

基于残差网络的航空发动机滚动轴承故障多任务诊断方法

康玉祥¹, 陈果², 尉询楷³, 潘文平¹, 王浩³

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; 2. 南京航空航天大学 通用航空与飞行学院, 江苏 溧阳 213300;

3. 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076)

摘要: 针对当前基于深度学习的航空发动机滚动轴承故障诊断技术诊断任务单一的问题, 提出一种基于多任务残差网络的滚动轴承故障诊断方法, 该方法采用残差网络为深层特征提取与共享主框架, 建立能够同时进行故障诊断的多任务模型。首先, 在数据预处理中, 将滚动轴承的振动加速度时域信号转换为频谱图, 并直接作为网络的输入; 然后, 应用标签平滑技术对故障类别标签做了平滑处理以提高网络的测试精度; 最后, 利用两组实际的滚动轴承故障数据集对所建立的多任务模型进行试验验证, 将诊断任务划分为: 故障状态识别(正常和异常)、故障部位识别(内圈、外圈和滚动体故障)、以及故障程度识别(损伤尺寸大小预测)。结果表明, 所搭建的多任务模型在故障状态识别和部位诊断中的准确率达到97%以上。同时, 在故障识别中, 损伤大小预测达到了满意的精度, 充分表明该方法具有很强的故障多任务诊断能力。

关键词: 深度学习; 残差网络; 多任务; 滚动轴承; 故障诊断; 损伤大小

中图分类号: TG156

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.16.037

A multi-task fault diagnosis method of rolling bearings based on the residual network

KANG Yuxiang¹, CHEN Guo², WEI Xunkai³, PAN Wenping¹, WANG Hao³

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. College of General Aviation and Flight, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Liyang 213300, China;

3. Beijing Aeronautical Engineering Technical Research Center, Beijing 100076, China)

Abstract: The current technology in the diagnosis of rolling bearing fault diagnosis based on deep learning can only handle a single task. To solve this issue, a multitasking residual network-based fault diagnosis method for rolling bearings was proposed, which adopts the deep residual network for feature extraction and shares the main frame, to establish a model for fault diagnosis of many tasks at the same time. First of all, in data preprocessing, the time domain signal of vibration acceleration of rolling bearings is converted into a spectrum graph and directly used as the input of the network. Then the fault category labels are smoothed by label smoothing technique to improve the testing accuracy of the network. Finally, two sets of actual rolling bearing fault data sets were used to verify the established multi-task model, and the diagnosis tasks were divided into: fault state identification (normal and abnormal), fault position identification (inner ring, outer ring, and rolling body faults), and fault degree identification (damage size prediction). Results show that the accuracy of the proposed multi-task model in fault state identification and location diagnosis reaches more than 97%. Meanwhile, the damage size prediction achieves satisfactory accuracy in fault identification, which fully shows that the proposed method has strong multi-task fault diagnosis capability.

Key words: deep learning; residual network; multitasking; rolling bearing; fault diagnosis; damage size

当前, 以航空发动机为代表的旋转机械, 通常运行在高负荷、高转速等恶劣的环境之下, 导致滚动

轴承故障频发, 轻则系统失效, 造成经济损失, 重则机毁人亡, 严重威胁飞行安全。然而, 由于航空发动机滚动轴承早期故障特征非常微弱, 很难实现故障的精确诊断, 因此, 研究高效的滚动轴承智能故障诊断与检测技术对确保航空发动机安全运行有极其重要的意义^[1-2]。

传统的基于信号分析和机器学习的故障诊断方

基金项目: 国家科技重大专项(J2019-IV-004-0071)

收稿日期: 2021-10-27 修改稿收到日期: 2022-03-21

第一作者 康玉祥 男, 博士生, 1992年生

通信作者 陈果 男, 教授, 博士生导师, 1972年生

法,首先采用小波分析、傅里叶变换等技术从原始振动信号中提取故障特征。然后,以所提取的一维故障特征为输入,利用支持向量机(support vector machine, SVM)、和神经网络(neural networks, NN)等机器学习模型实现故障诊断^[3]。这类方法的诊断结果严重依赖于特征提取的有效性和机器学习模型的精度,使得模型泛化能力较差。

目前,深度学习在滚动轴承故障诊断中得到了普遍的应用和广泛的认可,与传统机器学习方法相比,深度学习有两个突出优势,一是可以从原始数据中直接进行特征学习,并且所学特征的判别能力远超手工提取的特征;二是可以实现端到端的学习,即可以直接学习从原始数据到类别标签的映射。Lei等对当前基于人工智能方法的故障诊断研究现状进行了综述,阐述了深度学习在故障诊断中的应用流程,并指明了未来基于深度学习的故障诊断方法的研究路线。田科位等^[4]通过将注意力机制的挤压与激励结构引入到残差神经网络,提出了一种改进的深度残差网络模型,用于滚动轴承故障诊断,验证结果表明所提模型在变工况条件下具有很好的诊断效果。Zhou^[5]针对故障样本数据不平衡的问题,提出了一种新的生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)用于故障样本的生成,然后基于生成的故障样本和实际的样本进行故障诊断,结果表明该GAN具有很强的故障识别能力。孟宗等^[6]提出一种基于二次数据增强和深度卷积的模型,用于少故障样本情况的诊断,取得了很好的效果。王琦等^[7]通过引入引入 1×1 卷积核、改进全连接层等技术,提出一种基于改进一维卷积神经网络的滚动轴承故障识别方法,验证结果表明,该方法具有计算速度快,诊断精度高的优点。刘飞等^[8]提出了一种基于迁移学习与深度残差网络的快速故障诊断算法,该方法具有训练时间短、诊断精度高的优点。实现了高精度的滚动轴承故障诊断。此外,诸如长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、深度置信网络(deep belief network, DBN)等方法也开始应用于滚动轴承故障诊断,Lei等^[9]采用LSTM精确诊断了风电机组轴承的故障类别。Shao等^[10]对深度信念网络进行了改进,同时将改进模型用于滚动轴承的故障诊断中,并验证了模型的有效性。在损伤大小预测方面,Nguyen等^[11]利用深度神经网络(deep neural network, DNN)准确预测了轴承在不同裂纹尺寸条件下性能退化程度。王震等^[12]提出了一种用于故障分类与损伤尺寸预测的多任务深度学习模型,并取得了较好的效果。然而,该模型并未对在增加噪声和对未参与网络训练的损伤尺寸预测情况进行考量。综上,针对滚动轴承的智能诊断方法主要存在如下可改进之处:①当前基于深度学习的

