complex dynamic equipment in the case of small samples.

**Key words:** deep belief network; fault diagnosis; reciprocating compressor; small sample; transfer component analysis

往复式压缩机是油气开采过程中保持增压的关键设备, 如出现故障可能会导致严重的经济损失, 甚至危及人员生命<sup>[1]</sup>。因此, 在日常管理中须加强对压缩机的维护, 以提高往复式压缩机在工作过程中的可靠性<sup>[2~3]</sup>。在油气开采过程中, 往复式压缩机作业环境恶劣, 振动、温度和位移等参数之间的关系较复杂且相互影响, 使得往复式压缩机的故障定位难以准确确定, 此外, 往复式压缩机的故障诊断通常依赖实时信号处理模型, 需要对实时数据进行分析, 然而, 这一操作费用高昂, 且基于传统机器学习故障诊断方法难以确定往复式压缩机的系统故障<sup>[4~5]</sup>。因此, 研究油气开采中往复式压缩机的智能故障诊断方法具有重要的意义。

尽管已有许多研究人员开展了往复式压缩机诊断技术研究<sup>[6~8]</sup>, 但其中基于数据驱动的故障诊断方法在实际应用中仍存在很多弊端: 不同工况下往复式压缩机带标签的故障样本<sup>[9]</sup>数据不足, 不能训练诊断模型; 测试和训练数据可能来自于不同位置的传感器, 且呈现不同的振动特性, 导致测试和训练数据存在较大的分布差异<sup>[10]</sup>。基于以上原因, 跨域故障诊断越来越受欢迎, 该方法通过结合来自不同类型传感器的往复式压缩机的先验知识, 并利用目标域数据较少的优势来实现对往复式压缩机的故障诊断。文献 [11] 提出了一种结合最大均值差异 (maximum mean discrepancy, MMD) 与深度学习网络的方法, 该方法旨在通过最小化域差异来优化特征提取。但该方法需要同时使用源域数据和目标域数据进行模型训练, 若在模型训练阶段, 目标域数据尚未准备好, 该方法就不能应用。此外, 随着模型参数的增多, 深度学习模型的训练需要花费大量的时间和资源进行微调<sup>[12]</sup>。文献 [13] 提出一种基于数据增强与领域泛化的故障诊断方法, 采取多域对抗学习策略, 缩小多域间的分布差异, 从而实现各域的特征域自适应, 但该方法对数据质量和计算资源依赖较大, 难以处理极端情况, 模型可解释性差。文献 [14] 提出了一种新型深度条件子域自适应网络 (DCSAN), 通过将分类器的置信度映射到共享特征提取器所提取的特征中, 利用 MK-LMMD 度量域间多模态特征差异, 从而解决无监督跨域故障诊断中标注数据不足和模型诊断精度

低等问题, 但该方法对不同域间的特征差异敏感, 且在处理高维特征时面临计算复杂度较高的问题。

相比之下, 迁移成分分析 (transfer component analysis, TCA) 是一种在故障诊断领域中处理非线性分布差异问题的简单而有效的方法<sup>[15]</sup>。该方法通过使用相同的特征提取方法, 分别对源域和目标域数据构建特征空间, 并将两个域的特征矩阵映射到一个低维特征空间, 在该空间中最小化分布差异, 再将转换后的源域数据用于更新训练模型, 最终应用于目标域数据。TCA 作为一种较新的迁移学习算法, 已广泛应用于计算机视觉、自然语言处理和医学图像分析等领域, 其核心思想是通过最小化源域和目标域之间的分布差异, 实现场景适配和知识迁移。TCA 在处理非平稳数据和提高分类精度方面具有显著优势, 目前, TCA 的研究重点主要集中在算法优化、跨模态数据迁移、多源领域迁移几个方面。为了解决 TCA 在大规模数据集上计算复杂度的问题, 许多研究者提出了基于低秩近似和分布自适应方法的改进算法。文献 [16] 提出了一种基于卷积神经网络的 TCA 算法, 有效地将深度特征与迁移学习结合, 提高了算法的适用性和准确性。TCA 在跨模态数据迁移中也取得了显著进展, 文献 [17] 研究了如何在视觉和文本数据之间进行有效的迁移, 以应对实际应用中的数据不对称问题。为了进一步提升 TCA 的迁移能力, 文献 [18] 提出了多源 TCA 模型, 通过自适应调整每个源领域的权重, 有效提升了模型的性能。这些研究进展使 TCA 成为解决各种迁移学习任务中的重要方法。

本文结合迁移成分分析 (TCA) 和深度置信网络 (deep belief network, DBN), 提出了一种基于特征迁移的小样本往复式压缩机故障诊断方法。首先, 利用迁移成分分析 (TCA) 把样本数据投影到再生核希尔伯特空间 (RKHS); 其次, 使用最大均值差异 (MMD) 来衡量并最小化跨域间的分布差异, 并结合深度置信网络 (DBN) 的自适应特征提取能力在训练阶段聚合带标记的源域数据和未标记的目标域数据进行故障诊断。该方法在 DBN 的学习和训练过程中采用了一种新的优化学习策略,

即持续对比发散中的自由能，从而解决了 DBN 在长期训练中可能出现的分类能力下降问题。

## 1 理论基础

### 1.1 深度置信网络原理

DBN 由多层受限玻尔兹曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM) 组成, 每个 RBM 包含可见层和隐藏层<sup>[19]</sup>, 可见层和隐藏层之间相互独立, 通过权重连接, 数据根据相应的学习规则, 通过 Sigmoid 激活函数在层与层之间传递。RBM 网络按此规律逐层堆叠, 图 1 所示为一个由三层 RBM 组成的 DBN 模型。DBN 学习过程包括预训练和反向监督微调两个阶段。

