

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407526

# 基于改进的 DenseNet-ViT 联合网络和迁移学习的 燃气轮机转子故障诊断\*

乔琦<sup>1,2,3</sup> 王红军<sup>1,2,3</sup> 马康<sup>1,2,3</sup> 王正<sup>1,2,3</sup> 余成龙<sup>1,2,3</sup>

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 高端装备制造智能感知与控制北京市国际科技合作基地 北京 100192; 3. 北京信息科技大学机电系统测控北京市重点实验室 北京 100192)

**摘要:**实际工业环境中,燃气轮机转子故障数据难以采集导致故障样本稀缺,无法满足故障模型的海量训练要求。利用 DenseNet 在图像特征提取方面的和 Transformer 结构在视觉领域上的优势,提出了一种基于改进的 DenseNet-ViT 联合网络的燃气轮机转子故障诊断方法。首先舍弃掉 DenseNet 的分类层,只需利用 DenseNet 的特征提取层,随后将改进的 DenseNet 的输出层连接到 ViT 模型的输入层构成联合网络;另外针对故障模型训练耗时长的问题,利用迁移学习将训练好模型权重参数进行迁移可以加快训练时间,节省计算资源。利用在实验室构建的燃气轮机转子模拟实验台可以获得燃气轮机转子故障模拟数据,在某型号燃气轮机试车台上获得了真实环境下的转子不同类型的故障数据,利用模拟数据与真实数据进行模型测试可以更好的检验所提出方法的可靠性。实验结果表明:在两种不同转子故障数据集测试中分别达到了 96.8% 和 97.3% 的故障识别准确率,表明该方法具有较高的转子故障识别精度;在后续设置的对比验证实验中,通过与 CNN 以及 VGG-16 等进行对比,该模型的故障分类准确率也均高于这些网络,从而进一步验证了该模型的优异性和可靠性。

**关键词:** 燃气轮机;转子故障;ViT 模型;故障诊断;迁移学习

中图分类号: TN07;TK477 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470

## Gas turbine rotor fault diagnosis based on improved DenseNet-ViT joint network and transfer learning

Qiao Qi<sup>1,2,3</sup> Wang Hongjun<sup>1,2,3</sup> Ma Kang<sup>1,2,3</sup> Wang Zheng<sup>1,2,3</sup> Yu Chenglong<sup>1,2,3</sup>(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;  
2. Beijing High-end Equipment Intelligent Perception and Control International Cooperation Base, Beijing 100192, China;  
3. Beijing Key Laboratory of Measurement and Control of Mechanical and Electrical System,  
Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** In the actual industrial environment, the collection of gas turbine rotor fault data is challenging, leading to a scarcity of fault samples and an inability to meet the massive training requirements of fault models. Leveraging the advantages of DenseNet in image feature extraction and the Transformer structure in the visual field, an improved gas turbine rotor fault diagnosis method based on the DenseNet-ViT joint network was proposed. Firstly, the classification layer of DenseNet was abandoned, and only the feature extraction layer of DenseNet was utilized. Subsequently, the output layer of the modified DenseNet was connected to the input layer of the ViT model to form the joint network. Additionally, in response to the issue of lengthy training time for the fault model, transfer learning was employed to transfer the trained model's weight parameters, which could expedite the training process and conserve computing resources. Simulated data of gas turbine rotor faults could be acquired through the gas turbine rotor simulation experimental platform constructed in the laboratory, and real fault data of different types of rotors in the actual environment were obtained on a certain type of gas turbine test bed. Utilizing both the simulated and real data for model testing could better verify the reliability of the proposed method. The experimental results indicate that the fault recognition accuracy rates reached 96.8% and 97.3% in the tests of two distinct rotor fault datasets, respectively, demonstrating that this method possesses a relatively high rotor fault recognition accuracy. In the subsequent

收稿日期: 2024-05-17 Received Date: 2024-05-17

\* 基金项目:北京市自然科学基金重点暨北京市教委重点项目(21JC0016)、国家自然科学基金(51975058)项目资助

comparative verification experiments, by comparing with CNN and VGG-16, etc, the fault classification accuracy of this model was also higher than those networks, thereby further validating the superiority and reliability of this model.

**Keywords:** gas turbine; rotor fault; ViT model; fault diagnosis; transfer learning

## 0 引言

燃气轮机在航天航海、交通运输、电力化工等国家关键生产制造等领域有着举足轻重的作用。近年来随着我国在燃气轮机领域取得了一定成果,2022 年由中国航发燃机自主研制的 AGT-110 重型燃气轮机通过连续 72 小时满负荷运行;2023 年首台国产 HA 级重型燃气轮机顺利完成总装下线;同年,我国首台自主研制的 F 级 50 兆瓦重型燃气轮机发电机组 G50 正式投入商业运行。转子作为燃气轮机整个结构中最关键的部件之一,同时由于转子工作环境的特殊性,使得其更容易出现故障,使得对于燃气轮机转子的故障诊断也变得更加困难,因此对于燃气轮机转子系统的研究显得尤为重要。

