

基于 GTCNs 的航空发动机高速轴承智能故障诊断*

赵孝礼^{1,2}, 姚建勇¹, 邓文翔¹, 胡 健¹, 贾民平³, 赵荣珍⁴

(1. 南京理工大学机械工程学院 南京, 210094)

(2. 浙江大学流体动力与机电系统国家重点实验室 杭州, 310027)

(3. 东南大学机械工程学院 南京, 211189)

(4. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 针对高转速、高温升、大载荷等持续复杂的工况波动引起的航空发动机高速轴承故障诊断问题,提出了一种新型的深度图迁移学习算法,以及波动工况下基于图迁移卷积网络(graph transfer convolutional networks, 简称 GTCNs)的航空发动机高速轴承故障智能诊断方法。首先,利用阶比分析对波动工况下航空发动机高速轴承振动信号进行重采样,将其转化为阶次谱信号作为目标域与源域数据集;其次,采用训练好的一维图卷积网络(one-dimensional graph convolutional networks, 简称 1dGTCNs)作为特征提取器,对其高层敏感特征计算其动态多核-最大均值散度(dynamic multiple kernel-maximum mean discrepancy, 简称 DMKMMD)距离,同时匹配高层与低层特征的边缘分布差异;然后,将对齐后的特征输入到分类器 softmax 中进行智能故障诊断;最后,在航空发动机高速轴承故障数据上验证了所提方法的有效性与先进性。结果表明,该方法具有更高的诊断准确率与鲁棒性,可以消除大波动工况下健康状态样本分布的差异性,提高诊断可迁移性。

关键词 航空发动机高速轴承;智能故障诊断;大转速波动;图卷积网络;迁移学习

中图分类号 TH212;V232

引 言

目前,高速旋转装备被广泛应用到工业智能制造、国防安全保护等领域^[1-3]。航空发动机高速轴承作为旋转装备传动与驱动系统的核心零部件之一,其工作环境异常复杂,常处于高转速、高温升、大载荷等持续波动工况,一旦航空发动机轴承发生故障或损伤,将直接影响航空装备的安全运行^[4-5]。为此,需要对复杂工况下航空装备的核心零部件进行有效的状态监测与故障诊断^[4-6]。

波动工况下航空高速轴承智能故障诊断与健康评估面临的问题^[7-8]主要包括:①转速波动下轴承故障的频域信号会产生频移和幅变问题,使传统信号处理方法无法进行精确区分;②速度变化引起相邻两次冲击的时间间隔波动;③信号或样本之间分布存在显著差异;④工作环境和传递路径复杂,激励源

众多,噪声分布更加严重等。上述问题对航空高速轴承故障诊断与智能运维提出了艰巨挑战。

传统的航空高速轴承波动振动信号处理方法主要有基于阶次分析与基于时频分析 2 种模式。由于传统的谱分析方法对振动信号进行离散傅里叶变换,得到信号中的主要频率成分,因此傅里叶变换只能分析平稳信号。若只采用谱分析方法分析转速或载荷波动的振动信号,必然会发生“频率模糊”等现象。

与平稳工况相比,航空高速轴承在波动工况下受力更加多变,其信号征兆与故障机理之间的映射关系更为复杂。赵明等^[7]指出在变转速工况下,机械设备的动态信号会出现非平稳特征,这些特征往往相互耦合,使故障特征提取变得十分困难。吴楠^[8]以信号稀疏表示理论为基础,提出基于稀疏表示的变转速轴承故障特征提取方法。虽然上述波动

* 国家自然科学基金资助项目(52205062);江苏省自然科学基金资助项目(BK20220950);国家重点研发计划资助项目(2021YFB2011300);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(30922010701);中国博士后科学基金资助项目(2022m711624);流体动力与机电系统国家重点实验室开放基金资助项目(GZKF-202218);国家市场监督管理总局重点实验室(高参数电梯智能运维)资助项目(JSTJ-IOMHL-202503);智控实验室开放基金资助项目(ICL-2023-0305);国防科技大学装备状态感知与敏捷保障全国重点实验室基金资助项目(6142003202415);上海航天科技创新基金资助项目(SAST2024-055);民用航天预研资助项目(D020110)

收稿日期:2023-08-09;修回日期:2023-10-09

工况下的故障特征提取与诊断方法取得了一定的进展,达到转速或载荷剧烈变化下信号分析的精度要求,但依然未能完善解决任意目标高精度的时频表示,无法实现转速或载荷波动工况下的可迁移故障特征提取与智能诊断。