滚动轴承故障诊断技术通过将不同损伤尺寸作为多种故障模式进行分类识别,而忽略了损伤尺寸的连续性,且不能同时实现故障的状态识别、定位分析与损伤尺寸的定量预测,从而无法判断故障的严重程度;②上述大多数深度学习方法任务单一,不能有效利用网络层的参数,造成算法训练后的信息冗余。

鉴于此,本文采用能够有效避免梯度消失的深度残差网络,建立能够同时进行故障状态识别、故障部位识别、以及故障程度识别的并行多任务模型。并利用实际滚动轴承故障模拟试验数据进行方法验证。

1 多任务残差网络

1.1 残差结构块

2015年He等^[13-14]针对神经网络在训练过程中由于出现梯度消失而导致的网络性能退化的问题,提出了深度残差网络(residual networks, Resnet)。Resnet在卷积神经网络的基础上增加了残差结构块,理论上这种结构块可以使得网络深度在硬件条件允许的前提下无限的增加,而不出现性能退化现象。残差结构块如图1所示。

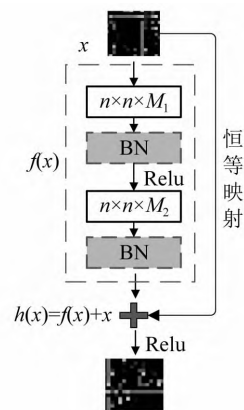


图1 残差结构块

Fig. 1 Residual unit

图1中输入 x 在经过卷积、批归一化、激活函数等变换后得到映射函数 $f(x)$,同时, x 经过恒等映射(使得变换后的图像和由 $f(x)$ 获得的图像具有相同的尺寸)后和 $f(x)$ 进行累加操作得到输出 $h(x)$ 。图1中: $n \times n \times M_1$ 、 $n \times n \times M_2$ 是 M_1 、 M_2 个 $n \times n$ 大小的卷积核;BN批归一化操作;Relu为激活函数,其具体函数形式如式(1)所示