燃气轮机转子的故障种类很多,例如常见的转子不平衡、转子不对中、转子碰摩、转子热弯曲、转子裂纹等等,还有一些更加复杂的耦合故障<sup>[1]</sup>。在实际中通过在燃气轮机上不同位置布置不同类型的传感器用于收集振动信号,后续利用信号处理方法对采集的原始振动信号进行预处理以便提高后续模型的诊断能力。对于一些转子故障样本较少的故障类型,可以通过在实验室中搭建转子模拟实验台,通过人工设置不同的转子故障来进行模拟实验得到所需要的转子故障样本;另外,也可以利用深度学习的方法进行故障样本的迁移来解决转子故障样本稀缺的问题。

对于故障诊断来说,近些年来深度学习快速发展,迁移学习、强化学习、联邦学习等不同的方式层出不穷,为故障诊断提供了更多的方法和途径,也进一步提高了故障识别的准确率。视觉几何群网络<sup>[2]</sup>(visual geometry group network, VGG-16)提出了一种规则的网络结构,规范了神经网络的设计思想,并成为许多网络的骨干。GoogLeNet<sup>[3]</sup>使用不同大小的卷积核来设计深度和宽度的卷积模型。残差网络<sup>[4]</sup>(residual network, ResNet)和稠密连接网<sup>[5]</sup>(densely connected convolutional network, DenseNet)都使用了跳数连接结构的思想。DenseNet 使用基于 ResNet 的多跳连接结构,这两个网络验证了更深层次网络的可行性,卷积神经网络的发展也越来越多的被用在机械设备故障诊断中。

文献[6]提出了一种利用麻雀优化算法优化下的支持向量机的诊断模型,该模型对于大量故障数据处理略显疲惫;文献[7]构建了一种基于迁移学习和残差网络的故障诊断方法,但缺少实际的工业故障数据。

针对这些问题通过在实验室搭建燃气轮机转子模拟实验台来获得大量的转子故障数据,提出了一种于改进的 DenseNet-ViT 联合网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断模型,将不同类型传感器所采集到的转子振动数据通过预处理后转化为二维时频图像,作为联合网络的输入,最后利用实际燃气轮机上采集的数据进行验证。

## 1 理论研究

### 1.1 改进的 DenseNet

DenseNet 主要由多个稠密块(dense block)和过渡层(transition layer)组成,其中每一层都与前面的所有层进行连接,采用级联(concatenation)方式,并保持每一层的特征图大小相同<sup>[8]</sup>,如图 1 所示。相邻的 Dense Block 之间通过 Transition Layer 连接,通过批量归一化层、激活层、卷积层以及池化层实现降采样。同时,使用  $1 \times 1$  卷积来减少通道数,通过池化操作降低特征图的大小,从而达到模型压缩的效果。DenseNet 的设计结构在利用网络层间信息的同时,有效地减轻了梯度消失问题,提高了网络的训练效率。

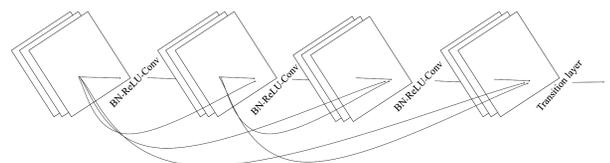


图 1 DenseNet 结构图

Fig. 1 Structure of DenseNet

采用的 DenseNet 是 DenseNet-121 网络<sup>[9]</sup>,DenseNet-121 是 DenseNet 结构中比较基础也是应用最广泛的一种 DenseNet 结构,DenseNet-121 结构主要包括输入层、卷积层、归一化层、池化层、稠密块等<sup>[10]</sup>。由于后续采用 ViT 网络的分类层以实现最终的分类目的,因此改进后的 DenseNet 是在 DenseNet-121 的基础上去除了最后的分类层,仅利用 DenseNet 对图像的特征提取功能,将改进的 DenseNet 与 ViT 网络组成联合网络,经过对图像的两次特征提取,相比直接将图像输入到 ViT 网络中将提高对图像的特征提取,可以获得更多的图像特征减少图像有效信息的缺失,从而进一步提高最终的分类准确率。具体的网络参数如表 1 所示。

表 1 改进的 DenseNet 结构

Table 1 Improved DenseNet structure

层	输出大小	网络结构
卷积	112×112	7×7 conv, stride 2
池化	56×56	3×3 max pool, stride 2
稠密块(1)	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
过渡层(1)	56×56 28×28	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
稠密块(2)	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
过渡层(2)	28×28 14×14	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
稠密块(3)	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$
过渡层(3)	14×14 7×7	1×1 conv 2×2 average pool, stride 2
稠密块(4)	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$

## 1.2 ViT 网络结构

ViT 模型是在视觉 Transformer 结构上提出的, ViT 将图像视为一个序列而不是一个二维网格, 利用 Transformer 中的自注意力机制来进行特征提取和建模<sup>[11]</sup>。目前 ViT 模型在图像识别领域应用较多, 在燃气轮机转子故障诊断领域, ViT 模型应用还较少。