基于深度学习的智能故障诊断方法,国内外学者开展了大量的研究工作^[9-10]。Wang 等^[9]构建出基于深度卷积神经网络的航空电液作动系统故障诊断模型。Shao 等^[11]设计出不同工况下基于改进图神经网络(graph neural networks,简称 GNNs)的转子-轴承系统故障诊断新框架。然而,深度学习只对欧式空间数据进行非线性映射,易忽略数据之间的关联性,造成丢失重要诊断信息、特征提取不准确性、故障诊断误判等现象。

GNNs 关注数据的连接关系,其目标是为图域中存储的数据建立特定的网络联系,从而处理非欧式空间数据的结构信息^[12-13]。为了处理非欧式空间数据,研究者提出了图卷积网络(graph convolutional networks,简称 GCNs)^[13],使得在不规则的图结构上卷积变成可能。Zhao 等^[14]提出一种基于新型半监督图卷积深度置信网络算法的机电系统智能故障诊断方法。然而,在实际中工况波动会对传统机器学习模型的训练产生干扰^[4,14-16],具体归纳为:①航空轴承服役期间故障数据获取比较困难;②跨工况、跨部件级的轴承测量数据分布差异大,难以保证训练好的模型适应于其他分布的数据。

迁移学习(transfer learning,简称 TL)^[2,15,17-19]为上述问题提供了全新的解决方案,其利用数据、任务或模型之间的相似性,将旧领域(源域)学习模型与知识应用于新领域(目标域)。Li 等^[15]为解决域转移问题,建立一种基于深度对抗性多分类器优化模型的跨域故障诊断。Liao 等^[17]针对测试与训练样本不独立同分布问题,提出一种深度半监督域泛化网络用于旋转机械变速下的故障诊断。然而,现有的迁移学习诊断方法本质上是故障信息与诊断知识间的迁移,航空轴承故障工况波动大、多源参数耦合等会导致其图域间几何结构关系及非欧式空间的关联性容易被忽略。

为了解决航空发动机高速轴承在服役过程中工况波动带来的可迁移、可泛化故障诊断困难的问题,笔者设计出一种新型的深度图迁移学习算法,并提出波动工况下基于 GTCNs 的航空发动机高速轴承故障智能诊断方法。

1 基础知识

1.1 图卷积网络

为了有效处理非欧氏空间数据,研究者提出了 GCNs,其实现过程如下。

首先,建立带有拉普拉斯矩阵为节点与边的谱图关系,图结构表示为 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{W})$,其中: $\mathcal{V}$ 为图中节点; $\mathcal{E}$ 为 2 个节点之间的边; $\mathcal{W}$ 为 2 个顶点之间边权重。图用拉普拉斯矩阵表示为 $L = D - A$,其中, D 和 A 分别为度矩阵和邻接矩阵。

拉普拉斯矩阵的特征分解为

$$L = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \dots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} U^{-1} = U \Lambda U^{-1} \quad (1)$$

其中: $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]$, u_n 为单位特征向量; Λ 为由拉普拉斯矩阵的特征值组成的对角矩阵。

U 为正交矩阵(即 $UU^T = E$),其特征分解表示为

$$L = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \dots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} U^T = U \Lambda U^T \quad (2)$$

其中: $U^{-1} = U^T$ 。

其次,基于频域卷积理论,其核心思想是对图信号进行图傅里叶变换,在频谱域进行卷积,然后再对信号进行图傅里叶逆变换,即

$$F(\lambda_l) = \hat{f}(\lambda_l) \sum_{i=1}^N f(i) u_l^*(i) \quad (3)$$

其中: f 为图的 N 维分量; $f(i)$ 与图节点一一对应; $u_l(i)$ 为第 l 个特征向量的第 i 个分量; $u_l^*(i)$ 为 $u_l(i)$ 的共轭向量的第 i 个分量。

1.2 多核最大均值误差

多核最大均值误差(multi kernel-maximum mean discrepancies,简称 MKMMD)是常用的衡量 2 个域数据集之间分布差异的非参数方法之一。令 h^s 与 h^t 分别表示波动和跨机器跨轴承的 2 类深度特征,则 2 类深度特征的 MKMMD 距离为

$$\mathcal{L}_{\text{MKMMD}}(h^s, h^t) = \left\| \frac{1}{M_s} \sum_{i=1}^{M_s} \phi(h_i^s) - \frac{1}{M_t} \sum_{i=1}^{M_t} \phi(h_i^t) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (4)$$