$$g(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases} \quad (1)$$

1.2 多任务残差网络模型

根据残差网络理论,建立基于残差网络的深层特征提取与共享主框架,在此基础上建立故障状态、部位分类与损伤大小预测的多任务模型。网络具体模型如图2所示。

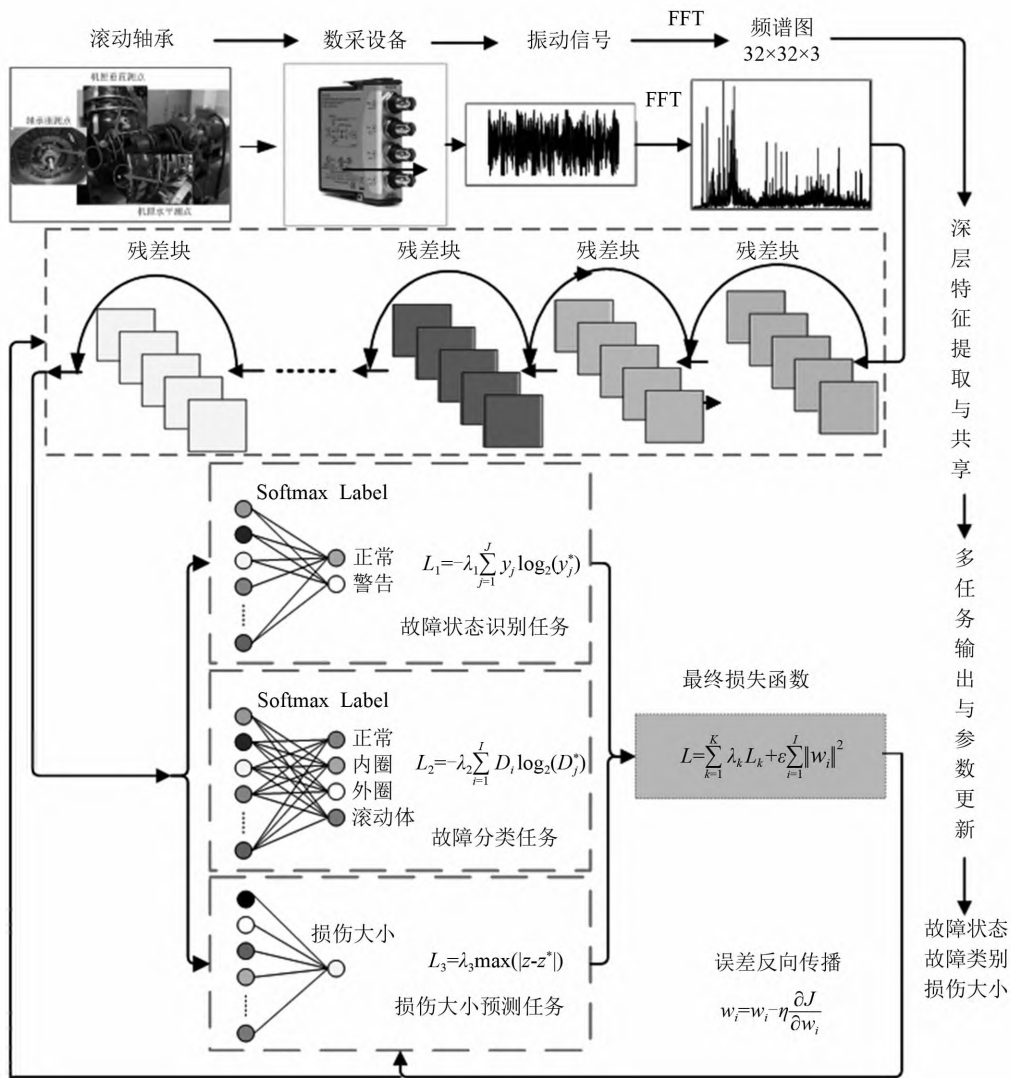


图 2 网络模型结构

Fig. 2 Network model structure

图 2 所示的多任务残差网络模型主要流程为：

- 步骤 1 首先根据数采设备采集得到滚动轴承的振动加速度实时数据。
- 步骤 2 采用 FFT 算法,将振动加速度信号转换为频谱图,并直接保存为 $32 \times 32 \times 3$ 的图像数据文件。
- 步骤 3 以所获得的频谱图文件为多任务残差网络的输入,通过多个残差块进行特征提取。
- 步骤 4 将所提取的特征结果分别输入故障状态识别、故障部位诊断任务模块和损伤大小预测任务模块,同时计算各个任务的损失大小 L_k 。
- 步骤 5 根据各个子任务的损失计算联合损失 L 。
- 步骤 6 基于误差反向传播算法进行参数更新。
- 步骤 7 保存模型,并同时输出故障类别和损伤大小尺寸信息。

图 2 中的深层特征提取与共享主框架中由多个残差块串联组成。根据图 1 中单个残差块的结构信息,很容易得到多个残差块串联后的数学模型如式(2)所示

$$x_N = x_n + \sum_{n=1}^{N-1} f(x_n, w_n) \tag{2}$$

根据反向传播算法^[15]及文献[16],可得网络的梯度如式(3)所示

$$\frac{\delta L}{\delta x_n} = \frac{\delta L}{\delta x_N} \left\{ 1 + \frac{\delta}{\delta x_n} \left[\sum_{n=1}^{N-1} f(x_n, w_n) \right] \right\} \tag{3}$$

式(3)中因为 $\frac{\delta}{\delta x_n} \left[\sum_{n=1}^{N-1} f(x_n, w_n) \right]$ 为 -1 的概率极低,从而使得式(3)不为 0,因此能够保证网络不会出现梯度消失的问题。

图 2 中的故障状态识别任务设计为一层全连接层,应用 Softmax 函数输出 2 类故障,分别是正常、故障。故障部位诊断任务设计为一层全连接层,应用 Softmax 函数输出 4 类故障,分别是正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障。损伤大小预测任务为回归预测,输出为连续的损伤尺寸值。

本文损失函数采用联合损失函数,如式(4)所示

$$L = \sum_{k=1}^K \lambda_k L_k + \epsilon \sum_{i=1}^I \|w_i\|^2 \tag{4}$$

式中: L 为分类和预测的总损失; K 为任务量, 本文中 $K = 3$; λ_k 为第 k 个任务的惩罚因子; L_k 为第 k 个任务的损失值; $\varepsilon \sum_{i=1}^I \|w_i\|^2$ 为损失惩罚项, 其中 ε 为惩罚因子, 取 $\varepsilon = 10^{-5}$, I 为总的网络参数数量, w_i 为第 i 个网络参数。

文中 L_1 为故障状态识别损失值, 采用交叉损失函数如式(5)所示

$$L_1 = -\lambda_1 \sum_{j=1}^J y_j \log_2(y_j^*) \quad (5)$$

式中: y_j 为第 j 个真实 one-hot 编码标签; y_j^* 为第 j 个故障状态类别; $J = 2$ 。

文中 L_2 为故障分类任务损失值, 采用交叉损失函数如式(6)所示

$$L_2 = -\lambda_2 \sum_{i=1}^I D_i \log_2(D_i^*) \quad (6)$$

式中: D_i 为第 i 个真实 one-hot 编码标签; D_i^* 为第 i 个输出类别; $I = 4$ 。

L_3 为损伤尺寸预测损失值, 采用绝对误差损失, 如式(7)所示

$$L_3 = \lambda_3 \max(|z - z^*|) \quad (7)$$

式中: z 为实际损伤尺寸; z^* 为预测输出值。

1.3 数据预处理

由于采样频率一般都大于 10 K, 当取 1 s 的振动加速度信号经过 FFT 所得的频率值较多。而直接将所得的频谱存储为 32×32 大小的图像后会产生数据失真现象, 导致有用的频率信息消失, 为保证所得图像数据在存储后不失真, 首先计算了滚动轴承的故障特征频率, 以 5 倍故障特征频率的范围做频谱图, 以该频谱图作为网络输入。

1.3.1 滚动轴承故障特征频率

滚动轴承节径 D 、接触角 α 、滚珠直径 d 、滚珠数 Z 以及内外圈相对转速共同决定了滚动轴承故障特征频率。对于外圈固定, 内圈转动的滚动球轴承, 设转速频率 f_r , 则滚珠公转频率或轴承保持架频率 f_c 、滚珠自转频率 f_b 、轴承外圈频率 f_{out} 、轴承内圈频率 f_{in} 如式(8)所示

$$\begin{aligned} f_c &= \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \\ f_b &= \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2 \cos^2 \alpha\right] f_r \\ f_{out} &= Z(f_r - f_c) = \frac{Z}{2} \left[1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right] f_r \\ f_{in} &= Z(f_r + f_c) = \frac{Z}{2} \left[1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right] f_r \end{aligned} \quad (8)$$