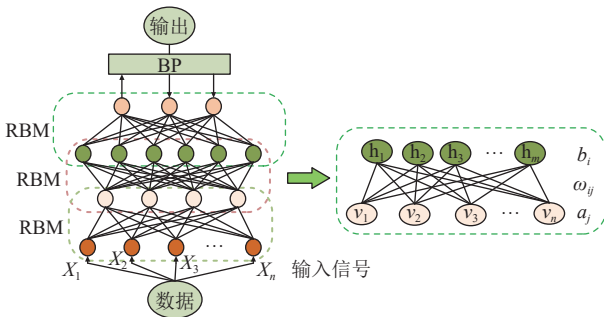


图 1 DBN 基本网络结构

#### 1) 预训练

RBM 模型来源于热力学的能量模型, 其网络结构来源于神经网络<sup>[20]</sup>。在该模型中, 几个神经元形成一个单层模型网络, 每个神经元的状态仅为激活或禁用。预训练使用无监督逐层贪婪方法, 初始化各 RBM 层之间的连接权重和偏置, 从底层到顶层逐层对 RBM 进行训练<sup>[21]</sup>。RBM 的能量表达式为:

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^V \sum_{j=1}^H \omega_{ij} v_i h_j - \sum_{i=1}^V b_i v_i - \sum_{j=1}^H a_j h_j \quad (1)$$

式中,  $\boldsymbol{\theta} = \{\omega, a, b\}$ ;  $\omega_{ij}$  是可见层与隐藏层节点间的连接权重;  $V$  和  $H$  分别为可见层和隐藏层单元的数量;  $v_i$  和  $h_j$  是可见层和隐藏层的节点状态;  $b_i$  和  $a_j$  是可见层和隐藏层的偏置。联合概率分布函数如下:

$$\begin{cases} P(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\theta})} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta})} \\ Z(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\mathbf{v}, \mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}, \boldsymbol{\theta})} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $Z(\boldsymbol{\theta})$  是归一化因子。由于对等节点之间没有连接, 因此  $v_i$  和  $h_j$  的概率是独立的, 激活函数为:

$$\begin{cases} p(v_i = 1 | \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = \sigma \left( \sum_{j=1}^H \omega_{ij} h_j + b_i \right) \\ p(h_j = 1 | \mathbf{v}; \boldsymbol{\theta}) = \sigma \left( \sum_{i=1}^V \omega_{ij} v_i + a_j \right) \\ \sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(x)} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\sigma(x)$  是 Sigmoid 函数。

参数  $\boldsymbol{\theta}$  的更新准则通过对比散度法 (contrast divergence, CD) 获得<sup>[22]</sup>:

$$\begin{cases} \Delta b_i = \varepsilon (\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_k) \\ \Delta a_j = \varepsilon (\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_k) \\ \Delta \omega_{ij} = \varepsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\varepsilon$  表示学习率;  $\langle \cdot \rangle_{\text{data}}$  和  $\langle \cdot \rangle_k$  是当前模型和重构模型定义的分布的期望值。

对比散度法 (contrast divergence, CD) 在训练初期的学习效果较好, 但随着学习过程的推进和网络参数的增加, 其近似梯度的能力逐渐下降。因此, 引入持续对比散度 (persistent contrast divergence, PCD) 算法<sup>[23]</sup> 来优化 DBN 网络的学习过程, 得到  $p(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta})$  关于  $h$  的边缘分布函数表示为:

$$p(\mathbf{v}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z} \sum_{\mathbf{h}} \exp(-E(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta})) \quad (5)$$

#### 2) 微调

在预训练完成后, 得到每层 RBM 的初始化参数, 但这些参数并不是最优值, 因此需要根据误差函数对其进行调整。反向微调是一种监督学习过程, 利用反向传播训练算法对各层参数进行优化, 找到最优的网络结构参数, 从而更准确地拟合目标值。本文选择的反向微调算法是 BP 网络算法, BP 算法只需要局部搜索所构建网络的参数, 并根据误差函数对网络参数进行优化调整, 从而高效地学习和优化网络。该算法的输入训练集为  $\mathbf{S} = (\mathbf{x}^l, \mathbf{y}^l)$ ,  $l = 1, 2, \dots, N$ , 其中  $\mathbf{x}^l = (x_1^l, x_2^l, \dots, x_m^l)$  表示输入数据,  $\mathbf{y}^l = (y_1^l, y_2^l, \dots, y_m^l)$  表示期望数据,  $\mathbf{o}^l = (o_1^l, o_2^l, \dots, o_m^l)$  为实际输出数据, 则误差函数为:

$$L_N = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^c (o_c^l - y_j^l)^2 \quad (6)$$

### 1.2 迁移成分分析 (TCA)

良好的迁移学习结果通常假设目标域 (T) 与

源域 (S) 之间是相关的。因此, 可以假设这两个领域在一个共享的通用空间中存在公共知识。TCA<sup>[24]</sup> 方法通过发现一组公共成分 (或迁移成分) 来构建子空间, 在该子空间中, 数据投影可以最小化两个领域之间的分布差异, 同时仍然保留原始数据的关键特征。在 TCA 框架中, 原始数据首先被投影到再生核希尔伯特空间 (RKHS), 再使用最大平均差异 (MMD) 度量来探索可以最小化跨域分布差异的迁移成分, 同时采用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 来最大限度地保留数据的方差。与其他降维方法相比, TCA 能明确最小化域之间的分布距离, 同时保留数据的重要属性, 且有较高的计算效率<sup>[25]</sup>。

Kullback-Leibler 散度<sup>[26]</sup>、Jensen-Shannon 散度<sup>[27]</sup> 等也可以量化两个分布之间的差异, 但这些度量是参数化的, 且需要估计分布的概率密度, 由于密度估计对于高维度数据不可行, 因此这些指标容易受到数据维度的影响。文献 [28] 提出了一种非参数距离 MMD 度量, 用于通过将两个域数据嵌入 RKHS 中来量化分布差异。令  $\mathbf{X}_S = \{x_1, x_2, x_{n_s}\}$  和  $\mathbf{X}_T = \{x_1, x_2, x_{n_t}\}$  分别代表源域和目标域的分布,  $\phi$  代表内核诱导特征映射, 将原始数据嵌入 RKHS 中。这两个分布之间 MMD 的经验估计为:

$$\text{MMD}(\mathbf{X}_S, \mathbf{X}_T) = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_i) - \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \phi(x_j) \right\|_H^2 \quad (7)$$