其中: $\|\cdot\|_{\mathcal{H}}$ 为再生核希尔伯特空间; $\phi(\cdot)$ 为一系列与核映射 $k(h^s, h^t) = \langle \phi(h^s), \phi(h^t) \rangle$ 相关的特征映射函数,用于把原变量映射到再生核希尔伯特空间。

2 所提出的智能诊断方法

2.1 问题描述

假设有标记的源域 $\text{DOM}_s = \{x_s^i, y_s^i\}_{i=1}^n$, 无标记目标域 $\text{DOM}_t = \{x_t^i\}_{i=1}^m$ 。由于边缘分布和条件分布不同, 即 $P(x_s) \neq P(x_t)$, $Q(y_s, x_s) \neq Q(y_t, x_t)$, 因此基于源域训练的模型不能直接用于目标域。领域自适应方法通过构建映射关系 f , 将源域和目标域映射到共享特征空间, 使映射后的特征分布满足源域

分布约等于目标域分布的要求。该方法可用于目标域特征表征、数据分类等问题。

2.2 所提出的 GTCNs 算法

为实现波动工况下领域自适应的跨轴承故障特征提取与智能故障诊断方法, 笔者设计的深度迁移图卷积网络结构示意图如图 1 所示, 主要包括特征提取器 $\mathcal{F}$ 、标签预测器 $\mathcal{P}$ 及域判别器 $\mathcal{D}$ 等。GTCNs 算法主要包括图构建阶段、特征融合与提取阶段以及领域自适应与分类阶段。

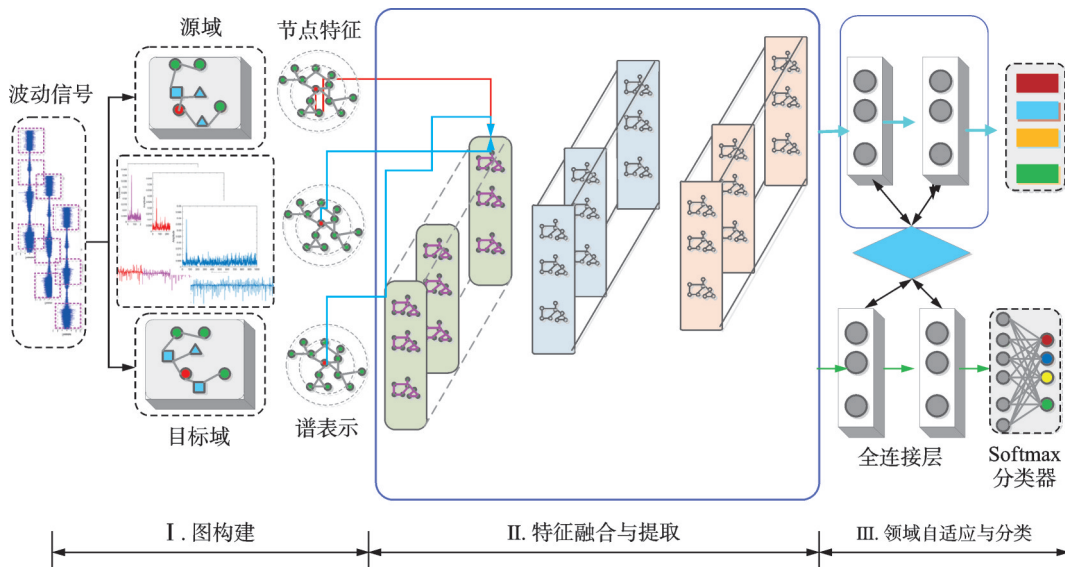


图 1 深度迁移图卷积网络结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of the deep transfer graph convolutional network architecture

2.2.1 图构建阶段

该阶段主要利用多头注意力机制及 1dGCNs 对多源信号构建图表示层、图注意层、图卷积和图池化层等, 通过多头注意力机制对多源信号进行故障信息融合。

图表示层: 无向连接图可定义为 $\mathcal{G} = \{(\mathcal{V}_i)_{i=1}^n, (\mathcal{E}_j)_{j=1}^m, A \in \mathbb{R}^{n \times n}\}$ 。其中: $\{(\mathcal{V}_i)_{i=1}^n\}$ 为包含的所有样本以及所构成图的顶点; $\{(\mathcal{E}_j)_{j=1}^m\}$ 为所有连接顶点的边。

