

改进的坐标残差网络应用于 17-4PH 材料 蚀后剩余寿命预测研究

邸娟^{1,2,3,4}, 王程波¹, 贺磊¹, 牛亚龙¹, 彭超义², 王建锋³

(1. 太原科技大学车辆与交通工程学院, 030024, 太原;

2. 株洲时代新材料科技股份有限公司, 412007, 湖南株洲; 3. 湖南大学材料科学与工程学院,

410082, 长沙; 4. 同济大学工程结构性能演化与控制教育部重点实验室, 200092, 上海)

摘要: 为解决材料汽蚀损伤后剩余使用寿命预测困难的科学问题,提出了一种融合卷积神经网络技术的寿命预测方法,具体采用残差网络(ResNet)模型,并嵌入坐标注意力机制(CA),通过对模型进行卷积、通道数及下采样方式的优化,构建改进的坐标残差网络(CA-ResNet)模型,以实现17-4PH材料汽蚀损伤后剩余使用寿命的精确预测。基于超声波汽蚀试验得到的汽蚀特性曲线,通过逻辑回归(Logistic)方程对汽蚀阶段进行定量划分,并定义寿命系数 ζ ,同时借助超景深显微镜获取材料损伤后不同时刻的显微图像数据库,并与寿命系数 ζ 相对应。研究结果表明,改进的CA-ResNet网络模型在CIFAR10公开数据集上验证准确率可达92.2%,在收集的17-4PH材料的汽蚀损伤数据集上的验证准确率可达93.2%,相比ResNet18网络模型,准确率分别提高了1.5%和3.5%。通过学习率、批处理量等超参数优化后,该模型在汽蚀损伤数据集上准确率可达95.0%。采用端到端的数据驱动思想,可实现从汽蚀损伤形貌到汽蚀寿命的精确预测。

关键词: 残差网络;坐标注意力机制;汽蚀;寿命预测

中图分类号: TK405 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtubxb202501019 **文章编号:** 0253-987X(2025)01-0206-09

Improved CA-ResNet Network for Residual Life Prediction of 17-4PH Material Damaged by Cavitation Erosion

DI Juan^{1,2,3,4}, WANG Chengbo¹, HE Lei¹, NIU Yalong¹, PENG Chaoyi², WANG Jianfeng³

(1. School of Vehicle and Transportation Engineering, Taiyuan University of Science and Technology,

Taiyuan 030024, China; 2. Zhuzhou Times New Material Technology Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412007, China;

3. College of Materials Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

4. Key Laboratory of Performance Evolution and Control for Engineering Structures of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: In order to address the scientific challenge of predicting the remaining useful life of materials damaged by cavitation erosion, a life prediction method that integrates convolutional neural network technology is introduced. Specifically, the residual network (ResNet) model is utilized and enhanced with a coordinate attention mechanism (CA). Through optimization of the convolution, channel number and down-sampling method in the model, an improved coordinate residual network (CA-ResNet) model is developed to accurately predict the remaining useful life

收稿日期: 2024-05-29。 作者简介: 邸娟(1988—),女,副教授,硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(52205212);山西省基础研究计划青年科学研究资助项目(20210302124052)。

网络出版时间: 2024-07-19

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20240717.1733.002>

of 17-4PH material damaged by cavitation erosion. Initially, the cavitation characteristic curve is obtained from ultrasonic cavitation tests. Then, the cavitation stages are quantitatively segmented using a Logistic equation, defining the life coefficient ζ . Meanwhile, with the assistance of a super-depth-of-field microscope, microscopic images of the material at various post-damage time points are captured to establish a microscopic image database correlated with the life coefficient ζ . The results demonstrate that the improved CA-ResNet network model achieves a verification accuracy of 92.2% on the CIFAR10 public dataset and 93.2% on the collected cavitation damage dataset of 17-4PH material. This represents a 1.5% and 3.5% accuracy improvement over the ResNet18 network model, respectively. By fine-tuning hyperparameters like learning rate and batch size, the accuracy on the cavitation damage dataset is elevated to 95.0%. In this paper, an end-to-end data-driven approach is adopted to achieve accurate prediction from cavitation damage morphology to post-cavitation life.