一个完整的 ViT 模型主要包含 3 部分结构: Embedding 层、Transformer 编码器和 MLP 头部结构。与 CNN 相比, Transformer 结构具有强大的并行计算能力<sup>[11]</sup>, Transformer 结构的自注意力机制和多层堆叠的设计, 具有很高的灵活性和泛化能力, 这些都是传统的卷积神经网络不具备的能力。ViT 模型采用自注意力机制 (self-attention) 来处理图像数据<sup>[12]</sup>。

在 ViT 模型中, 输入图像首先被划分成一系列大小相等的图像块 (patches), 每个图像块代表了局部的图像区域, 这时 Embedding 层会将划分好的图像块进行嵌入编码 (patch embedding), 将每个像素的特征表示转换为模型能够处理的向量表示。这些图像块作为一个序列按照先后顺序进行排列, 为了保留图像块之间的位置信息, ViT 模型使用位置编码 (position embedding) 来为每个图像块添加位置信息。位置编码是按照分割后的图像块在原图像中的位置进行编码。接着将位置编码与图像块的嵌入向量相加, 为了便于进行最后的分类识别, ViT 模型引入了一种名为 *cls* (\*) 的字符, ViT 网络的结构如图 2 所示。将输入的图像记作  $X (X \in H \times W \times C)$ , 这里的  $H, W, C$  分别代表图像的高度、宽度和通道数, 将原图像划分成  $N$  个图像块, 如式 (1) 所示。

$$N = \frac{H \cdot W}{D} \quad (1)$$

其中, 用  $D \times D$  代表图像块的尺寸。

通过嵌入编码后, 一共得到了  $D^2 \cdot C$  维向量  $x_p^i$ , 最终将会得到  $N$  个一维的向量, 这时需要添加一个用于最终分类识别的向量  $x_{cls}$ 。

$$z_0 = [x_{cls}; x_p^1 E; x_p^2 E; \dots; x_p^N E] + E_{pos} \quad (2)$$

其中,  $z_0$  是 Embedding 层的输出,  $E$  代表线性映射的一个矩阵,  $E_{pos}$  是位置编码的一个矩阵。

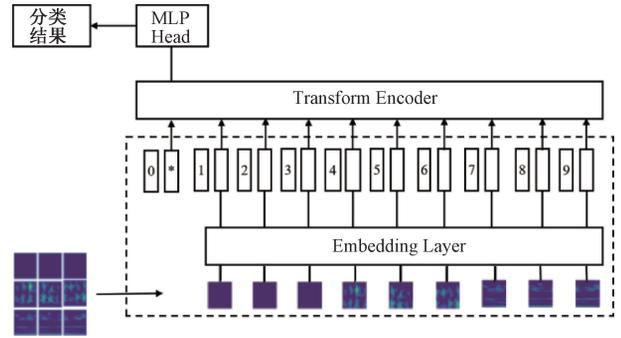


图 2 ViT 网络结构

Fig. 2 ViT structure

Transformer 编码器的结构是由  $L$  个相同的编码器层 (encoder block) 组成, 每个编码器层由自注意力层 (self-attention layer) 和前馈神经网络层 (feed-forward neural network layer) 组成, 其中包含了残差连接和相加 & 层归一化操作。自注意力层中的多头自机制注意力是整个 Transformer 编码器的核心, 可以捕获图像块序列内部之间的关系, 多头自注意力机制利用了 3 个线性变换: 查询 (Query)、键 (Key) 和值 (Value), 分别记作  $Q, K, V$ 。在多头自注意力机制中每个头都可以学习到不同的相关性模式, 每个头都具有自己的  $Q, K, V$ 。然后, 每个头执行独立的自注意力计算, 生成一组相关的表示。多头自注意力机制的公式如式 (3) 所示。

$$A(Q, K, V) = \text{softmax} \left( \frac{Q \cdot K^T}{\sqrt{d_k}} \right) \quad (3)$$

其中,  $d_k$  代表键值的尺寸。

在 ViT 模型结构中, MLP 头部结构通常由多个全连接层和非线性激活函数组成, 用于进行最终的分类任务。

## 2 改进的 DenseNet-ViT 和迁移学习诊断方法

### 2.1 数据预处理

由于 ViT 模型的输入接收的是二维图像, 因此利用连续小波变换可以将一维振动数据转化为二维时频图像。图 3 是利用归一化和小波降噪操作处理后的 CWRU 西储大学数据集经过连续小波变换后的二维时频图像示

例,其中小波函数选择的是 *db5* 小波函数,分解层数为 3。按照顺序分别为内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常状态的二维时频图像,图像的尺寸为  $224 \times 224$ ,通道数为 3。该数据作为迁移学习中的源域,以便减少训练,加快故障诊断<sup>[13-14]</sup>。