本文采用美国凯斯西储大学的滚动轴承故障模拟试验数据集和南京航空航天大学滚动轴承故障模拟

试验数据集, 轴承信息分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 美国西储大学数据集滚动轴承信息

Tab. 1 Rolling bearing information from Western Reserve University dataset

型号 (SKF)	内径/mm	外径/mm	厚度/mm	滚珠直径/mm	节径/mm	滚珠数
6205	25	52	15	7.94	39.03	9

表 2 南京航空航天大学数据集滚动轴承信息

Tab. 2 Data set of rolling bearing information of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

型号	内径/mm	外径/mm	厚度/mm	滚珠直径/mm	节径/mm	滚珠数
6206	30	62	16	9.5	46	9

根据式(7)和两种故障诊断数据集的最大转速, 计算各个滚动轴承故障特征频率如表 3 所示。

表 3 轴承故障特征频率

Tab. 3 Bearing fault characteristic frequency

型号	内圈	外圈	滚动体	保持架
6205	157.943	104.557	137.477	11.617
6206	180.978	119.022	77.260	13.225

在数据集划分方面, 首先, 将原始的振动加速度信号按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集。对于训练集按照数据采样频率, 采用数据增强方法, 以一定的间隔步长对时域振动信号进行采样, 如图 3 所示, 其中步长为 1 000 个点, 样本数为 1 s 内的采样点数。然后, 对每组样本点进行 FFT, 取 5 倍故障特征频率范围内的频谱图, 将获得的频谱图直接保持为 png 格式的图形文件, 图形文件大小为 $32 \times 32 \times 3$, 如图 4 为转换后的频谱图。

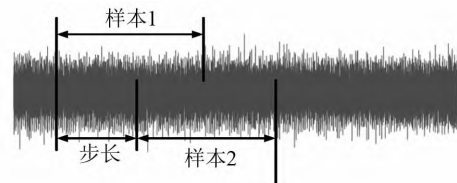


图 3 振动信号采样

Fig. 3 Vibration signal sampling

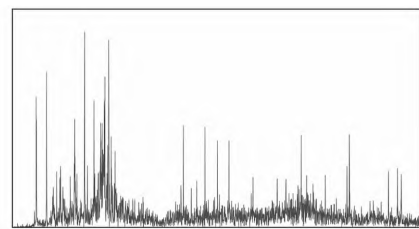


图 4 轴承信号的频谱图

Fig. 4 Spectrum diagram of bearing signal

1.3.2 标签平滑化

采用 one-hot 编码进行梯度损失计算时, 只考虑了正确标签, 而忽略了错误标签的损失, 致使模型在训练

集上有很好的效果,在测试集上却表现平平。为了解决这种泛化能力不足的问题,本文采用如式(9)所示的标签平滑技术对标签进行平滑处理

$$y'_j = (1 - \eta) y_j + \eta \mu \tag{9}$$

式中: y_j 为原始 one-hot 编码后的标签,包括故障状态标签、故障部位标签; y'_j 为经过平滑后的标签; η 为平滑因子; μ 为随机噪声。

2 滚动轴承故障诊断试验

为了验证本文算法在滚动轴承故障诊断与损伤大小识别中的有效性。首先,选择了研究者普遍采用的美国凯斯西储大学的滚动轴承故障诊断数据集^[17]进行验证。其次,应用于南京航空航天大学的带机匣的航空发动机转子试验器滚动轴承故障试验数据的诊断,并进行多种方法的对比验证。

2.1 美国凯斯西储大学滚动轴承模拟故障试验数据诊断

选择美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据集的驱动端数据,其相应的轴承型号为 SKF6205,选择数据采集频率为 12 kHz。轴承共有内圈、外圈、滚动体三种加工缺陷故障状态和正常状态,共四种状态,其中加工缺陷故障状态分别包含 0.177 8 mm,0.355 6 mm,0.533 4 mm,0.711 2 mm 四种损伤尺寸。为了验证算法不受负载、转速等工况的影响。试验数据集包含了各种不同条件下的滚动轴承故障数据。采用 1.3 节中的数据预处理方式后,数据集所包含的样本信息如表 4 所示。

表 4 数据集样本信息
Tab.4 Sample information of the data set

故障状态	损伤位置	样本量		标签	损伤尺寸/mm		
		训练	测试				
正常	无	1148	492	0	0		
		286	151	1	0.177 8		
		287	153	1	0.355 6		
		281	160	1	0.533 4		
		283	156	1	0.711 2		
		故障	内圈	283	154	2	0.177 8
				284	156	2	0.355 6
				282	154	2	0.533 4
				284	151	2	0.711 2
				288	151	3	0.177 8
				282	155	3	0.355 6
		故障	滚动体	287	155	3	0.533 4

2.1.1 网络参数

本文试验中采用 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6 G; i5-9600K 处理器; 8 G 内存; 运行系统为 Windows10; 编程

语言为 python3.7; 深度学习框架为 Tensorflow1.15. 设置批处理样本量为 64; 迭代轮数为 100; 采用的优化算法为 Adam 算法,学习率为 0.000 1。本文模型参数如表 5 所示。

表 5 深度残差对冲网络信息
Tab.5 Information of the Resnet

结构	参数	输出大小
输入层	(3 × 3, 64)	32 × 32
第一层	[(3 × 3, 64)] × 2	32 × 32
	[(3 × 3, 64)] × 2	
第二层	[(3 × 3, 128)] × 2	16 × 16
	[(3 × 3, 128)] × 2	
第三层	[(3 × 3, 256)] × 2	8 × 8
	[(3 × 3, 256)] × 2	
第四层	[(3 × 3, 512)] × 2	4 × 4
	[(3 × 3, 512)] × 2	
FC1(分类)	Softmax	1 × 2
FC2(分类)	Softmax	1 × 4
FC3(回归)	Relu	1 × 1