Keywords: ResNet; coordinate attention mechanism; cavitation erosion; life prediction

汽蚀是一种常见的在液体动力环境中的材料损伤形式^[1-3],常见于水泵、液压系统和发动机缸套等一些过流部件中^[4-7]。在运行过程中,由于压力变化导致空泡溃灭,这些设备以冲击波和微射流的形式对周围材料表面产生冲击,导致表面形成大量蜂窝状损伤^[1,8-10],这种损伤不仅会造成部件破坏失效和强度受损,影响其正常工作效率,严重时还将危及部件的可靠性和设备的服役寿命。因此,如何防范汽蚀对关键部件的破坏、探究材料的剩余使用寿命(RUL)已成为目前过流部件设计中亟需解决的重要课题。

17-4PH(0Cr17Ni4Cu4Nb)马氏体沉淀硬化不锈钢具有良好的抗蚀性能及优异的力学性能,在火力发电、核能、海洋和航天等工业领域有广泛应用^[11-12]。由于其长期服役于高温、腐蚀、冲击和摩擦的复杂环境中,汽蚀是造成其失效的关键因素,对设备的安全运行与服役寿命具有重要影响^[13]。

尽管汽蚀寿命预测是确保动力设备安全运行的关键环节,但是目前对于其RUL的预测研究^[14-16]仍相对有限,完整且成熟的预测方法尚未成形。以往研究大多采用间接测试手段测定材料汽蚀损伤后的剩余寿命,例如测量气泡溃灭时的冲击载荷^[17],提取汽蚀发生时的振动信号^[18-19]或噪声信号^[20],通过安装传感器采集这些信号,从而完成对汽蚀损伤的测定,但汽蚀发展过程中,存在信号监测难度大、影响因素众多、内部流体运动复杂等问题,仅凭借监测信号进行汽蚀损伤诊断的可靠性不强,且需要一定的专业知识才能进行汽蚀损伤分析。因此,未来需要进一步探索更为精确可靠的直接测试方法,以更准确地评估材料的汽蚀损伤程度并预测其RUL,为相关领域的工程应用提供更有力的支持。

随着深度学习的迅猛发展,图像识别技术在众多领域都显现出其优越性。He等^[21-22]作为残差网络(ResNet)网络模型的主要开发者,提出的残差网络具有强大的迁移能力,成功应用于多种图像识别任务。Zhang等^[23]将ResNet18网络模型应用于表面损伤后的宏观照片,从而成功预测了汽轮机末级叶片水蚀损伤后的剩余寿命。通过图像识别技术,不仅能有效避免汽蚀过程中产生的各种振动和噪声信号的干扰,且维修人员无需专业知识和丰富经验便可对材料的汽蚀损伤程度进行准确判断,显著降低维修成本的同时,还能提高经济效益。由于ResNet18网络模型应用于微观汽蚀损伤形貌图的识别准确率不高,有必要根据特定数据集改进该模型,以进一步提高识别准确率。因此,本文提出了一种改进的坐标注意力机制残差网络(CA-ResNet)网络模型应用于汽蚀损伤微观数据集,实现从17-4PH材料汽蚀损伤显微形貌到汽蚀RUL端到端的精确预测。研究表明,与原始网络相比,改进的CA-ResNet网络模型在准确率和损失方面均体现出显著的优势,进一步验证了其在汽蚀损伤预测领域的有效性。

1 改进的CA-ResNet网络模型

1.1 基本网络模型结构

ResNet网络模型^[21-22]是深度学习基于卷积运算的神经网络,其提出的残差函数解决了因神经网络中增加深度带来的梯度消失问题。

注意力机制^[24-25]在提升神经网络模型性能方面发挥着显著作用,其本质就是通过合理的方法将输入或者输出的信息按权重进行重新分配。假设有 n_1 个 c 维特征向量的每个分量 $z_{c,i}(i=1,2,\cdots,n_1)$,

将 m 个特征向量的特征信息通过合理的加权平均进行重新整合,得到每个维度下的新向量 $z_{c,i}^*$,即

$$z_{c,i}^* = \sum_{i=1}^m w_i z_{c,i}$$

(1)

式中: w_i 是为注意力机制提供的合理权重。因此,添加合适的注意力机制可以更好地提取重要特征。

本文采用的 CA 注意力机制^[25]能将位置信息嵌入到通道信息中,形成坐标注意力,从而使其能在空间方向捕获远程依赖关系,并保留精确的位置信息,这有助于神经网络更准确地定位感兴趣的对象,从而提高网络性能。