式中,  $\|\cdot\|_H^2$  是以 RKHS 计算的平方范数。注意到分布差异被估计为 RKHS 中样本平均差异的平方, 如果两个分布相同, MMD 将接近零。可以合理地推断, 如果可以通过最小化 MMD 距离来找到非线性映射  $\phi$ , 那么分布差异问题就很容易解决了, 然而直接优化  $\phi$  通常会陷入局部最小化的陷阱<sup>[29]</sup>, 因此直接寻找  $\phi$  的方法不理想。

$$\mathbf{K}(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (8)$$

$$\|\mathbf{A}\| = \text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^T) \quad (9)$$

$$\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B}) = \text{tr}(\mathbf{B}\mathbf{A}) \quad (10)$$

基于式 (8) 中的核技巧和式 (9)、式 (10) 中的矩阵跟踪特性, 式 (7) 重写为:

$$\text{MMD}(\mathbf{X}_S, \mathbf{X}_T) = \text{tr}(\mathbf{K}\mathbf{L}) \quad (11)$$

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} \mathbf{K}_{S,S} & \mathbf{K}_{S,T} \\ \mathbf{K}_{T,S} & \mathbf{K}_{T,T} \end{pmatrix} \in \mathbf{R}^{(n_s+n_t) \times (n_s+n_t)} \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{K}$  是核矩阵, 其元素由源域、目标域和跨域的嵌入数据定义, 即  $\mathbf{K}_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 。因此, 寻找非线性映射  $\phi$  可转化为寻找最小化 MMD 距离的核矩阵  $\mathbf{K}$ 。然而, MMD 的优化是一个半定规划 (semidefinite programming, SDP) 问题, 会导致计算非常复杂。此外, 获得的  $\mathbf{K}$  是高维表示, 在实践中不适用。因此, 需要通过降维策略以寻求  $\mathbf{X}_S$  和  $\mathbf{X}_T$  的低维表示。嵌入矩阵  $\bar{\mathbf{W}} \in \mathbf{R}^{(n_s+n_t) \times m}$ , 其中  $m \ll n_s + n_t$ , 用于将  $\mathbf{K}$  转换为较低维的嵌入空间, 得到的矩阵为:

$$\bar{\mathbf{K}} = \left( \mathbf{K}\mathbf{K}^{-\frac{1}{2}}\bar{\mathbf{W}} \right) \left( \bar{\mathbf{W}}\mathbf{K}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{K} \right) = \mathbf{K}\mathbf{W}\mathbf{W}^T\mathbf{K} \quad (13)$$

式 (11) 定义了 RKHS 中两个分布  $\mathbf{X}_S$  和  $\mathbf{X}_T$  之间的 MMD 距离, 但基于  $\bar{\mathbf{K}}$  的定义, 嵌入低维空间中两个分布  $\mathbf{X}'_S$  和  $\mathbf{X}'_T$  之间的 MMD 距离可以定义为:

$$\text{MMD}(\mathbf{X}'_S, \mathbf{X}'_T) = \text{tr}(\mathbf{W}^T\mathbf{K}\mathbf{L}\mathbf{K}\mathbf{W}) \quad (14)$$

通常在 MMD 最小化过程中添加正则化项  $\text{tr}(\mathbf{W}^T\mathbf{W})$  来调节  $\mathbf{W}$  的复杂度。现在, 在搜索公共迁移成分的任务中, 重点已经从寻找内核矩阵  $\mathbf{K}$  迁移到通过最小化  $\text{MMD}(\mathbf{X}'_S, \mathbf{X}'_T)$  来寻找嵌入矩阵  $\mathbf{W}$ , 这对于优化计算来说要容易得多。由式 (13) 可知, 源域或目标域的嵌入空间为  $\mathbf{W}^T\mathbf{K}$ , 因此嵌入数据的协方差矩阵可计算为  $\mathbf{W}^T\mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{K}\mathbf{W}$ , 其中  $\mathbf{H} = \mathbf{I}_{n_s+n_t} - \frac{1}{n_s+n_t}\mathbf{u}\mathbf{u}^T$  是中心矩阵,  $\mathbf{u}$  是全 1 值的列向量,  $\mathbf{I}$  是单位矩阵。所以 TCA 的学习目标可以概括为如下优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{W}} \text{tr}(\mathbf{W}^T\mathbf{K}\mathbf{L}\mathbf{K}\mathbf{W}) + \mu \text{tr}(\mathbf{W}^T\mathbf{W}) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}^T\mathbf{K}\mathbf{L}\mathbf{K}\mathbf{W} = \mathbf{I}_m \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $\mu > 0$ ,  $\mu$  是控制正则化项  $\text{tr}(\mathbf{W}^T\mathbf{W})$  影响的权衡参数。该优化问题可以重新表述为迹优化问题, 且可通过对  $(\mathbf{K}\mathbf{L}\mathbf{K} + \mu\mathbf{I}_m)^{-1}\mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{K}$  进行特征分解来找到  $\mathbf{W}$  的解。生成的对应于  $m$  个最大特征值的特征向量是公共传递分量, 并构建嵌入矩阵  $\mathbf{W}$ 。来自源域和目标域的嵌入数据可以由  $\mathbf{X}' = \mathbf{W}^T\mathbf{K}$  计算。在由这些迁移成分构建的潜在空间中, 域之间的分布差异被最小化并保留了数据差异, 可以为后续的分类、回归和聚类任务部署任何机器学习方法。

## 2 基于小样本特征迁移故障诊断模型 (T-DBN 模型)

针对带有标签的往复式压缩机故障数据难以获

取的问题, 本文结合深度学习和迁移学习的优缺点, 提出了一种小样本下基于特征迁移的往复式压缩机故障诊断模型, 即 T-DBN。该模型流程框架如图 2 所示, 流程共分 5 个步骤。