多任务网络中采用分类准确率来表征故障诊断结果,采用所有预测样本的最大绝对误差的绝对值来反映损伤尺寸的预测精度,如式(10)所示

$$\delta = \max(|z_i - z_i^*|) \tag{10}$$

式中: z_i 为第 i 个样本的真实损伤尺寸; z_i^* 为第 i 个样本的预测损伤大小。

多任务中各个任务的惩罚因子 λ_k 对最终的测试结果有很大的影响,因此,将 λ_k 设置为残差网络的学习参数,让网络能够进行自我学习获得最优的参数组合。采用如式(11)所示的方式对网络性能进行评价。

$$\psi = \left(1 - \frac{o_p}{O}\right) + \left(1 - \frac{n_p}{N}\right) + \max(|z_i - z_i^*|), i = 1, \dots, N \tag{11}$$

式中: ψ 为评价结果, $\psi \rightarrow 0$ 说明预测效果越好; o_p 为故障状态预测正确的个数; O 为故障状态预测的样本数量; n_p 为故障分类正确的个数; N 为故障类别的样本数量。采用交叉验证的方式,经过多次测试后参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 在 $\lambda_1 = 0.2, \lambda_2 = 0.1, \lambda_3 = 0.4$ 的时候 $\psi = 0.003 5$ 达到最小值。因此,以下测试结果均基于上述参数进行。

2.1.2 测试结果

根据 2.1.1 节中的残差网络层数及相应参数搭建网络,并对网络进行测试。如图 5 所示为通过交叉验证的方式获得的损伤尺寸预测精度 δ 和本文自定义的网络性能评价指标 ψ 的变化曲线。在迭代 100 次之后损伤大小的测试结果趋于稳定,最后达到 0.003 5 mm 的预测误差。网络性能评价指标 ψ 在最后收敛趋于 0.003 5,说明分类诊断精度达到 100%、损伤尺寸预测误差均趋于 0.003 5 mm。

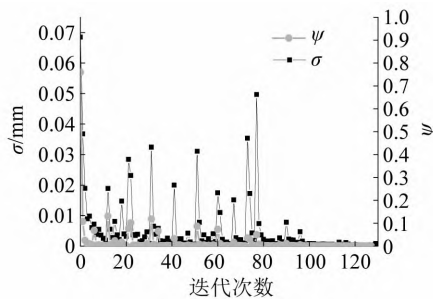


图5 诊断结果变化曲线

Fig. 5 Diagnostic outcome

如图6所示为损伤尺寸预测结果。图中结果也显示所提多任务模型具有较高的损伤测试精度。

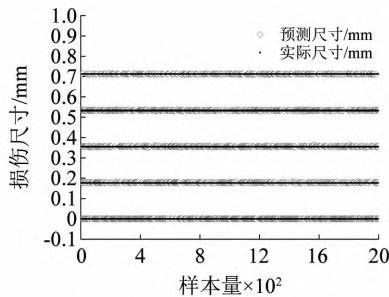


图6 损伤尺寸预测结果

Fig. 6 Damage size prediction results

为进一步说明算法的优势,选择经典的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)(引用文献)、深度神经网络算法,通过将这两种算法改进为多任务网络后和本文的多任务残差网络进行对比。试验中每种方法都进行10次计算,取最终的算法平均结果。对比结果如表6所示。

表6 网络诊断结果

Tab. 6 Network diagnostic results

模型	状态识别精度/%	部位识别精度/%	最大绝对误差 δ /mm	ψ 指标
本文	100.00	100.00	0.003 5	0.003 5
CNN	99.69	99.23	0.034 5	0.042 2
DNN	99.13	98.63	0.096 2	0.109 9

表6中的结果说明,相比其他两种多任务残差网络模型,本文的多任务残差网络模型在分类精度和损伤大小识别中均高于其他算法。尤其是在损伤大小预测方面,本文的最大绝对误差绝对值 $\delta = 0.003 5$,而其他算法中最好的结果也仅为0.034 5,约为本文算法的10倍,充分证明了本文算法的优越性。

2.2 南京航空航天大学带机匣的航空发动机转子模拟试验器故障试验数据诊断

本试验用到的试验设备包括带机匣的航空发动机转子模拟试验器、AI002 加速度传感器、JM5937 动态信号测试分析系统等。带机匣的航空发动机转子模拟试验器及相应的加速度传感器安装位置如图7所示,该试验平台是以1:3比例仿制的某型真实发动机。试验平台能有效的反映航空发动机振动信号在传递过程中

的衰减特性。试验共使用了9个HRB 6206深沟球轴承,采用电火花线切割技术,人为在其外圈及内圈表面分别加工了四种不同宽度的凹槽来模拟不同故障尺寸,凹槽宽度依次为1.0 mm, 1.4 mm, 1.8 mm和2.2 mm,故障加工细节如图8所示。试验时依次装入9个轴承,利用安装在试验器轴承座、机匣垂直上方和水平方向上的3个加速度传感器采集振动信号,每种故障中设置试验器转速分别为: 1 000 r/min, 1 500 r/min, 2 500 r/min, 3 000 r/min。采样频率设置为32 kHz。为能够真实的反应振动信号在航空发动机上的传递衰变特性,验证本文方法用于航空发动机滚动轴承诊断中的有效性,本文选择安装与机匣上的垂直加速度测点进行诊断分析。