1.2 模型的改进

改进的 CA-ResNet 网络模型以 ResNet18 网络模型^[21]为主干,添加 CA 注意力机制^[25],并对网络中的卷积层和通道数进行优化改进,其具体残差结构和网络结构参数对比如图 1、表 1 所示。

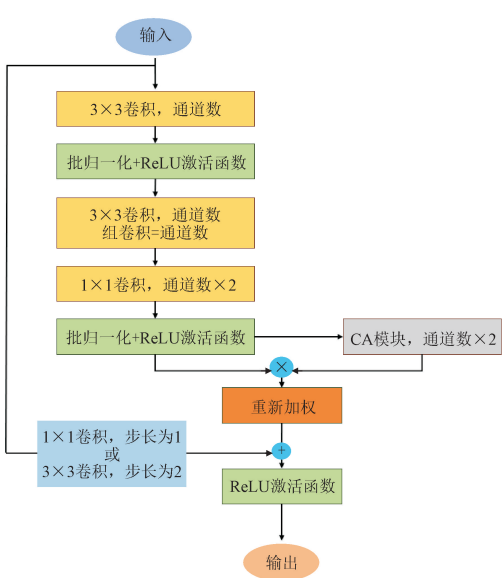


图 1 改进的残差网络结构
Fig. 1 Improved residual structure

表 1 网络结构参数对比
Table 1 Comparison of network structure parameters

输出尺寸	网络结构参数	
	改进的 CA-ResNet	ResNet18
112×112	3×3 卷积,64 通道,步长 2	7×7 卷积,64 通道,步长 2
56×56	3×3 最大池化,步长 2	3×3 最大池化,步长 2
	3×3 卷积,64 通道,步长 1	
	3×3 卷积,64 通道,步长 1	
	1×1 卷积,128 通道,步长 1	3×3 卷积,64 通道,步长 1
	坐标注意力模块,128 通道,步长 1	3×3 卷积,64 通道,步长 1
56×56	3×3 卷积,64 通道,步长 1	3×3 卷积,64 通道,步长 1
	3×3 卷积,64 通道,步长 1	3×3 卷积,64 通道,步长 1
	1×1 卷积,128 通道,步长 1	3×3 卷积,64 通道,步长 1
	坐标注意力模块,128 通道,步长 1	
	3×3 卷积,128 通道,步长 2	
28×28	3×3 卷积,128 通道,步长 1	
	1×1 卷积,256 通道,步长 1	3×3 卷积,128 通道,步长 2
	坐标注意力模块,256 通道,步长 1	3×3 卷积,128 通道,步长 1
	3×3 卷积,128 通道,步长 1	3×3 卷积,128 通道,步长 1
	3×3 卷积,128 通道,步长 1	3×3 卷积,128 通道,步长 1
28×28	1×1 卷积,256 通道,步长 1	
	坐标注意力模块,256 通道,步长 1	
	3×3 卷积,256 通道,步长 2	
	3×3 卷积,256 通道,步长 1	
	1×1 卷积,512 通道,步长 1	3×3 卷积,256 通道,步长 2
14×14	坐标注意力模块,512 通道,步长 1	3×3 卷积,256 通道,步长 1
	3×3 卷积,256 通道,步长 1	3×3 卷积,256 通道,步长 1
	3×3 卷积,256 通道,步长 1	3×3 卷积,256 通道,步长 1
	1×1 卷积,512 通道,步长 1	3×3 卷积,256 通道,步长 1
	坐标注意力模块,512 通道,步长 1	

续表

输出尺寸	网络结构参数	
	改进的 CA-ResNet	ResNet18
7×7	3×3 卷积,512 通道,步长 2	
	3×3 卷积,512 通道,步长 1	
	1×1 卷积,1024 通道,步长 1	3×3 卷积,512 通道,步长 2
	坐标注意力模块,1024 通道,步长 1	3×3 卷积,512 通道,步长 1
	3×3 卷积,512 通道,步长 1	3×3 卷积,512 通道,步长 1
	3×3 卷积,512 通道,步长 1	3×3 卷积,512 通道,步长 1
	1×1 卷积,1 024 通道,步长 1	
	坐标注意力模块,1 024 通道,步长 1	
1×1	平均池化层,全连接层,分类层	