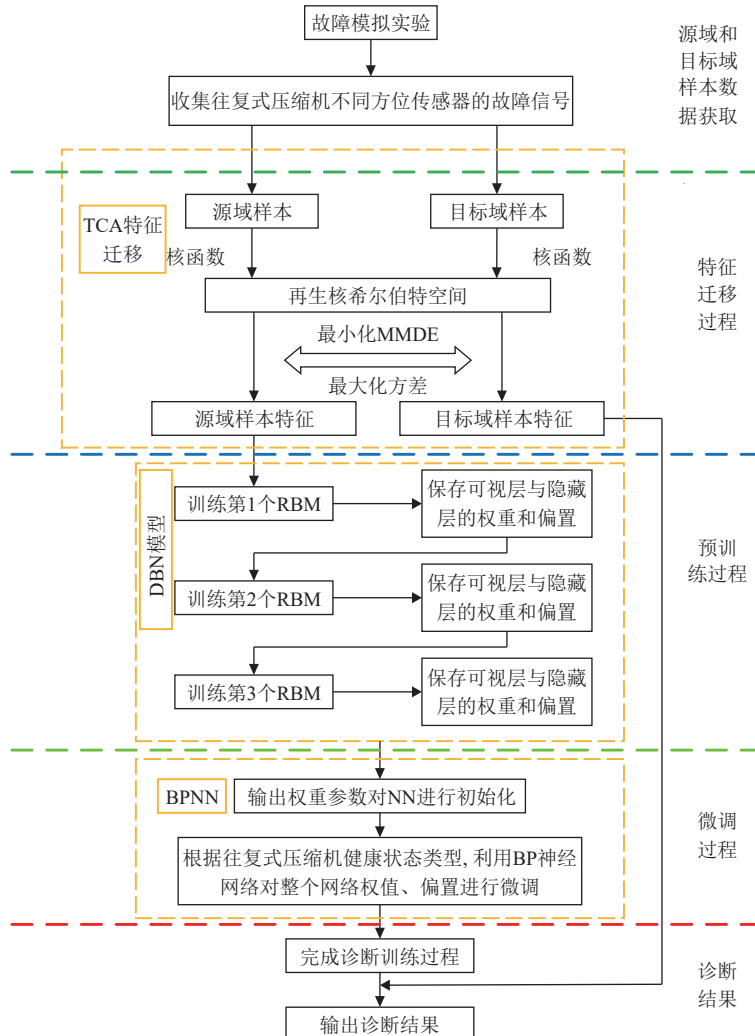


图 2 小样本下基于特征迁移的往复式压缩机故障诊断流程

### 1) 数据采集及预处理

利用故障模拟实验搭建复合式压缩机运行环境, 通过不同位置的传感器, 实时采集设备运行过程中的信号数据。将往复式压缩机同一方位不同传感器所采集的健康状态数据合并成一个数据集, 该数据集包含 3 种往复式压缩机故障类型, 同时, 采用交叉验证的方法, 将不同传感器所获得的数据集互相作为源域和目标域。

### 2) 特征提取及迁移阶段

为解决源域与目标域数据分布差异导致的跨域适应问题, 采用 TCA 迁移学习方法对源域和目标域样本进行特征提取与迁移。将源域数据集和目标

域数据集作为输入, 首先通过 TCA 方法将原始特征映射到再生核希尔伯特空间 (RKHS), 构建一个低维共享子空间, 从而降低高维特征的复杂性和冗余性。在此基础上, 利用多核局部最大平均差异 (MK-LMMD) 作为度量标准, 计算源域与目标域样本特征分布的差异, 最大化两域特征的相似性, 最小化分布差异, 最终实现源域和目标域的特征对齐与共享。这一阶段确保了模型能够在源域监督信息的指导下有效学习目标域数据特征, 克服了数据分布差异带来的迁移障碍。

### 3) 深度置信网络 (DBN) 预训练阶段

将步骤 2) 中得到的已标记的特征样本作为深

度置信网络的输入, 初步训练 DBN 模型。首先将迁移后的特征输入 DBN 的第一层受限玻尔兹曼机 (RBM), 通过无监督学习训练该层的权重和偏置, 并将输出作为下一层的输入; 依次训练第 2 层和第 3 层 RBM, 逐层优化网络的隐层特征, 使模型能够提取到更具表征能力的深层特征。在每一层 RBM 训练完成后, 保存其对应的权重和偏置参数, 这些参数为后续模型的初始化提供了高质量的特征表示。这种逐层无监督训练的方式能够有效解决模型直接训练时的梯度消失问题, 为后续的监督训练奠定了坚实基础。

#### 4) BPNN 初始化与微调阶段

为了进一步提升诊断模型的分類能力和泛化性能, 将预训练完成的 DBN 网络与 BP 神经网络 (BPNN) 结合, 对模型进行初始化和微调。首先利用 DBN 训练得到的权重和偏置参数初始化 BPNN 的网络结构, 从而继承 DBN 的深层特征提取能力。在此基础上, 基于 BP 神经网络的反向传播算法, 以复合式压缩机健康状态的分類需求为优化目标, 利用目标域样本对模型参数进行监督训练, 并通过误差反馈微调网络的权重和偏置。通过引入少量已标注的目标域数据, 进一步优化分类边界, 使模型能够在源域监督指导下精准分类目标域数据, 显著提升跨域适应能力和诊断精度。

#### 5) 故障诊断阶段

在完成模型的训练与优化后, 将步骤 2) 中通过 TCA 迁移学习方法得到的未标记目标域特征样本作为输入信号, 进行自动化特征提取与分类处理, 最终实现往复式压缩机故障的分类与预测。

### 3 实验分析

由于故障数据难以获取, 为验证所提方法的有效性, 搭建了一台小功率单作用的往复式压缩机实验平台, 如图 3 所示。主要由电机、伦茨 SMV 变频调速器、往复式压缩机、数据采集仪、缓冲罐、压力表等部件组成。实验使用的是单活塞、半马力的往复式压缩机, 缸径和冲程直径分别为 50.8 mm 和 38.1 mm。压缩机可以在 861.84 KPa 压力下工作, 排气管与储气罐相连。储气罐上安装有一个压力表, 通过阀门调节压力。伦茨 SMV 变频调速器主要由电子数字显示器和本地机械调速键盘两部分组成, 同时还可以通过调节参数实现远程控制。数据采集仪为 4 通道 24 位, 采样频率为 20 kHz, 可将采集到的模拟信号转换为数字信号, 并通过实验台所配套的信号采集软件显示在上位机屏幕上。