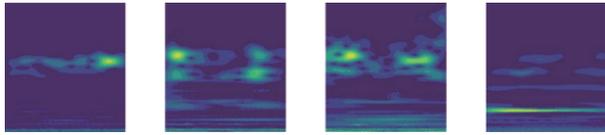


图 3 二维时频图像示例图

Fig. 3 Example of 2D time-frequency pictures

在将利用加速度传感器采集到的一维振动数据转换成二维时频图像后,利用 DenseNet 进行上采样以便获得处理后图像的更多特征,解决数据特征获取不足的问题,另一方面同时可以提高 ViT 模型的训练稳定性,加快该模型整体的运行速度。

### 2.2 燃气轮机转子故障诊断过程

燃气轮机转子故障诊断流程图如图 4 所示。

步骤 1) 搭建改进的 DenseNet-ViT 总体模型;

步骤 2) 对 CWRU 数据集进行归一化操作和特征降维处理;

步骤 3) 利用 CWT 连续小波变换将一维振动数据转化为二维时频图像,经过改进的 DenseNet 网络进行特征提取;

步骤 4) 经过特征提取后的结果作为 ViT 模型 Embedding 层的输入;

步骤 5) 使用按照 7 : 3 的比例划分为训练集和测试集的图像集进行 ViT 模型的训练和测试;

步骤 6) 使用采集的不同转子实验数据集进行训练和测试;

步骤 7) 重复步骤 2) 和 3), 对采集的实验数据进行同样的处理;

步骤 8) 将经过处理后的转子实验数据用于训练模型,验证改进的 DenseNet-ViT 模型的准确率;

步骤 9) 绘制故障分类结果混淆矩阵图和准确率曲线,展示最终结果。

### 2.3 源域数据集训练

在源域数据的训练和测试过程中,选用的是 CWRU 轴承数据集。CWRU 轴承数据集(凯斯西储大学数据集)被广泛的应用于故障模型的训练。在 CWRU 轴承实验中,实验台主要由一个 1.5 kW 的驱动电机、电子控制器和功率测试计组成。源域数据训练和测试中选取的是驱动端数据,采样频率为 12 kHz,其中轴承状态分为 4 种:内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常状态,轴承尺寸分别有 0.028 in、0.021 in、0.014 in、0.007 in 4 种,每

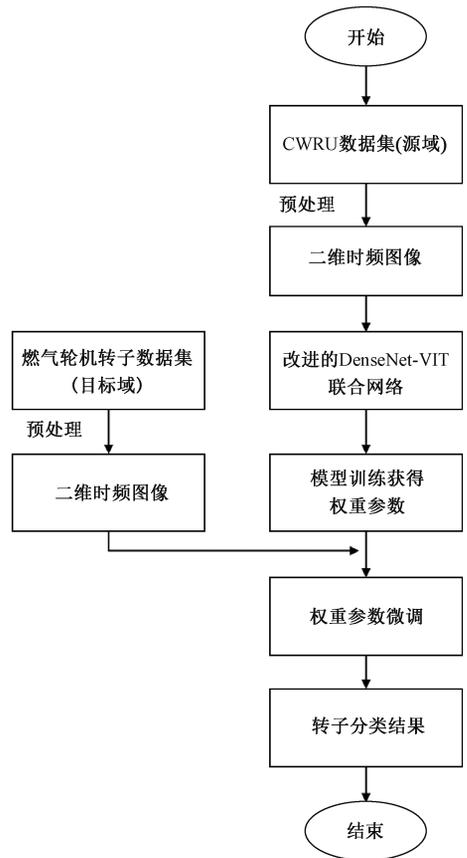


图 4 转子故障诊断流程图

Fig. 4 Flowchart of rotor fault diagnosis

种测试类型下二维时频图像都为 100 张,如表 2 所示。

表 2 CWRU 轴承数据

Table 2 CWRU bearing data

故障状态	结构参数	测试集样本数	图像标签
内圈故障	0.007	100	0
	0.014	100	1
	0.021	100	2
外圈故障	0.007	100	3
	0.014	100	4
	0.021	100	5
滚动体故障	0.007	100	6
	0.014	100	7
	0.021	100	8
正常状态		100	9

源域中 CWRU 轴承数据在经过 Desnet-ViT 模型多轮训练后的实验准确率曲线和混淆矩阵如图 5、6 所示,其中训练集经过 100 轮的迭代训练后,最终的准确率为 99.2%,初始的训练准确率为 82.5%,准确率稍低,通过 Desnet-ViT 模型的训练后,在第 19 次附近达到了 96.4%,这也表明该模型的优越性。测试集选用了剩余数据集中 30% 的数据,效果与训练集相比初始准确率仅