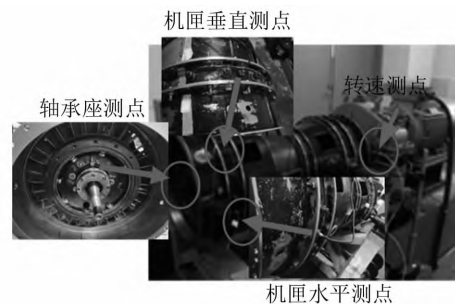


图7 航空发动机试验器

Fig. 7 Acro-engine rotor tester

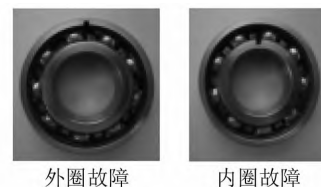


图8 轴承故障加工细节

Fig. 8 Processing details of bearing fault

如图9所示为在测试数据上的损失和 ψ 的变化曲线。图中曲线可以很容易的看出随着训练次数的增加,模型的损失值变小,最后收敛于0值。针对本文所提多任务模型评价系数 ψ 的变化曲线, ψ 值最终也同样收敛于0值,这也很好的反应出本文多任务测试结果的准确性,即:在故障诊断分类任务中能准确的识别出故障类型;在损伤大小识别任务中能很好的对损伤大小进行预测。

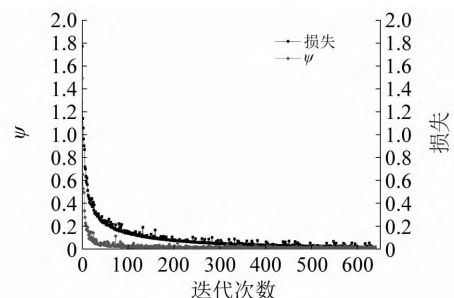


图9 训练目标参数变化曲线

Fig. 9 Training target parameter change curve

为较好的反应本文损伤大小预测结果具有较高的精度,如图 10 所示为损伤尺寸预测结果,图中结果同样反映了本文针对损伤大小识别结果的准确性。

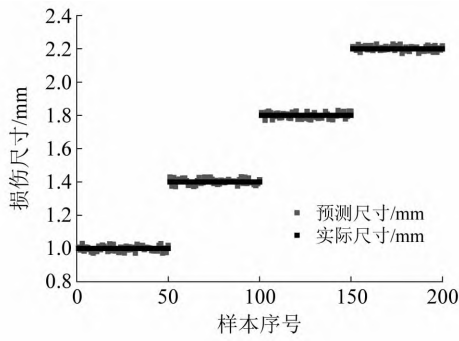


图 10 损伤尺寸预测结果

Fig. 10 Fault size prediction results

在经过 10 次试验取均值后和 CNN、DNN 算法进行比较,各个任务 10 次的计算结果分别如图 11、图 12、图 13 所示,最终结果如表 7 所示。

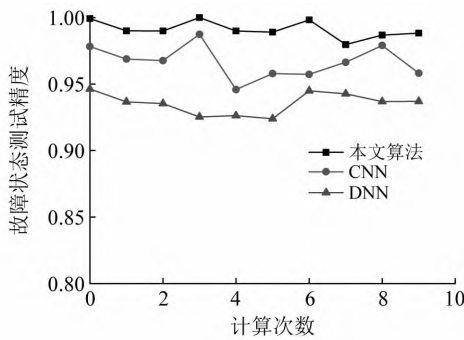


图 11 故障状态诊断结果

Fig. 11 Fault state diagnosis results

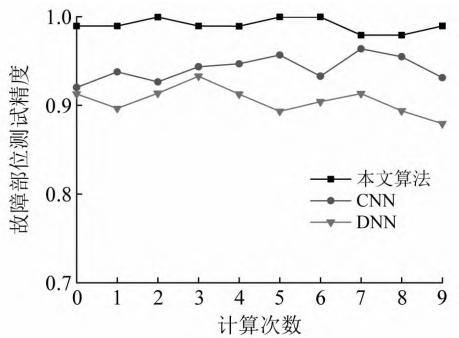


图 12 故障部位诊断结果

Fig. 12 Fault location diagnosis results

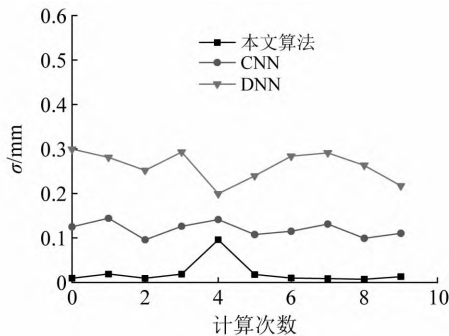


图 13 故障尺寸预测结果

Fig. 13 Fault size prediction results

表 7 网络诊断结果

Tab. 7 Network diagnostic results

模型	状态识别精度 / %	部位诊断精度 / %	δ / mm	ψ
本文	99.11	99.05	0.020	0.038 4
CNN	96.67	94.15	0.120	0.211 8
DNN	93.55	90.53	0.262	0.421 2

表 7 中结果显示,传统 DNN 算法,状态识别精度为 93.55%,部位诊断精度为 90.53%, $\delta = 0.262$ mm。测试效果相对较好的是 CNN,其分类精度为 96.67%, $\delta = 0.120$ mm。测试效果最好的是本文的多任务残差网络,分类精度为 99.11%,部位诊断精度为 99.05%, $\delta = 0.020$ mm,相比 CNN,状态识别和部位诊断精度分别提高约 3% 和 5% 的同时,损失大小预测效果提高了 6 倍左右。以上测试结果充分说明本文算法在进行多任务学习中的有效性。

2.3 模型泛化性能测试

2.3.1 对未参与训练的故障尺寸进行预测

为进一步说明本文算法的强泛化性能,针对南京航空航天大学滚动轴承试验数据集,选择内圈和外圈两种故障类型,其中,训练集中包含内圈 1.0 mm, 1.4 mm, 2.2 mm 的损伤尺寸,外圈 1.0 mm, 1.8 mm, 2.2 mm 的损伤尺寸。内圈选择 1.8 mm 的损伤尺寸为测试集,外圈选择 1.4 mm 的损伤尺寸为测试集。在 2.2 节模型训练的基础上,采用迁移学习的技术,重新对模型进行训练。