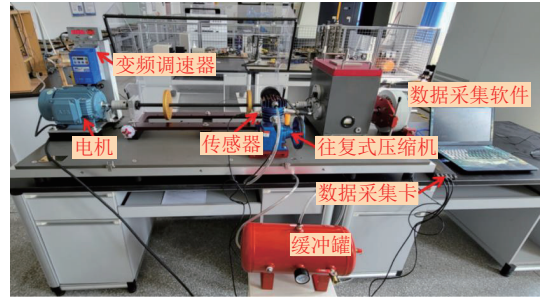


图3 往复式压缩机故障模拟实验平台

#### 3.1 数据描述

实验中压缩机的驱动端由电机通过皮带驱动提供动力, 运转速度为 2 612 r/min。由于压缩机故障信号大多为低频信息, 因此本文采用移动均值降噪法, 对原始信号进行降噪处理, 既保留了低频故障信息, 又去除了高频噪声。降噪处理后的信号将作为输入数据用于模型的故障诊断, 样本输入长度设置为 512, 样本数为 450。采用预训练方法设置各网络参数, 其中设置的故障类型为曲轴磨损和气阀堵塞, 图 4 为往复式压缩机曲轴磨损故障。在往复式压缩机上安装了 3 个不同位置的传感器, 每个传感器以 20 kHz 采样频率在相应的设置点对箱体振动加速度信号进行采样。图 5 所示为传感器安装示意图, 3 个传感器分别安装在往复式压缩机 +X、+Y、-Y 轴方向上, 且分别采集压缩机正常状态、曲轴磨损故障、气阀堵塞故障 3 种类型的数据, 表 1 为样本信号采集方案表。图 6 为压缩机在不同条件下的样本信号。



图4 往复式压缩机曲轴磨损故障

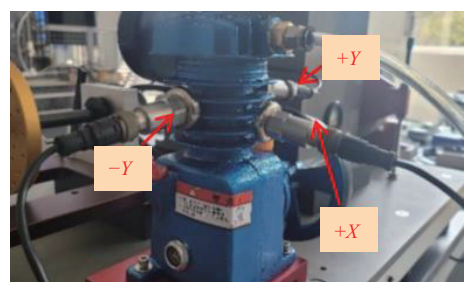


图5 传感器安装示意图

表 1 样本信号采集方案表

数据集	对应传感器	安装位置	样本数	数据类型	标签
A/B/C	传感器1	往复式压缩机+X轴方向	50/50/50	正常	1
	传感器2	往复式压缩机+Y轴方向	50/50/50	曲轴磨损	2
	传感器3	往复式压缩机-Y轴方向	50/50/50	气阀堵塞	3

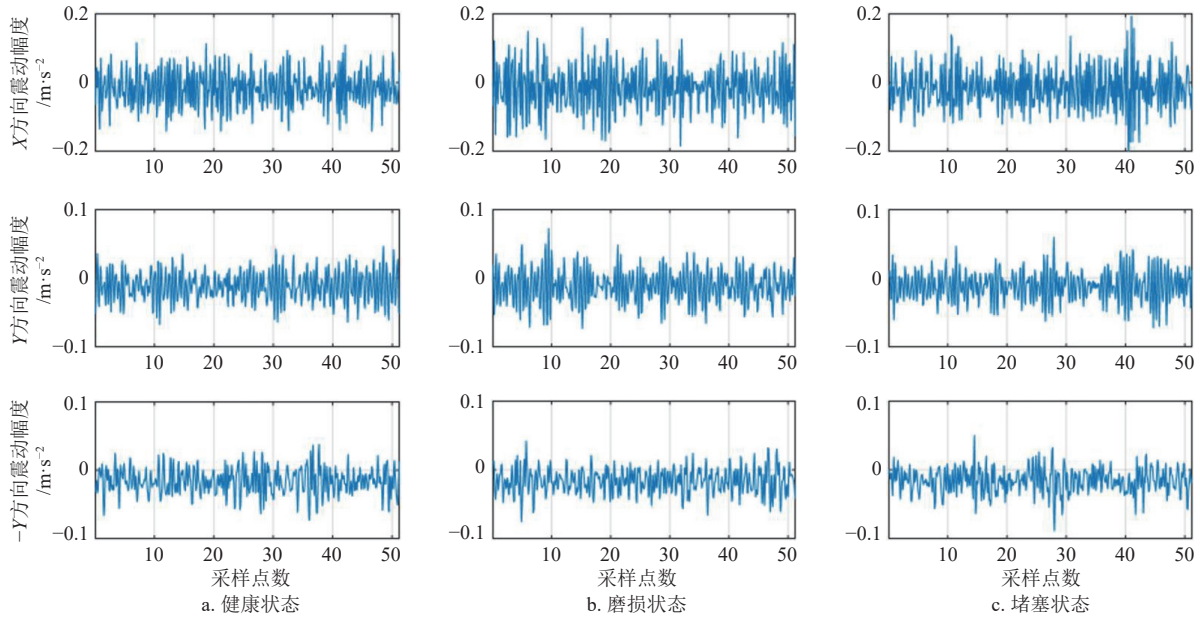


图 6 不同条件下压缩机的样本信号

### 3.2 迁移任务描述

为模拟小样本下基于特征迁移的往复式压缩机实际的多源域迁移任务，获取 3 个不同位置的传感器数据集用于迁移任务和诊断，通过考虑不同传感器迁移任务，共设计 6 种源域和目标域迁移任务，如表 2 所示。将不同方位的 3 个传感器获取的数据当作一个独立的数据集，该数据集包含 3 类往复式压缩机故障类型，每种工况 50 个样本，共有 150 个样本。

表 2 迁移任务

任务	源域数据	目标域数据	迁移任务
1	传感器1	传感器2	A→B
2	传感器2	传感器1	B→A
3	传感器1	传感器3	A→C
4	传感器3	传感器1	C→A
5	传感器2	传感器3	B→C
6	传感器3	传感器2	C→B