改进的 CA-ResNet 网络模型中添加的 CA 注意力机制模块^[25],可以自适应地重新调整特征的重要性,使模型更好地捕捉到输入数据的关键特征,从而提高模型的特征表示能力;将网络初始输入的 7×7 大卷积核改成 3×3 小卷积核,可以显著减少模型的参数量,降低模型复杂度,更适配小型数据集;同时,采用小的卷积核可以使模型更好地捕捉到图像的细节信息,这有助于提高模型的识别准确率。

将残差结构中第 2 个 3×3 卷积转换为轻量化卷积神经网络(MobileNet)模型^[26]所采用的深度可分离卷积,可以有效降低网络的计算成本。原 ResNet 网络模型中,统一采用 1×1 的卷积核进行下采样,但当步长为 2 时,采用 1×1 卷积核进行卷积会造成信息损失。因此,本文将下采样中步长为 2 的 1×1 卷积核替换为 3×3 卷积核,使 ResNet 网络模型能够接收更大范围的输入和更多的空间信息。最后,通过平均池化层、全连接层和分类层(Softmax)得出相应的预测结果。Softmax 的计算式如下

$$\text{Softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n_2} e^{x_j}} \tag{2}$$

式中： x_i 为第 i 个节点的输出值； n_2 为节点数。在多分类网络中,Softmax 函数常放在网络的最后一层,其主要作用是将多分类的输出值转换成范围为[0, 1]、总和为 1 的概率分布。

为了更好地比较几种模型间的性能差异,使其在公开的 CIFAR10^[27]小型数据集上进行模型训练。本文遵循 ResNet 网络模型^[21]中使用的数据增强方式,从图像或其镜像水平翻转的图像中随机采样 224 像素×224 像素的部分,并使用标准颜色增强技术。

交叉熵损失函数(cross entropy loss)常用于衡量模型输出与真实标签之间的差异值,其值越小表示模型的预测效果越好,其计算式如下

$$\text{Loss}(x_j, x_j^*) = - \sum_{j=0}^{n_3} x_j \lg(x_j^*) \tag{3}$$

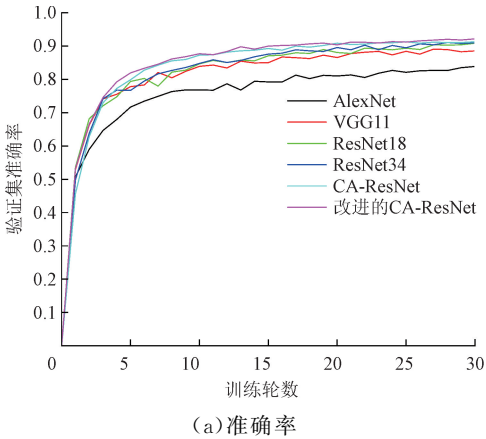
式中： n_3 为总的类别数； x_j 为样本的真实值(当为真时取值为 1,为假时取值为 0)； x_j^* 为网络模型的预测值,其取值范围为[0,1]。

本文初选自适应矩估计(Adam)优化器,它的主要优点是能自适应地调整每个参数的学习率,从而提高模型的收敛速度和泛化能力。模型的具体训练参数见表 2。

表 2 采用 CIFAR10 数据集的训练参数
Table 2 Training parameters for the CIFAR10 dataset

参数	数值及设置
学习率	0.000 1
优化器	Adam
损失函数	交叉熵损失函数
批处理量	16
训练轮数	30

图 2 和表 3 的训练结果表明,改进的 CA-ResNet 网络模型在 CIFAR10 数据集上取得了很好的效果。可以看出,改进的 CA-ResNet 网络模型在收敛速度上相较其他网络模型体现出一定的优势,达到了最高识别准确率和最低损失,且浮点运算次数相较于 ResNet18 网络模型下降了 0.2×10^9 ,从而初步证明该网络具有更优异的性能。



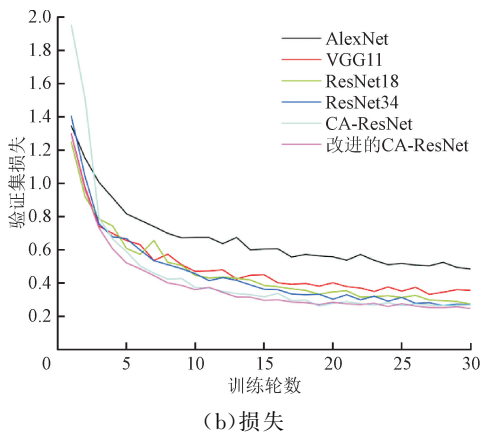


图 2 6 种模型在 CIFAR10 数据集上的准确率和损失
Fig. 2 Accuracy and loss curves of the six models on the CIFAR10 dataset