72.3%，经过该模型的训练后，在第 12 次附近达到了 97.9% 的准确率，测试集的最终精确度为 98.6%。

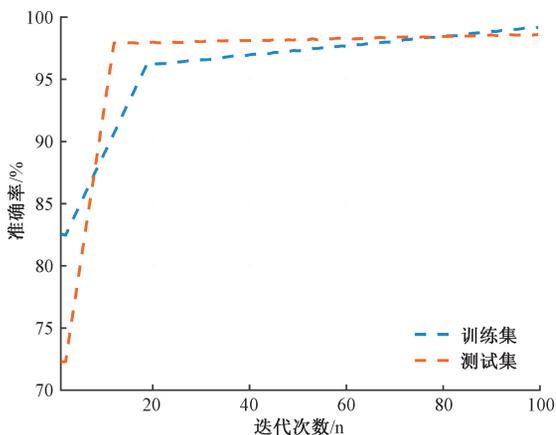


图 5 CWRU 数据集准确率曲线

Fig. 5 CWRU data set accuracy curve

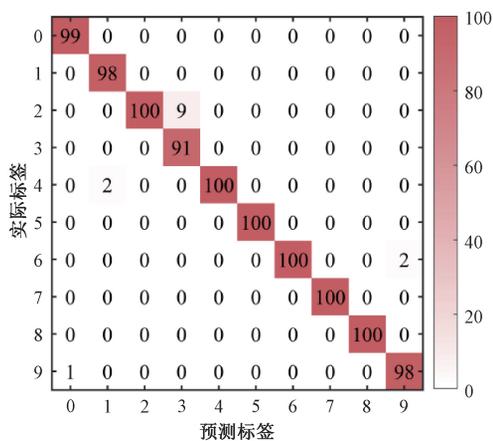


图 6 CWRU 测试集混淆矩阵图

Fig. 6 Confusion matrix of the CWRU test set

基于模型的迁移学习的实现，主要是在源域数据训练阶段对模型进行多次训练，以便获得最佳的权重参数。通过改进的 Desnet-ViT 转子故障模型在 ViT 阶段中的 MLP Head 之前的部分进行冻结，防止参数破坏，加快目标域数据的训练过程，后面的过程只需要通过训练进行权重参数的微调即可<sup>[15]</sup>。

### 2.4 目标域数据集训练

#### 1) 燃气轮机转子模拟实验台数据测试

在燃气轮机转子模拟实验台中，选用两个型号为 HSP2-30 高速伺服主轴电机，额定功率为 2.2 kW，额定转速为 3 000 r/min，额定扭矩为 7 N·m；该实验中主要是对内转子振动数据进行采集，其中内转子的长度为 1.2 m，直径为 0.06 m。转子实验台的实物如图 7 所示，从左到右分别为电机、联轴器、鼠笼结构（其中包含一个

内转子上的平衡盘和一个外转子上的平衡盘）、连接电机的齿轮座、轴承支座、平衡盘、轴承支座。本次实验过程中，仅利用了电机驱动内转子进行实验数据采集。

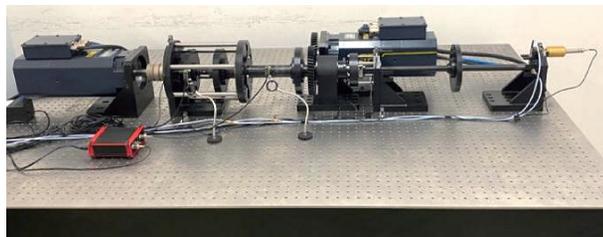


图 7 燃气轮机转子模拟实验台

Fig. 7 Gas turbine rotor simulation test bench

在该实验中，设置了 9 个不同转速分别是 300、477、954、1 431、1 670、1 690、1 712、1 737 和 2 050 r/min。在设置转子不平衡故障时，分别在平衡盘 1 和平衡盘 2 上加装 1 g、2 g、3 g 不同质量的螺栓，在 9 个不同的转速下运行实验台，模拟不同工况下的转子不平衡故障，共得到 54 组转子不平衡故障数据。实验中采样频率设置为 36 864 Hz，采样时间为 6 s。

燃气轮机转子模拟实验台选取的数据如表 3 所示，共选取了 477、1 431 和 1 712 rpm 3 个不同的转速下的正常工况数据、1 号不平衡位置 2 g 和 2 号不平衡位置 2 g 下的故障数据作为测试数据，将经过预处理后的数据均通过 CWT 转换为二维图像。模型训练与测试过程中学习率设置为 0.001，批次大小为 256，循环迭代次数为 100 次。

表 3 燃气轮机转子模拟实验台数据

Table 3 Data of gas turbine rotor simulation test bench

故障类别	数据名称	图像标签
Normal	477. mat	0
	1431. mat	1
	1712. mat	2
Disk1	D1_477_2g. mat	3
	D1_1431_2g. mat	4
	D1_1712_2g. mat	5
	D2_477_2g. mat	6
	D2_1431_2g. mat	7
Disk2	D2_1431_2g. mat	7
	D2_1712_2g. mat	8