### 3.3 实验结果分析

#### 3.3.1 对比方法介绍

为了凸显该方法的优点，选择了支持向量机 (support vector machine, SVM)、反向传播神经网络

(back propagation neural network, BPNN)、深度置信网络 (DBN) 和领域自适应<sup>[30]</sup> (domain adaptation via feature disentanglement, DAFD) 方法的迁移结果和迁移性能进行对比。DAFD 是迁移学习中重要的内容，目的是把分布不同的源域和目标域的数据映射到一个特征空间中，使其在该空间中的距离尽可能近。

#### 3.3.2 迁移结果分析

图 7 为不同方法对迁移任务 1 的故障诊断准确率，每种方法测试了 10 次。将往复式压缩机+X 轴方向所采集的数据作为源域数据，+Y 轴方向所采集的数据作为目标域数据，并将几种方法的诊断准确率进行比较，由图 7 可知，在迁移任务 1 中 SVM 的平均诊断准确率为 60.37%、BPNN 的平均诊断准确率为 67.56%、DBN 的平均诊断准确率为 77.13%、DAFD 的平均诊断准确率为 86.62%，T-DBN 的平均诊断准确率为 92%，由此可知，其他方法均明显低于 T-DBN 方法的诊断准确率。表明了 T-DBN 模型通过 TCA 学习到的公共迁移分量可以减少投影高维 RKHS 中源域和目标域数据的分布差异，提高迁移学习的平均诊断准确率。

图 8 为不同诊断方法对 6 种迁移任务进行

10 次测试的故障分类平均准确率。从迁移任务 6 中可以看出, 传统的 DBN 方法平均诊断准确率为 78.88%, 而 T-DBN 方法平均诊断准确率为 96.84%, 提高了近 20%, 进一步验证了通过 TCA 学习到的公共迁移分量可以减少投影高维 RKHS 中源域和目标域数据的分布差异, 从而提高诊断精度。以传感器 3 和传感器 2 为例, 传感器 3 (源域) 的数据被用来训练 T-DBN 模型, 然后由传感器 2 (目标域) 的数据进行评估。由于在原始空间中, 源域和目标域之间的分布很接近, 训练和测试数据遵循相同的分布, 因此, 在该迁移任务中分类准确率达到 96.84%。从迁移结果中可以看出, 当测试数据与训练数据的分布相同时, T-DBN 方法不会影响 DBN 模型的准确性, 且还能进一步减少两个领域之间的分布距离。此外, 在以传感器 1 作为源域、传感器 2 作为目标域和传感器 2 作为源域、传感器 1 作为目标域两种情况的迁移任务下, 同一种方法的诊断精度相差 7%, 其原因可能是由于往复式压缩机工作环境恶劣加上所采集的信号受传递路径的影响, 不同方位的传感器对同一类故障所采集的信息存在差异, 从而导致在两个互为源域和目标域的情况下, 同一种方法的诊断精度存在差异。

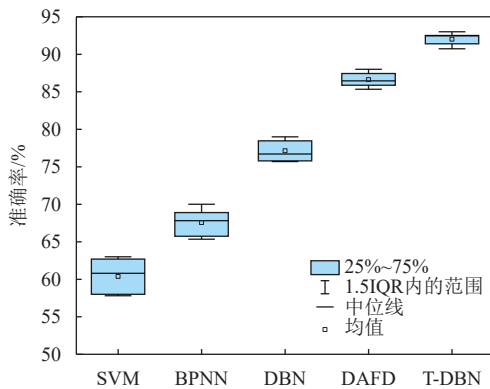


图 7 不同方法对迁移任务 1 进行 10 次测试的故障诊断准确率

### 3.3.3 可视化分析

用迁移率 (TR) 和迁移损失 (TL) 来衡量 T-DBN 和 DBN 的迁移性能<sup>[31]</sup>。计算公式如下:

$$TR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{[1 - \text{err}(S_i, T)]}{[1 - \text{err}_b(T_i, T)]} \quad (16)$$

$$TL = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{[1 - \text{err}(S_i, T_i)]}{[1 - \text{err}_b(T_i, T_i)]} \quad (17)$$

式中,  $n$  为迁移任务个数;  $\text{err}(S_i, T_i)$  表示在源域  $S$  上训练的模型使用目标域  $T$  检验得到的误差;  $\text{err}_b(T_i, T_i)$  表示通过在目标域上训练一个基线模型, 然后使用相同域数据进行测试得到的误差。迁移损失是域中迁移误差和基线误差之间的差异。

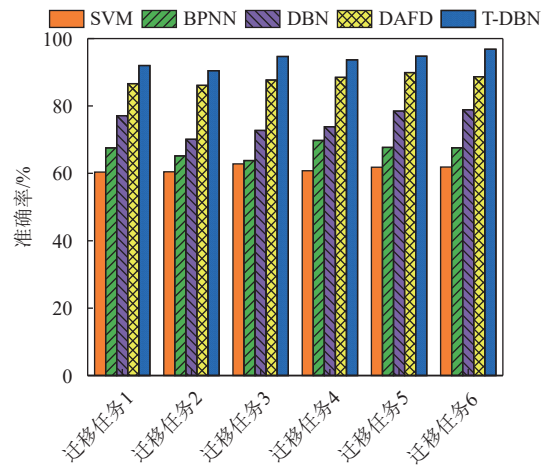


图 8 不同诊断方法对 6 种迁移任务的故障分类平均准确率

本文以迁移任务 1 为例, 采用 DBN 作为基线模型。为提高结果的统计性, 减少数据偶然性因素的影响, 随机选取 80% 的数据用于训练, 20% 的数据用于测试, 试验中的训练及测试将分别重复 10 次, 10 次测试样本的平均诊断精度作为最终结果对算法性能进行评价, 基线模型的平均分类准确率为 77.13%。因此, 域  $\text{err}_b(T_i, T_i)$  中的基线误差不超过 0.228 7%。同时, 通过式 (16) 和式 (17) 计算出 T-DBN 的迁移损失为 1.12%, 远低于其他方法, 并且其迁移率为 0.921。表 3 显示了迁移任务 1 计算的 SVM、BPNN、DBN、DAFD 和 T-DBN 的迁移损失和迁移率。结果表明, T-DBN 方法比其他方法具有更好的迁移性能。