表 3 6 种模型的运算性能及在 CIFAR10 数据集上的最优训练结果
Table 3 Computational performance of the six models and the optimal training results on the CIFAR10 dataset

模型	验证集 准确率	验证集 损失	浮点运算 次数/ 10^9
AlexNet	0.839	0.484	0.31
VGG11	0.891	0.331	7.61
ResNet18	0.907	0.272	1.82
ResNet34	0.911	0.263	3.68
CA-ResNet	0.913	0.263	1.83
改进的 CA-ResNet	0.922	0.244	1.80

注:加粗表示各列训练的最好结果。

2 实验过程与方法

2.1 17-4PH 材料的汽蚀实验

本文借助超声波汽蚀实验平台(XOQS-2500),针对经过抛光处理的 17-4PH 试样开展汽蚀损伤特性实验,试样的几何尺寸为 22 mm×22 mm×10 mm。本实验在额定功率为 2 500 W、频率为 20 kHz、振幅为 50 μm、恒温 20 ℃ 的纯净水溶液中进行。

本文 17-4PH 材料的微观汽蚀损伤形貌图,都是在超景深显微镜下统一放大 300 倍收集而来。

2.2 数据收集与汽蚀阶段划分

本文采用质量损失法对材料的抗汽蚀性能进行研究。在超声波汽蚀实验平台上,每隔一段时间取出试样,随后将试样洗净、烘干,多次称取试样质量的平均值并记录,得到累积质量损失离散点。对于这些离散数据,采用逻辑回归(Logistic)方程进行拟合,具体的拟合方法如图 3 所示。前期的研究结果^[23, 28]表明,该方程对应的曲线趋势与表现良好的

累积侵蚀曲线相似,即 S 型曲线。因此,针对实验方法的差异导致的结果对比分析较困难,提出了一种标准化实验流程及定量化数据分析方法,即采用逻辑回归方程对材料汽蚀累积质量损失离散点进行拟合,之后通过提取潜伏期时长、最大侵蚀率等材料的汽蚀特性参数,便可对不同材料的抗汽蚀性能进行定量化对比分析。分别画出最大斜率处的切线 l_1 和曲线末端的切线 l_2 ,然后取 l_1 与 x 轴的交点 t_1 , l_1 与 l_2 的交点 t_2 ,这样就能定量划分汽蚀过程的不同阶段,其中 $[0, t_1]$, $(t_1, t_2]$ 和 $(t_2, +\infty)$ 分别代表汽蚀潜伏期、汽蚀加速期和汽蚀衰减期。其中 t_2 为加速期与衰减期的转捩点。逻辑回归方程如下式

$$y = \frac{A_1 - A_2}{1 + (x/x_0)^p} + A_2 \tag{4}$$

式中: A_1 为初值; A_2 为终值; x 为需拟合的离散点; x_0 为 x 的中心; p 为幂次数。

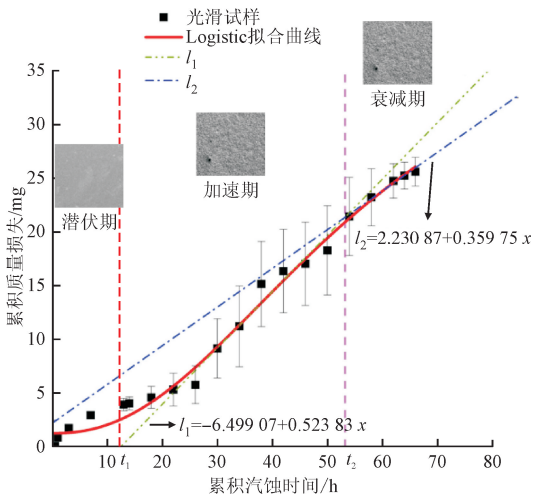


图 3 光滑试样的汽蚀特性
Fig. 3 Cavitation characteristic curve of smooth specimen

记录好质量损失后,将试样放置于超景深显微镜载物台上,并在 300 倍放大倍数下对试样进行观测,拍摄汽蚀最严重区域的显微形貌图像,随后,对所拍摄的图像统一进行干扰图片剔除,以减少训练误差;最后以 8:2 的比例将所有图像随机划分为训练集和验证集。