2.2.2 特征融合与提取阶段

图注意层: 输入为在同一个域中随机选择的 2 组信号, 对应的邻接矩阵 $A^{bc} \in \mathbb{R}^{n \times n}$; 分别来自 2 个集合的信号, L 为信号长度。 A^{bc} 为通过 $F(\cdot)$ 提取的每个信号特征, 并计算两特征之间的欧式距离。借助 A^{bc} 揭示 V^b 和 V^c 顶点之间相关性, 图注意层对 V^b 、 V^c 、 A^{bc} 包含信息进行高效融合, 注意力矩阵 E 的计算式为

$$E = \text{Attention}(V^b W^b, V^c W^c) \quad (5)$$

图卷积与池化层: 针对多源信号的图结构特点, 以图卷积作为核心步骤, 在同时考虑信号强度和各个信号之间关联的情况下, 捕捉轴承多源信号蕴含的故障信息。

图卷积借助傅里叶域的对角化线性算子等价实现, 图信号 x 傅里叶变换可表示为 $\hat{x} = U^T x$ 。 U 为正交矩阵, 其傅里叶逆变换为 $x = U \hat{x}$ 。分别对卷积算子 g 和图信号 x 进行图傅里叶变换, 将变换结果相乘, 通过图傅里叶逆变换得到图卷积结果, 计算式为

$$g * x = U(U^T g \cdot U^T x) \quad (6)$$

其中: $*$ 表示图卷积运算; 卷积算子 g 为随机初始化、可训练的参数, 是影响特征提取效果的关键。

GCN 卷积层传播规则为

$$H^{(l+1)} = \sigma(\tilde{D}^{-1/2} A \tilde{D}^{-1/2} H^{(l)} W^{(l)}) \quad (7)$$

其中: $\sigma(\cdot)$ 为激活函数; H 为输出矩阵; W 为权重矩阵; l 为层数。

通过图卷积、图池化及分类层组成图卷积网络。

2.2.3 领域自适应与分类阶段

特征提取器由 3 层 1dGTCNs 层以及 1 层全连接层构成。域判别器 $\mathcal{D}$ 用来判断数据来自源域或目标域,将学习到的特征作为输入,并输出预测的域标签 $\mathcal{D}(\mathcal{F}(x))$ 。假设特征提取器、标签预测器和域判别器的参数分别为 $\theta_{\mathcal{F}}$ 、 $\theta_{\mathcal{P}}$ 和 $\theta_{\mathcal{D}}$,则模型优化中的损失函数可表示为

$$\text{LOSS}(\theta_{\mathcal{F}}, \theta_{\mathcal{D}}, \theta_{\mathcal{P}}) = \frac{1}{n_s} \sum_{x_i \in D_s} L_{\mathcal{P}}(\mathcal{P}(\mathcal{F}(x_i)), y_i) - \frac{\lambda}{n_s + n_t} \sum_{x_i \in (\text{DOM}_s \cup \text{DOM}_t)} L_{\mathcal{D}}(\mathcal{D}(\mathcal{F}(x_i)), d_i) \quad (8)$$

其中: $\text{LOSS}_{\mathcal{P}}$ 与 $\text{LOSS}_{\mathcal{D}}$ 分别为标签预测器损失与域判别器损失; λ 为调节因子; d_i 为输入样本的标签; n_s 为源域样本数量; n_t 为目标域样本数量。

通过最小化目标函数更新标签预测器参数,最大化目标函数更新域判别器参数。

2.3 基于 GTCNs 的航空发动机轴承故障智能诊断方法流程

2.3.1 基于同步提取变换-阶比分析的信号处理

主要步骤如下:①对时域信号进行低通滤波和降采样处理,去掉高频干扰成分;②利用同步提取变

换得到转速波动工况下降采样信号的时频谱图;③定义峰值搜索,从时频谱上得到转频的瞬时频率曲线 $f_{cs}(k)$ (k 为采样点序号);④采用重构最小二乘拟合方法对瞬时频率曲线进行拟合,获取瞬时频率拟合曲线 $f_i(t)$;⑤依据瞬时频率拟合曲线 $f_i(t)$ 获得鉴相时标 T_n ;⑥通过鉴相时标对原始数据进行等角度重采样,得到准稳态的角域信号序列 $x(T_n)$,即