表 3 采用不同的迁移方法对迁移任务 1 的迁移性能

方法	迁移损失/%	迁移率
SVM	39.4	0.606 1
BPNN	32.2	0.680 0
DBN	22.7	0.773 1
DAFD	13.3	0.867 4
T-DBN	7.9	0.920 8

为了更直观地理解迁移学习过程的特征提取, 引入 t 分布随机邻域嵌入 (t-SNE) 算法。该算法可以对高纬度学习特征进行降维, 在低维图上绘制降维后学习特征的分布。图 9 显示了 DBN、

DAFD 和 T-DBN 学习过程中可迁移特征的可视化以及原始信号可迁移特征可视化图。图 9a 为原始信号可迁移特征可视化图，图中不同类的源域数据和目标域数据相互重叠，而且从原始数据出发不能直接揭示不同类别的故障特征，根据 9b 所示的结果，DBN 方法学习到的可迁移特征存在严重的分布差异。另外，DBN 对目标域的数据特征的分类效果很差，特征之间的类间距也存在交叉。因此仅对源域数据进行模型训练时，无法准确地对目标域数据进行分类。图 9c 显示了 DAFD 方法学习到的

可迁移特征存在较严重的分布差异。DAFD 对目标域的数据特征的分类效果也一般，特征之间的类间距也存在部分交叉。图 9d 显示了本文提到的 T-DBN 方法学习到的可迁移特征，本方法不仅减少了可迁移特征之间的分布差异，同时扩大了不同类特征之间的类间距离，表明本方法可以通过 TCA 学习到的公共迁移分量以此减少投影高维 RKHS 中源域和目标域数据的分布差异，从而获得更好的诊断精度。

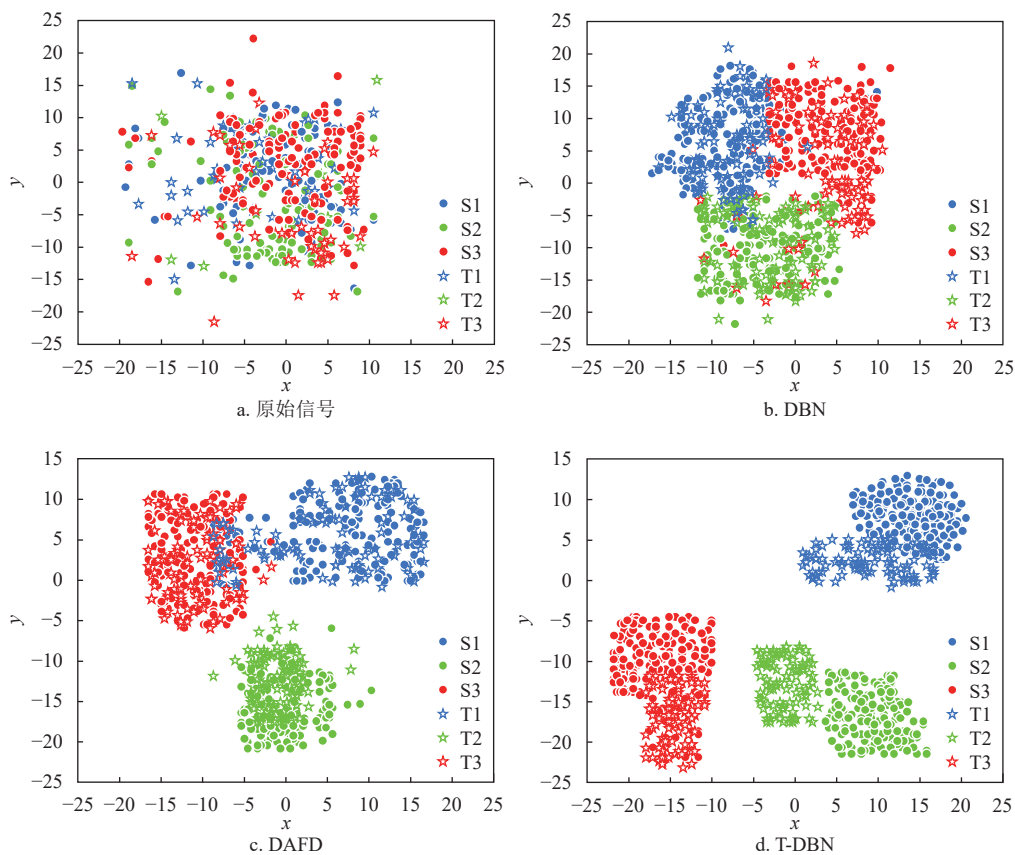


图 9 不同方法高维特征可视化结果分析

## 4 结束语

本文提出了一种基于特征迁移的往复式压缩机的故障诊断模型，该模型结合迁移成分分析 (TCA) 和具有自适应特征提取能力的深度置信网络 (DBN)，通过在训练阶段聚合标记的源域数据和未标记的目标域数据，提高故障诊断的准确性。通过对往复式压缩机实验平台的原始振动故障数据进行评估，结果表明，当标记的目标域数据不可用时，本文方法能够实现高精度的故障诊断。

## 参考文献

- [1] 张谦, 舒悦, 王乐, 等. 往复压缩机故障诊断方法研究概述[J]. *流体机械*, 2018, 46(3): 37-41.  
ZHANG Q, SHU Y, WANG L, et al. Research on fault diagnosis method of reciprocating compressors[J]. *Fluid Machinery*, 2018, 46(3): 37-41.
- [2] 薛阿男. 往复式压缩机的维护与故障处理分析[J]. *中国设备工程*, 2022(15): 46-48.  
XUE A N. Maintenance and troubleshooting analysis of reciprocating compressor[J]. *China Equipment Engineering*, 2022(15): 46-48.