在燃气轮机转子模拟实验台故障数据集测试中，初始训练集准确率为 77.4%，在前期曲线爬升较快，在第 26 次附近达到了 96.2% 的准确率，后期准确率提升较小，在经过 100 轮的迭代训练后，最终的训练准确率达到 97.2%。在测试集中，初始准确率相比测试集稍低为 72.8%，在第 24 次附近达到了 96.6%，在经过 100 轮的迭代训练后，最终的训练准确率达到 96.8%。训练和测试的准确率如图 8 所示，测试集的混淆矩阵结果图如

图 9 所示。

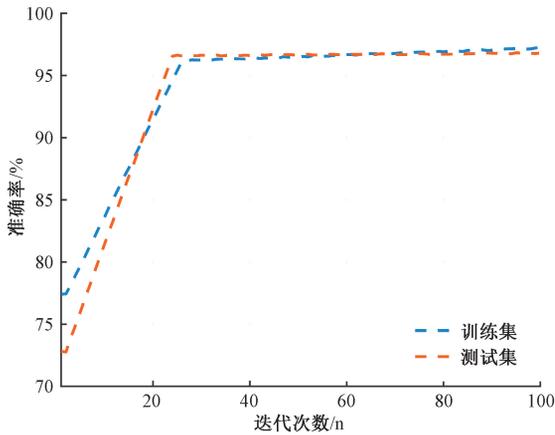


图 8 燃气轮机转子模拟实验台数据集准确率曲线

Fig. 8 Accuracy curve of gas turbine rotor simulation data set

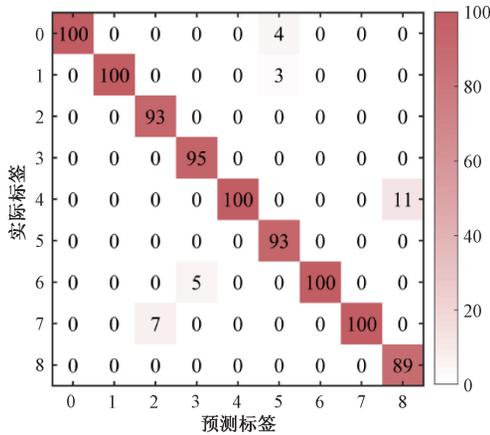


图 9 燃气轮机转子模拟实验台测试集混淆矩阵图

Fig. 9 Confusion matrix of gas turbine rotor simulation bench test set

## 2) 某型燃气轮机试车台数据测试

在燃气轮机试车台上,振动数据的采集选用整机测振方式<sup>[16]</sup>。在该实验中,1 号传感器安装在低压压气机外壳顶部(前测点),2 号传感器安装在高压压气机外壳顶部(后测点),分别作为两个主要的振动信号监测点用来收集振动信号,如图 10 所示。另外,在燃气轮机外壳内壁安装了用于采集转子转速信号的传感器。

实验中采样频率设定为 6 kHz,采样时间设置为 30 s,主要采集振动加速度信号和转子的转速数据。在正式试车阶段的工况包括 0.1 工况、0.2 工况、0.35 工况、0.6 工况和 0.8 工况和 1.0 工况。从空载条件下逐步进行,每个工况下都会运行一段时间以确保数据采集。0.1 工况表示燃气轮机的工作状态达到额定工况的 10%,0.35 工况则表示达到额定工况的 35%。测试中选取的为 0.35 工况下的试车台数据,模型训练与测试过程

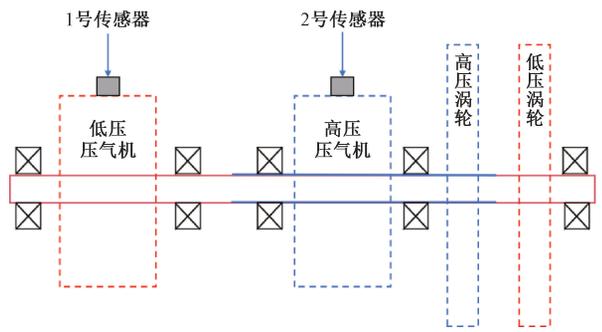


图 10 某型燃气轮机试车台示意图

Fig. 10 Schematic diagram of a gas turbine test stand

中初始学习率设置为 0.001,批次大小为 256,循环迭代次数为 100 次。表 4 为本次试车台测试中的转子故障数据。

表 4 某型燃气轮机转子试车台数据

Table 4 Data of a certain type of gas turbine rotor test stand

故障类别	数据名称	图像标签
前测点正常	101. mat	0
后测点正常	102. mat	1
前测点不平衡故障	301. mat	2
后测点不平衡故障	302. mat	3
前测点气流激振	501. mat	4
后测点气流激振	502. mat	5

本次测试中初始训练集准确率相比燃气轮机转子模拟实验台的准确率稍高为 79.2%,在第 21 次附近达到了 96.4%的准确率,后期准确率提升较小,在经过 100 轮的迭代训练后,最终的训练准确率达到 97.6%。在测试集中,初始准确率相比测试集稍低为 71.8%,相比测试集准确率达到稳定较快,在第 17 次附近达到了 96.5%,在经过 100 轮的迭代训练后,最终的训练准确率达到 97.3%。图 11 为试车台数据集的准确率曲线图,图 12 为试车台数据集中测试集的混淆矩阵图。