2.3 汽蚀寿命系数与数据处理

根据文献^[23]研究结果可知,当材料处于衰减期时,可以认为材料已经遭受了严重的损伤,这种情况下就需要对其进行修复或更换。据此,本文提出汽蚀寿命系数 ζ ^[23] 应用于汽蚀损伤分析,具体定义如下

$$\zeta = \begin{cases} t/t_2, & t \in [0, t_2] \\ 1, & t \in (t_2, +\infty) \end{cases} \tag{5}$$

式中： t 为实验过程中的累积汽蚀时间，由此得到的汽蚀寿命系数变化范围为 $[0,1]$ 。当 $\zeta=1$ 时，则认为材料损坏严重，需要对其进行修复或更换；当 $\zeta<1$ 时，则可根据下式计算其 RUL

$$t_r = t_0(1 - \zeta)/\zeta \tag{6}$$

式中： t_0 为 17-4PH 材料在实际运行过程中的使用时间； t_r 为该材料的 RUL。本文通过改进的 CA-ResNet 网络模型识别材料表面的微观汽蚀损伤，预测其汽蚀寿命系数 ζ 。

由于在超景深显微镜下拍摄的图片为 1 600 像素×1 200 像素，为了匹配网络的输入尺寸，需对其进行随机裁剪，以达到扩充数据集、提高模型泛化性的目的。

3 结果与讨论

3.1 训练过程与结果预测

根据式(5)，可计算出 t 时刻材料的寿命系数 ζ ，并以寿命系数 ζ 对各图像数据集进行命名。

模型的训练参数见表 4，其中学习率每隔 10 轮降低 10 倍。通过设置可变学习率，能实现更好的拟合效果，减少曲线的波动。在训练过程中，与公开数据集 CIFAR10 不同的是，取消了对图片的随机镜像水平翻转，且对汽蚀损伤数据集添加了高斯模糊处理，并将其随机旋转 15° 以内，以此来模拟真实环境下采集的汽蚀图片。

高斯模糊是通过设置高斯核大小和标准差对输入图像进行卷积，以达到模糊图片的效果。高斯模糊可以使图像变得更加平滑，减少噪声和细节，从而使得图像更加清晰和易于处理。由于图像是二维的，其二维高斯模糊的高斯分布函数计算公式为

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{7}$$

其中： σ 是标准差； x,y 是模糊点相对于坐标中心的坐标。

表 4 采用汽蚀损伤数据集的训练参数
Table 4 Training parameters for the cavitation damage dataset

参数	数值及设置
初始学习率	0.001
优化器	Adam
损失函数	交叉熵损失函数
批处理量	32
训练轮数	50

本文将改进的 CA-ResNet 网络模型应用于汽

蚀损伤数据集上，取得了较好的效果。图 4 展示了训练集和验证集准确率和损失值的训练结果。从图 4 中可知，训练 15 轮后，准确率和损失曲线趋于稳定，即模型已收敛。根据模型训练结果可知，在本文收集的汽蚀损伤数据集上完成训练后，网络模型已学习到数据集的主要特征，其训练集准确率达到 98.3%，训练集损失为 0.059；验证集准确率可达 93.2%，验证集损失为 0.302，其结果可为 17-4PH 材料汽蚀损失后的 RUL 预测提供参考。