$$x(T_n) = \sum_m x(m\Delta t_s) h_s(m\Delta t_s - T_n) \quad (9)$$

其中: Δt_s 为时域采样间隔; $m\Delta t_s$ 为 T_n 附近的值; $h_s(t)$ 为差值滤波器。

2.3.2 基于 GTCNs 的故障特征提取与智能诊断

在训练阶段,将转化的准平稳谱信号输入到 GTCNs 中,通过图谱学习层表示波动工况下的故障特征信息,利用图注意、图卷积和图池化层分别提取源域与目标域的共享高维。通过 DMKMMD 及领域对抗学习机制对其进行约束,缩小目标域与源域之间的分布差异;再通过标签预测器以及领域判别器实现波动工况下深度 GTCNs 训练。

在测试阶段,将测试样本输入到训练完备的 GTCNs 中,并将任务工况的新样本输入到深度图迁移学习故障诊断模型,实现波动工况下跨机器跨轴承智能故障特征提取与诊断。

波动工况下,基于 GTCNs 的航空发动机高速轴承故障智能诊断方法流程如图 2 所示。

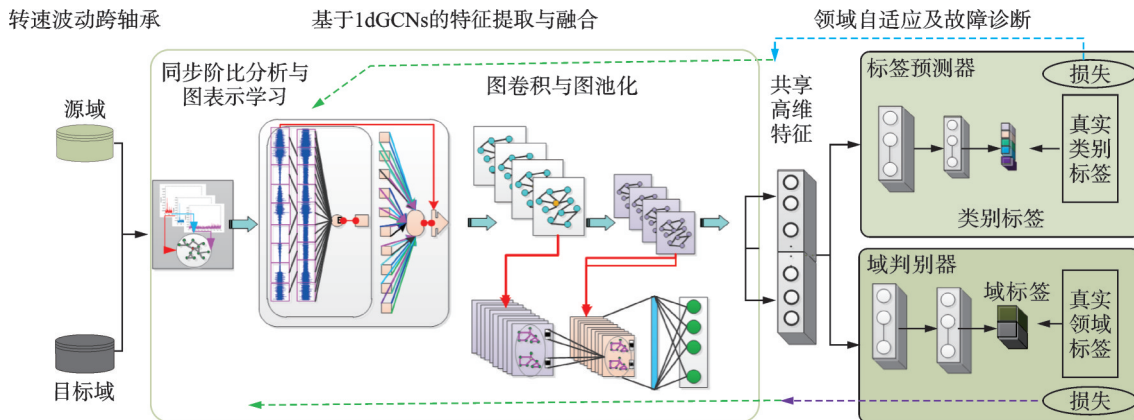


图 2 波动工况下基于 GTCNs 的航空发动机高速轴承故障智能诊断方法流程

Fig.2 Process flow of the GTCNs-based intelligent fault diagnosis for aero-engine high-speed bearings under variable operating conditions

3 试验与分析

3.1 航空发动机高速轴承故障模拟试验台简介

试验采用的数据来自意大利都灵理工大学机械

与航天工程系的航空发动机高速轴承故障模拟试验台^[18],该试验台可测量航空轴承在不同高转速与不同载荷下的振动加速度数据。图 3 为试验平台实景图。在试验台上模拟不同的故障类型,轴承不同

健康状态的测量过程相同,其故障模拟过程如下:首先,在空载下以转速为 6 000 r/min 短暂运行,并以 100 Hz 为步长提高,实现转速波动工况的模拟;然后,通过传感器对振动数据进行测量与采集。表 1 为数据集 T_1 描述(载荷为 0),用来模拟波动工况环境。

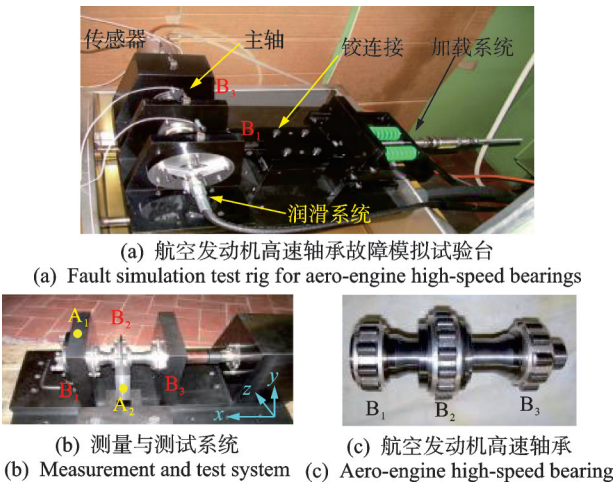


图 3 试验平台实景图

Fig.3 Photograph of the experimental test rig

表 1 数据集 T_1 描述(载荷为 0)