- [3] KOŁODZIEJ J R, TROUT J N. An image-based pattern recognition approach to condition monitoring of reciprocating compressor valves[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2018, 24(19): 4433-4448.
- [4] ZHANG M. Reciprocating compressor fault diagnosis technology based on multi-source information fusion[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(23): 46.
- [5] ZHAO D F, LIU S L, ZHANG H L, et al. Intelligent fault diagnosis of reciprocating compressor based on attention mechanism assisted convolutional neural network via vibration signal rearrangement[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2021, 46(8): 7827-7840.
- [6] FENG K, JIANG Z N, HE W, et al. A recognition and novelty detection approach based on Curvelet transform, nonlinear PCA and SVM with application to indicator diagram diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 12721-12729.
- [7] TRAN V T, ALTHOBIANI F, BALL A. An approach to fault diagnosis of reciprocating compressor valves using Teager-Kaiser energy operator and deep belief networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(9): 4113-4122.
- [8] AHMED M, SMITH A, GU F, et al. Fault diagnosis of reciprocating compressors using relevance vector machines with a genetic algorithm based on vibration data[C]// *Proceedings of the 20th International Conference on Automation and Computing*. [S.l.]: IEEE, 2014: 164-169.
- [9] 谭俊杰. 基于深度迁移度量学习的滚动轴承故障诊断方法[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2020.
- TAN J J. Fault diagnosis method of rolling bearing based on depth migration metric learning[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2020.
- [10] 陈祝云. 基于深度迁移学习的机械设备智能诊断方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- CHEN Z Y. Research on intelligent diagnosis method of mechanical equipment based on deep transfer learning[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2020.
- [11] ZHONG S S, FU S, LIN L. A novel gas turbine fault diagnosis method based on transfer learning with CNN[J]. *Measurement*, 2019, 137: 435-453.
- [12] 郭晓洁. 基于深度学习模型的机械传动系统故障诊断研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2017.
- GUO X J. Research on fault diagnosis of mechanical transmission system based on deep learning model[D]. Suzhou: Soochow University, 2017.
- [13] 徐宁富, 彭云建, 张清华. 基于数据增强与领域泛化的轴承跨域故障诊断[J]. *机床与液压*, 2024, 52(16): 183-193.
- XU N F, PENG Y J, ZHANG Q H. Cross-domain fault diagnosis of bearing based on data augmentation and domain generalization[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2024, 52(16): 183-193.
- [14] 范永胜, 丁雪, 邓艾东. 基于深度条件子域自适应网络的轴承跨域故障诊断研究[J]. *动力工程学报*, 2024, 44(1): 62-67.
- FAN Y S, DING X, DENG A D. Research on cross-domain fault diagnosis of bearings based on deep conditional subdomain adaptive network[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2024, 44(1): 62-67.
- [15] 张兴凤. 基于迁移学习的往复压缩机多工况气阀泄漏状态评估[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2020.
- ZHANG X F. Evaluation of gas valve leakage in reciprocating compressor under multiple working conditions based on transfer learning[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2020.
- [16] 袁晨晖. 深度卷积神经网络的迁移学习方法研究与应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- YUAN C H. Research and application of migration learning method for deep convolutional neural networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [17] 李濛. 结合知识的图文匹配算法研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- LI M. Research and implementation of knowledge-based image-text matching algorithm[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [18] 张利军. 基于深度迁移学习的复杂工况往复压缩机故障诊断方法研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2023.
- ZHANG L J. Research on fault diagnosis method of reciprocating compressor under complex working conditions based on deep migration learning[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.
- [19] LIU R N, YANG B Y, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 33-47.
- [20] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVICI D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks[M]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. [S.l.]: MIT, 2007: DOI: 10.7551/mitpress/7503.003.0024.
- [21] ALMANASEER W, ALSHRAIDEH M, ALKADI O. A deep belief network classification approach for automatic diacritization of arabic text[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(11): 5228.
- [22] HINTON G E. A practical guide to training restricted Boltzmann machines[M]// *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 599-619.
- [23] NING L, PITTMAN R, SHEN X P. LCD: A fast contrastive divergence based algorithm for restricted Boltzmann machine[J]. *Neural Networks*, 2018, 108: 399-410.
- [24] CHEN C, LI Z H, YANG J, et al. A cross domain feature

- extraction method based on transfer component analysis for rolling bearing fault diagnosis[C]//Proceedings of the 29th Chinese Control and Decision Conference. [S.l.]: IEEE, 2017: 5622-5626.
- [25] 杨士淮. 基于样本和特征的迁移学习方法及应用[D]. 长沙: 国防科技大学, 2016.  
YANG S H. Transfer learning method and application based on samples and features[D]. Changsha: National Defense University of Science and Technology, 2016.
- [26] 杨锡运, 吕微, 王灿, 等. 基于滑动窗口-KL 散度和改进堆叠自编码的轴承故障诊断[J]. *机床与液压*, 2021, 49(17): 179-184.  
YANG X Y, LYU W, WANG C, et al. Bearing fault diagnosis based on sliding window-KL divergence and improved stacked autoencoder[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2021, 49(17): 179-184.
- [27] 熊亚军, 谢林柏, 彭力. 基于 JS 散度的多块主元分析故障监测[C]//第 32 届中国过程控制会议 (CPCC2021). 太原: [s.n.], 2021: 1144.  
XIONG Y J, XIE L B, PENG L. Multi-block principal element analysis fault monitoring based on JS dispersion[C]//The 32nd Chinese Process Control Conference (CPCC2021). Taiyuan: [s.n.], 2021: 1144.
- [28] GRETTON A, BORGWARDT K M, RASCH M, et al. A kernel method for the two-sample-problem[M]//Advances in Neural Information Processing Systems 19. [S.l.]: MIT, 2007: 513-520.
- [29] PAN S J, KWOK J T, YANG Q. Transfer learning via dimensionality reduction[C]//The 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence (2008). [S.l.]: AAAI, 2008: 677-682.
- [30] LU W N, LIANG B, CHENG Y, et al. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(3): 2296-2305.
- [31] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Domain adaptation for large-scale sentiment classification: A deep learning approach[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning (ICML-11). Bellevue, WA: [s.n.], 2011: 513-520.

编辑 税红