如表 8 所示为模型对未参与训练的样本进行预测后的故障状态识别、故障部位诊断以及故障尺寸大小预测结果。表 8 中的结果显示,对于未参与训练的故障尺寸样本,故障状态识别精度和故障部位诊断精度相比 2.2 节中的结果均有所降低,其中,故障状态识别精度降低 5.08% 为 94.03%、故障部位诊断精度降低 4.54% 为 94.51%。对于故障尺寸大小预测任务,预测结果误差为 0.356 7 mm,相比表 7 中的结果,尺寸预测误差有所增加,因所预测的损伤尺寸未参与网络的训练,预测结果应该介于某两个参与训练的尺寸中间。而另外两种算法在故障状态识别、故障部位诊断中精度降低幅度均达到了 5%,尺寸大小预测误差均有所增加。对比三种算法,仍可得出本文算法具有更强泛化性能的特点。

表 8 网络测试结果

Tab. 8 Network test results

模型	状态识别精度 / %	部位诊断精度 / %	δ / mm	ψ
本文	94.03	94.51	0.356 7	0.471 3
CNN	90.26	91.12	0.523 6	0.709 8
DNN	80.06	80.13	0.647 8	1.045 9

如图 14 所示为未参与训练的内圈故障尺寸预测结果图。图中结果可以看出,对于未参与训练的 1.8 mm 损伤尺寸,本文算法的预测结果介于 1.4 ~ 2.2 mm。测试结果证明网络能够准确提取故障特征,并对损伤尺寸进行精确预测。

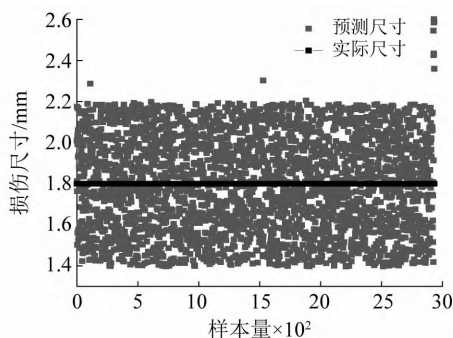


图 14 内圈故障尺寸预测结果

Fig. 14 Inner ring fault size prediction results

如图 15 所示为未参与训练的外圈故障尺寸预测结果图。图中结果可以看出,对于未参与训练的 1.4 mm 的损伤尺寸,预测结果介于 1.0 ~ 1.8 mm。测试结果证明网络能够准确提取故障特征,并对损伤尺寸进行精确预测。

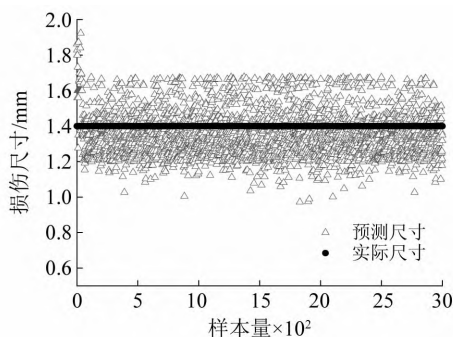


图 15 外圈故障尺寸预测结果

Fig. 15 Outer ring fault size prediction results

为进一步说明本文所提算法具有较高的损伤尺寸回归预测精度,对内圈和外圈的预测结果进行统计分析。对于 $z = 1.8 \text{ mm}$ 的损伤尺寸,分别统计预测结果为 $1.8 \pm 0.1 \text{ mm}$, $1.8 \pm 0.2 \text{ mm}$, $1.8 \pm 0.3 \text{ mm}$, $1.8 \pm 0.4 \text{ mm}$ 的样本数量,对于 $z = 1.4 \text{ mm}$ 的损伤尺寸,分别统计预测结果为 $1.4 \pm 0.1 \text{ mm}$, $1.4 \pm 0.2 \text{ mm}$, $1.4 \pm 0.3 \text{ mm}$, $1.4 \pm 0.4 \text{ mm}$ 的样本数量。同时计算各个范围内的样本量和总样本量的比例关系。统计结果如表 9 所示。结果显示,对于内圈损伤尺寸 $z = 1.8 \text{ mm}$ 的情况,预测误差为 0.1 mm, 0.2 mm, 0.3 mm 的样本量占比分别为 50.67%, 77.65%, 88.85%; 外圈损伤尺寸 $z = 1.4 \text{ mm}$, 预测误差为 0.1 mm, 0.2 mm, 0.3 mm 的样本量占比分别为 85.23%, 94.36%, 98.10%。以上统计结果表明本文模型的损伤尺寸预测结果较为集中,也进一步验证了模型的泛化性能。

表 9 损伤尺寸预测结果统计

Tab. 9 Statistics of damage size prediction results

尺寸范围	内圈 $z = 1.8 \text{ mm}$		外圈 $z = 1.4 \text{ mm}$	
	样本量	百分比/%	样本量	百分比/%
$z \pm 0.1$	1 520	50.67	2 557	85.23
$z \pm 0.2$	2 330	77.65	2 831	94.36
$z \pm 0.3$	2 666	88.85	2 943	98.10
$z \pm 0.4$	2 972	99.05	2 984	99.45
其他	28	0.93	16	0.53

2.3.2 噪声对网络性能的影响

对上述未参与训练的损伤尺寸原始振动加速度数据添加均值为 0, 方差为 1 的高斯噪声,在对该数据进行预处理后,将其作为模型的输入,用于进一步验证算法的泛化性能。

分别采用三种多任务网络模型,对添加噪声后的数据进行诊断。诊断结果如表 10 和图 16、图 17 所示。

表 10 添加噪声后网络测试结果

Tab. 10 Network test results after adding noise

模型	状态识别精度/%	部位诊断精度/%	δ/mm	ψ
本文	92.56	92.78	0.413 6	0.560 2
CNN	84.46	82.46	0.602 0	0.932 8
DNN	74.36	71.23	0.756 4	1.300 5