Tab.1 Description of dataset T_1 (load = 0)

标签	受损部位	直径/ μm	转速/ $(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	样本数量
H_1	—	—	6 000~24 000	2 000
H_2	内圈	450	6 000~24 000	2 000
H_3	内圈	250	6 000~24 000	2 000
H_4	内圈	150	6 000~24 000	2 000
H_5	滚子	450	6 000~24 000	2 000
H_6	滚子	250	6 000~24 000	2 000
H_7	滚子	150	6 000~24 000	2 000

3.2 航空轴承数据集构造

为模拟航空发动机轴承长期处于高速、重载的实际工况,并进一步测试所提方法的状态识别性能,选取 3 种载荷下(0, 1 000 N、1 400 N, 分别建立波动工况下的 T_1 、 T_2 和 T_3 数据集,转速波动为 6 000~24 000 r/min)的振动数据进行验证。试验数据集 T_1 描述如表 1 所示。

3.3 诊断结果

将数据集 $T_1 \rightarrow T_2$ 、 $T_1 \rightarrow T_3$ 、 $T_2 \rightarrow T_3$ 这 3 种迁移任务作为训练任务,并重复多次计算平均结果。选择以参数共享机制作为迁移学习方法的 1dGCNs 作为

GTCNs 的基准比较算法。图 4 为数据集 T_1 的混淆矩阵诊断结果,显示了该诊断方法在不同迁移任务条件下,基于 GTCNs 以及迁移化的 1dGCNs 算法的诊断混淆矩阵。可以看出,所提出方法在转速波动下可达到 93.80% 的准确率。

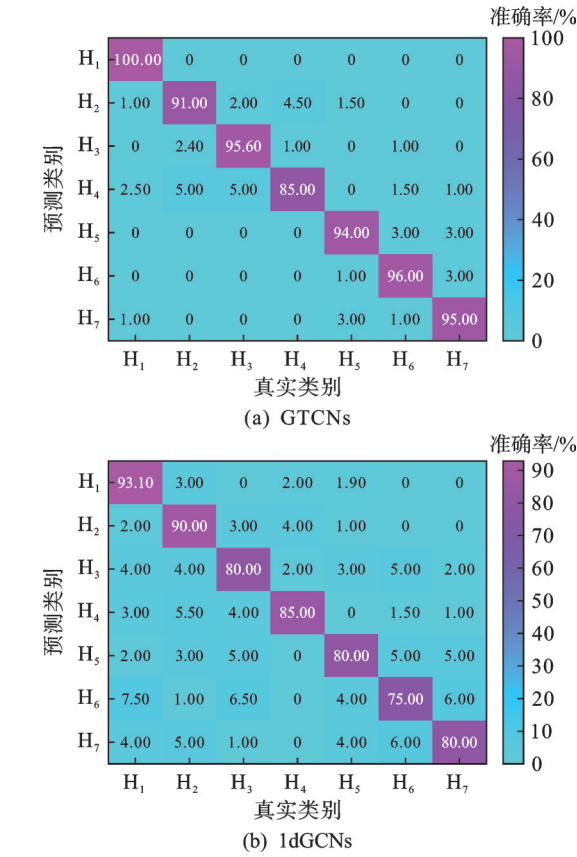


图 4 数据集 T_1 的混淆矩阵诊断结果

Fig.4 Confusion matrix of diagnosis results for dataset T_1

为了研究深度神经网络各个层中特征图的特性,采用常用的 t 分布随机邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, 简称 t-SNE)^[17] 将测试样本的高维特征降至二维空间。图 5 为波动工况下低维嵌入测试样本可视化图。可以看出:在 1dGCNs 模型的输入层中,各种健康状态下的测试样本混叠在一起、难以区分;相较于普通的图神经网络模型,所构建的 GTCNs 模型中不同健康状态下的测试样本之间体现出更高的可分性。