在经过对源域数据集训练后的改进的 Desnet-ViT 联合网络转子故障诊断模型迁移后,两个故障数据集都在较短时间内达到了较高的故障识别准确率,分别为 96.8%和 97.3%,结合在模拟数据和真实数据测试结果上,可以看出无论是模拟数据还是真实数据,在该模型上都达到了较快的收敛速度,大约在训练次数达到改进的 Desnet-ViT 网络可以较好的识别转子故障,达到 20 次时,都可以取得较好的分类结果,所提出的模型训练和测试过程都比较稳定。虽然在不同的数据测试中达到稳定准确率的时间和迭代次数略有不同,但最终均可达到了 96%以上的分类准确率,成功实现了转子故障的分类。

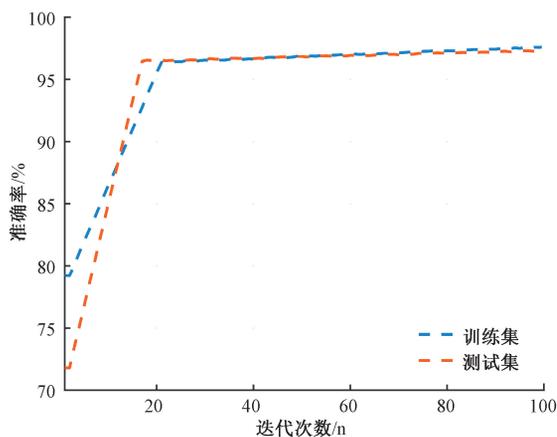


图 11 某型燃气轮机试车台数据集准确率曲线

Fig. 11 Accuracy curve of data set of a certain type of gas turbine test stand

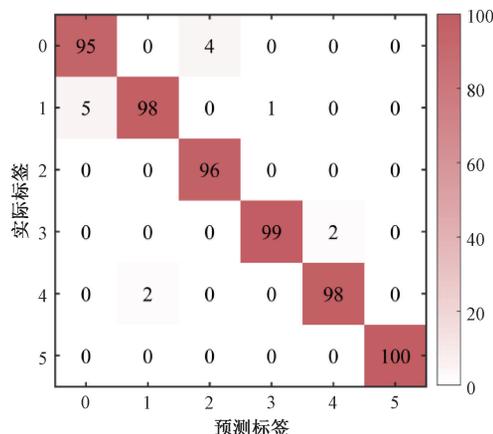


图 12 某型燃气轮机试车台测试集混淆矩阵图

Fig. 12 Test set confusion matrix for a certain type of gas turbine test stand

### 3 对比实验验证

为了进一步验证改进的 Desnet-ViT 故障诊断模型的优越性,在测试实验的基础上设置了对比实验。对比实验中主要选取 CNN 模型、VGG-16 模型<sup>[17]</sup>以及迁移之前的 Desnet-ViT 模型进行对比,选取的数据为燃气轮机转子模拟实验台数据,4 次对比实验验证中初始学习率、批次大小、循环迭代次数均与之前测试相同,对比结果如表 5 所示。

传统的 CNN 对于转子故障识别准确率较低,仅为 86.3%,VGG-16 网络对转子故障的识别准确率相比 CNN 网络有较大提升为 92.9%,但是与所提出的改进的 Desnet-ViT 联合网络仍有一定差距,尤其是经过迁移后的模型,差距约为 4%。通过与传统的 CNN 模型以及 VGG-16 模型进行对比,可以看出改进的 Desnet-ViT 转子

故障诊断模型对于故障识别的准确率均高于二者,体现了该模型的优越性,经过迁移学习不仅加快了模型训练速度,对于故障识别准确率也有小幅度提升。

表 5 对比实验结果

Table 5 Comparative experimental result (%)

故障模型	CNN	VGG-16	Desnet-ViT (迁移前)	Desnet-ViT (迁移后)
准确率	86.3	92.9	95.7	96.8

### 4 结 论

本文构建了基于改进的 Desnet-ViT 联合网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断模型,针对燃气轮机转子故障样本稀缺的问题,通过搭建燃气轮机转子模拟实验台来获取大量的转子故障数据,后续又通过某型燃气轮机试车台采集了特定故障下的转子振动数据,为所提出的转子故障诊断模型提供了模拟与真实情况下的转子故障数据,保证了实验结果的可靠性。另外,通过迁移学习对源域数据集训练后的权重进行迁移至目标域再训练,通过两个转子故障数据集的测试和横向对比实验,在两个转子故障数据集下识别准确率分别达到了 96.8% 和 97.3%,相较于其他方法也展现出了优势,从而进一步验证了所提出方法的准确性和优越性。后续将进一步对真实情况下采集其他燃气轮机转子数据进行研究,提高模型训练和测试的准确性。

### 参考文献

[ 1 ] 张小辉. 燃气轮机转子碰摩振动的分析与处理[J]. 化工管理, 2023 (11): 115-118.  
ZHANG X H. Analysis and treatment of gas turbine rotor touching vibration[J]. Chemical Management, 2023 (11): 115-118.