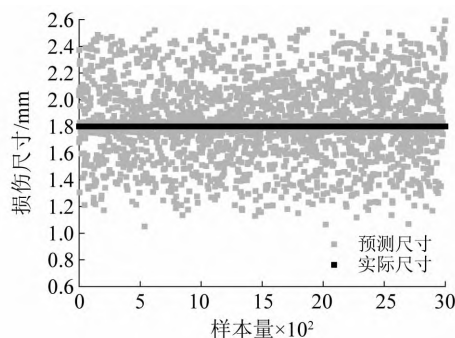


图 16 添加噪声后内圈损伤尺寸预测结果
Fig. 16 Prediction results of inner ring damage size after adding noise

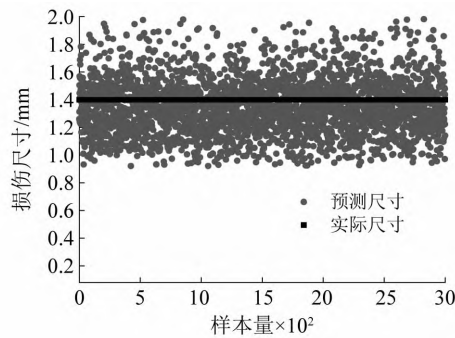


图 17 添加噪声后外圈损伤尺寸预测结果
Fig. 17 Prediction results of outer ring damage size after adding noise

添加噪声后的诊断精度和损伤尺寸预测精度均有所降低。其中本文模型的状态识别精度和部位诊断精

度均降低 2% 左右, 损伤尺寸误差增加 0.07 mm 左右。其他两种算法的诊断精度降幅达 8% 以上, 损伤尺寸预测误差增加 0.15 mm 以上。说明本文算法相比其他两种算法的泛化性能更高。

以上针对未参与训练的损伤尺寸样本的故障诊断结果说明, 本文所提多任务诊断模型能够对未参与训练的损伤尺寸样本进行准确的诊断, 且损伤大小预测误差仍具有较高的精度。说明本文所提模型具有较好的泛化性能。

3 结 论

提出了一种基于多任务残差网络的滚动轴承故障状态、部位诊断与损伤大小识别模型, 并详细介绍了模型的计算流程和相应的损失函数计算方法等模型细节以及数据集的构建方式。在将本文算法应用于轴承故障诊断的过程中, 直接以 FFT 所得的 png 频谱图为输入, 避免了人为设计输入数据的过程。在西储大学滚动轴承数据集和南京航空航天大学滚动轴承故障试验数据集上的测试结果表明, 本文所提算法均展现了同时对故障状态识别、故障部位诊断与损伤大小识别的优势。结果表明本文所提的多任务模型具有较高的诊断精度与损伤大小预测能力, 且模型具有很好的泛化性能, 也表明该网络具有较好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 张向阳, 陈果, 郝腾飞. 等. 基于机匣信号的滚动轴承故障卷积神经网络诊断方法 [J]. 航空动力学报, 2019, 34(12): 2729 - 2737.
ZHANG Xiangyang, CHEN Guo, HAO Tengfei, et al. Convolutional neural network diagnosis method of rolling bearing fault based on casing signal [J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(12): 2729 - 2737.
- [2] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [3] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断 [J]. 航空学报, 2009, 30(2): 362 - 367.
CHEN Guo. Feature extraction and intelligent diagnosis for ball bearing early faults [J]. Acta Aeronauticae Astronautica Sinica, 2009, 30(2): 362 - 367.
- [4] 田科位, 董绍江, 姜保军, 等. 基于改进深度残差网络的轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 247 - 254.
TIAN Kewei, DONG Shaojiang, JIANG Baojun, et al. A bearing fault diagnosis method based on an improved depth residual network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20): 247 - 254.
- [5] ZHOU F N, YANG S, HAMIDO F, et al. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 187: 104837.
- [6] 孟宗, 关阳, 潘作舟, 等. 基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 机械工程学报, 2021, 57(23): 106 - 115.
MENG Zong, GUAN Yang, PAN Zuozhou, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on secondary data enhancement and deep convolutional network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(23): 106 - 115.
- [7] 王琦, 邓林峰, 赵荣珍. 基于改进一维卷积神经网络的滚动轴承故障识别 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(3): 216 - 223.
WANG Qi, DENG Linfeng, ZHAO Rongzhen. Fault recognition of rolling bearing based on improved 1D convolutional neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(3): 216 - 223.
- [8] 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 Fei, CHEN Renwen, XING Kailing, et al. Fast fault diagnosis algorithm for rolling bearing based on transfer learning and deep residual network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(3): 154 - 164.
- [9] LEI J H, LIU C, JIANG D X. Fault diagnosis of wind turbine based on long short-term memory networks [J]. Renewable Energy, 2019, 133: 422 - 432.
- [10] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743 - 765.
- [11] NGUYEN H N, KIM C H, KIM J. Effective prediction of bearing fault degradation under different crack sizes using a deep neural network [J]. Applied Sciences, 2018, 8(11): 2332.
- [12] 王震, 黄如意, 李雾蒲, 等. 一种用于故障分类与预测的多任务特征共享神经网络 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 169 - 177.
WANG Zhen, HUANG Ruyi, LI Jipu, et al. Multi-task feature sharing neural network used for fault diagnosis and prognosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 169 - 177.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vegas: IEEE, 2016.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks [C] // European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016.
- [15] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. Neural Computation, 1989, 1(4): 541 - 551.
- [16] MÜLLER R, KORNBLITH S, HINTON G. When does label smoothing help? [J]. NeurIPS, 2019, 32: 4696 - 4705.
- [17] The Case Western Reserve University Bearing DataCenter. Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. [2009 - 09 - 11]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing>.