3.4 与其他相关方法对比

为了验证所提方法的有效性,与卷积神经网络(convolutional neural networks, 简称 CNNs^[6])、GCNs^[13]、迁移成分分析(transfer component analysis, 简称 TCA)^[3]、联合分布适配方法(joint distribu-

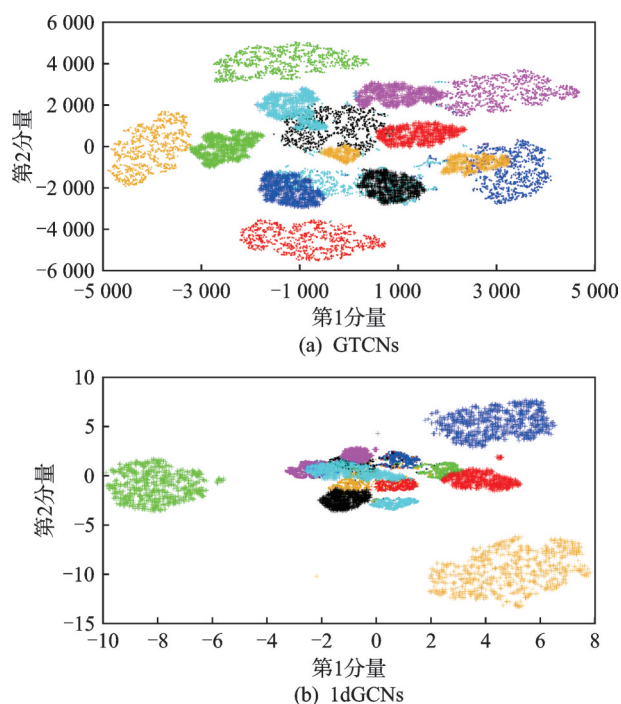


图5 波动工况下低维嵌入测试样本可视化图

Fig.5 Visualization of low-dimensional embeddings of test samples under fluctuating operating conditions

tion adaptation, 简称 JDA)^[15]、深度适配网络(deep adaptation network, 简称 DAN)^[2]等诊断方法进行对比。为了提升模型诊断效果,对数据集 T_1 、 T_2 和 T_3 进行归一化处理。采用不同诊断方法对上述 3 种迁移任务进行诊断,表 2 为不同诊断方法在航空轴承数据集上的诊断结果对比。

表 2 不同诊断方法在航空轴承数据集上的诊断结果对比
 Tab.2 Comparison of diagnosis results of different methods on the aero-engine bearing dataset %

诊断方法	迁移任务			平均值
	$T_1 \rightarrow T_2$	$T_1 \rightarrow T_3$	$T_2 \rightarrow T_3$	
CNNs	84.21±5.89	78.35±7.28	82.24±5.64	81.60
GCNs	86.54±2.44	80.23±4.29	85.12±4.29	83.96
TCA	88.26±1.21	85.75±1.56	87.92±0.98	87.31
JDA	89.11±0.95	87.24±0.89	90.29±0.88	88.88
DAN	92.57±1.22	91.38±1.69	93.36±1.05	92.44
GTCNs	98.69±0.70	97.88±0.84	99.14±0.68	98.57

从表 2 可以看出,GTCNs 在不同迁移任务中取得较好的迁移诊断结果,平均精度达到了 98.57%。这是由于 GTCNs 不仅利用了 1dGTCNs 几何结构的

近邻提取性能,还具有强大的迁移学习能力,从而有效提高了迁移诊断精度。

4 结束语

为克服航空发动机轴承在波动工况下诊断效果差的问题,提出一种波动工况下基于 GTCNs 的航空发动机高速轴承故障智能诊断方法。首先,设计出新型的 GTCNs 算法,该算法利用领域自适应机制,提升图卷积网络图域几何特征的提取性能与迁移泛化性能,并在波动工况下航空轴承故障数据集上验证了所提诊断算法及诊断方法的有效性及先进性。试验结果表明,该方法具有更高的诊断准确率与鲁棒性,可以消除大波动工况下健康状态样本分布的差异性,提高其诊断可迁移性。