[ 2 ] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 115(3): 211-252.

[ 3 ] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[J]. IEEE Computer Society, 2014, DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.

[ 4 ] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2016: 770-778.

[ 5 ] HUANG G, LIU ZH, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [ C ]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700-4708.

[ 6 ] 马晨佩,李明辉,巩强令,等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4025-4029.

- MA CH P, LI M H, KONG Q L, et al. Optimized support vector machine based on sparrow search algorithm for rolling bearing fault diagnosis [J]. Science, Technology and Engineering, 2021, 21(10): 4025-4029.
- [ 7 ] 刘飞,陈仁文,邢凯玲,等. 基于迁移学习与深度残差网络的滚动轴承快速故障诊断算法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(3): 154-164.
- LIU F, CHEN R W, XING K L, et al. A fast fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on migration learning and deep residual network [J]. Vibration and Shock, 2022, 41(3): 154-164.
- [ 8 ] 董路南,邓艾东,范永胜,等. 基于 VMD 和改进 DenseNet 的滚动轴承故障诊断[J]. 动力工程学报, 2023, 43(11): 1500-1505,1522.
- DONG L N, DENG AI D, FAN Y SH, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on VMD and improved DenseNet [J]. Journal of Power Engineering, 2023, 43(11): 1500-1505,1522.
- [ 9 ] 陶迎雪,杜艳平,窦水海,等. 基于频率通道注意力机制和 DenseNet45 模型的齿轮故障诊断方法[J]. 印刷与数字媒体技术研究, 2023 (6): 38-48.
- TAO Y X, DU Y P, DOU SH H, et al. Gear fault diagnosis method based on frequency channel attention mechanism and DenseNet45 model [J]. Printing and Digital Media Technology Research, 2023 (6): 38-48.
- [ 10 ] 李俊卿,张承志,胡晓东,等. 基于 CNN-ViT 的滚动轴承故障类型识别方法[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(2): 64-71.
- LI J Q, ZHANG CH ZH, HU X D, et al. CNN-ViT based rolling bearing fault type identification method[J]. Electric Power Science and Engineering, 2023, 39(2): 64-71.
- [ 11 ] 赵凤,耿苗苗,刘汉强,等. 卷积神经网络与视觉 Transformer 联合驱动的跨层多尺度融合网络高光谱图像分类方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46: 1-12.
- ZHAO F, GENG M M, LIU H Q, et al. A cross-layer multiscale fusion network hyperspectral image classification method jointly driven by convolutional neural network and visual Transformer [J]. Journal of Electronics and Information, 2024, 46: 1-12.
- [ 12 ] 宁方立,王珂,郝明阳. 融合 CNN 和 ViT 的声信号轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(3): 158-163,170.
- NING F L, WANG K, HAO M Y. Fusion of CNN and ViT for bearing fault diagnosis of acoustic signals [J]. Vibration and Shock, 2024, 43(3): 158-163,170.
- [ 13 ] 苏静雷,王红军,王政博,等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 132-140.
- SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. Multi-channel convolutional neural network and migration learning for gas turbine rotor fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (3): 132-140.
- [ 14 ] 蒋龙陈,王红军,张顺利. 燃气轮机气流激振深度置信网络故障诊断模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 115-121.
- JIANG L CH, WANG H J, ZHANG SH L. Fault diagnosis model of gas turbine airflow excitation depth confidence network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 115-121.
- [ 15 ] 张楷. 基于条件对抗域自适应的燃气轮机跨工况气路故障诊断技术[J]. 科技创新与应用, 2023, 13(31): 84-88.
- ZHANG K. Conditional adversarial domain-based adaptive gas turbine cross-condition gas path fault diagnosis technology [J]. Science and Technology Innovation and Application, 2023, 13(31): 84-88.
- [ 16 ] 崔英杰,王红军,张顺利,等. 基于改进 DQN 燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(4): 109-115,199.
- CUI Y J, WANG H J, ZHANG SH L, et al. Improved DQN-based rotor fault diagnosis method for gas turbines[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(4): 109-115,199.
- [ 17 ] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Computer Science, 2014, DOI:10.48550/arXiv.1409.1556.

## 作者简介



乔琦, 2019 年于华北理工大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为智能制造、燃气轮机故障诊断关键技术研究。

E-mail: h20qiao@163.com

**Qiao Qi** received his B. Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2019. He is now a M. Sc. candidate at Beijing University of Information Science and Technology. His main research interests include key technologies of intelligent manufacturing and gas turbine fault diagnosis.



王红军(通信作者), 2005 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博导, 主要研究方向为高端装备智能感知与控制、故障诊断与维护。

E-mail: wanghj86@163.com

**Wang Hongjun** (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now she is a professor and doctoral supervisor at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include intelligent sensing and control of high-end equipment, fault diagnosis and maintenance.