参 考 文 献

- [1] 韩淞宇,邵海东,姜洪开,等.基于提升卷积神经网络的航空发动机高速轴承智能故障诊断[J].航空学报,2022,43(9):150-163.
HAN Songyu, SHAO Haidong, JIANG Hongkai, et al. Intelligent fault diagnosis of aero-engine high-speed bearings using enhanced CNN [J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 150-163. (in Chinese)
- [2] LONG M S, CAO Y, WANG J M, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks [C]//Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning. Lille, France: JMLR, 2015: 97-105.
- [3] 李霖蒲,黄如意,陈祝云,等.一种用于主轴轴承故障诊断的深度卷积动态对抗迁移网络[J].振动工程学报,2022,35(2):446-453.
LI Jipu, HUANG Ruyi, CHEN Zhuyun, et al. A deep convolutional dynamic adversarial transfer network for spindle bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(2): 446-453. (in Chinese)
- [4] 吴耀春,赵荣珍,靳伍银,等.面向数据不平衡的卷积神经网络故障辨识方法[J].振动、测试与诊断,2022,42(2):299-307.
WU Yaochun, ZHAO Rongzhen, JIN Wuyin, et al. Convolutional neural network fault identification method for data imbalance [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(2): 299-307. (in Chinese)

- [5] ZHAO X L, YAO J Y, DENG W X, et al. Multiscale deep graph convolutional networks for intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under fluctuating working conditions[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(1): 166-176.
- [6] ZHAO X L, YAO J Y, DENG W X, et al. Normalized conditional variational auto-encoder with adaptive focal loss for imbalanced fault diagnosis of bearing-rotor system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 170: 108826.
- [7] 赵明, 林京. 变转速下机械动态信息的自适应提取与状态评估[J]. 机械工程学报, 2015, 51(8): 83-83.
ZHAO Ming, LIN Jing. Adaptive dynamic information extraction and state evaluation for machinery under varying speeds[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(8): 83-83. (in Chinese)
- [8] 吴楠. 变转速下轴承瞬态特征稀疏表示及故障诊断研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2017.
- [9] WANG J Y, MIAO J G, WANG J L, et al. Fault diagnosis of electrohydraulic actuator based on multiple source signals: an experimental investigation[J]. Neurocomputing, 2020, 417: 224-238.
- [10] ZHAO X L, JIA M P, DING P, et al. Intelligent fault diagnosis of multichannel motor-rotor system based on multimanifold deep extreme learning machine[J]. IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(5): 2177-2187.
- [11] SHAO H D, XIA M, HAN G J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under varying working conditions with modified transfer convolutional neural network and thermal images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3488-3496.
- [12] 苏树智, 董闯, 陈见, 等. 跨通道桥接图卷积神经网络的多模态故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(3): 513-519.
SU Shuzhi, DONG Chuang, CHEN Jian, et al. Cross-Channel Bridge Graph Convolutional Network for Multi-modal Fault Diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(3): 513-519. (in Chinese)
- [13] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The graph neural network model[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 61-80.
- [14] ZHAO X L, JIA M P, LIU Z. Semisupervised graph convolution deep belief network for fault diagnosis of elector mechanical system with limited labeled data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5450-5460.
- [15] LI X, ZHANG W, MA H, et al. Deep learning-based adversarial multi-classifier optimization for cross-domain machinery fault diagnostics[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 55: 334-347.
- [16] 薛勇, 赵荣珍. 改进LPCDA算法及其在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(1): 132-138.
XUE Yong, ZHAO Rongzhen. Improved LPCDA algorithm and its application in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(1): 132-138. (in Chinese)
- [17] LIAO Y X, HUANG R Y, LI J P, et al. Deep semisupervised domain generalization network for rotary machinery fault diagnosis under variable speed[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(10): 8064-8075.
- [18] DAGA A P, FASANA A, MARCHESIELLO S, et al. The politecnico ditorino rolling bearing test rig: description and analysis of open access data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 252-273.
- [19] 林杰威, 张益铭, 朱小龙, 等. 基于循环微调训练的柴油机故障迁移学习诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(4): 682-689.
LIN Jiewei, ZHANG Yiming, ZHU Xiaolong, et al. Transfer learning and gas path fault diagnosis of diesel engine based on cyclic fine-tune training[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(4): 682-689. (in Chinese)



第一作者简介:赵孝礼,男,1991年10月生,博士、副教授。主要研究方向为机电液装备智能运维与健康管理。

E-mail: xlzhao@njust.edu.cn

通信作者简介:姚建勇,男,1984年4月生,博士、教授。主要研究方向为电液伺服智能控制与容错诊断等。

E-mail: jerry Yao.buaa@gmail.com