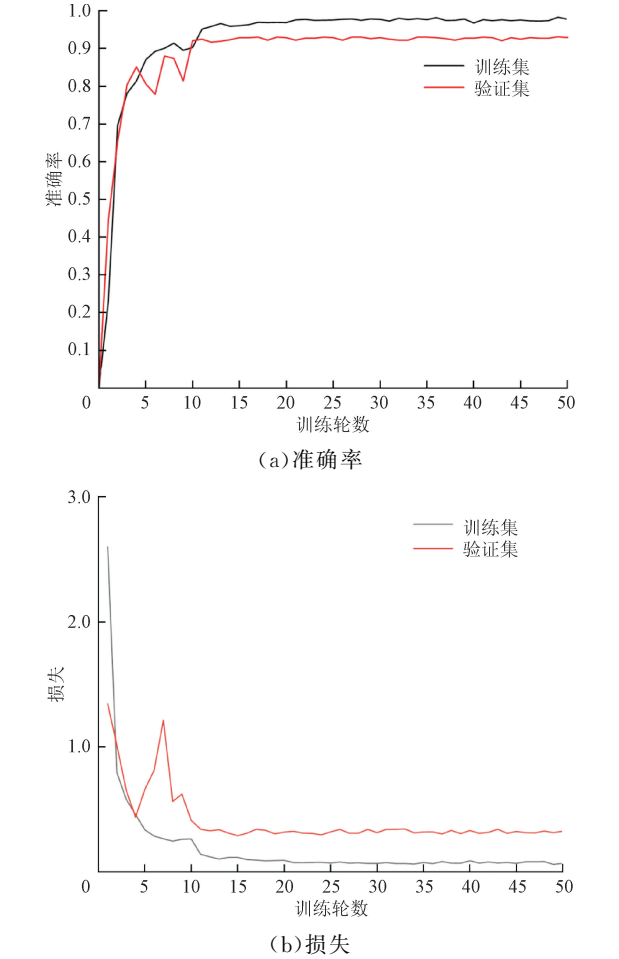


图 4 改进的 CA-ResNet 网络模型在汽蚀损伤数据集上的训练结果
Fig. 4 Training results of the improved CA-ResNet network model on the cavitation damage dataset

将汽蚀损伤图片输入训练好的 CA-ResNet 网络模型后，可得到该汽蚀损伤图片的寿命系数 ζ ，根据式(6)计算其 RUL。

图 5 给出了测试集部分图片的预测结果，可以看出，改进的 CA-ResNet 网络模型可以有效预测汽蚀寿命系数，其得到的预测寿命系数与实际寿命系数较接近，可用于工程实际应用。

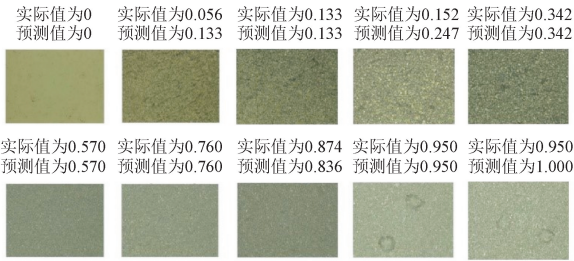


图 5 测试集部分图片的汽蚀寿命系数的预测结果
Fig. 5 Prediction results of some pictures in the test dataset

3.2 模型对比

基于本文收集的汽蚀损伤数据集,按照与表 4 相同的训练参数,将改进的 CA-ResNet 网络模型与其他模型在预测精度和损失值两方面做综合对比,其训练结果如表 5 与图 6 所示。

表 5 6 种模型在汽蚀损伤数据集上的最优训练结果
Table 5 Optimal training results of the six models on the cavitation damage dataset

模型	准确率		损失	
	训练集	验证集	训练集	验证集
AlexNet	0.952	0.862	0.126	0.689
VGG11	0.939	0.892	0.163	0.372
ResNet18	0.957	0.897	0.113	0.441
ResNet34	0.944	0.901	0.155	0.414
CA-ResNet	0.962	0.908	0.121	0.377
改进的 CA-ResNet	0.983	0.932	0.059	0.302

注:加粗为本文方法,表示结果最好。

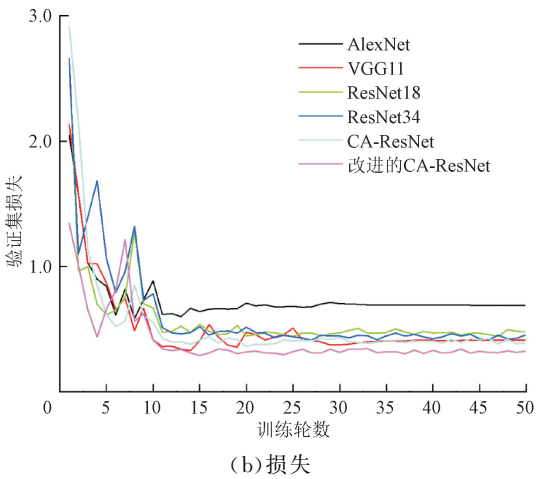
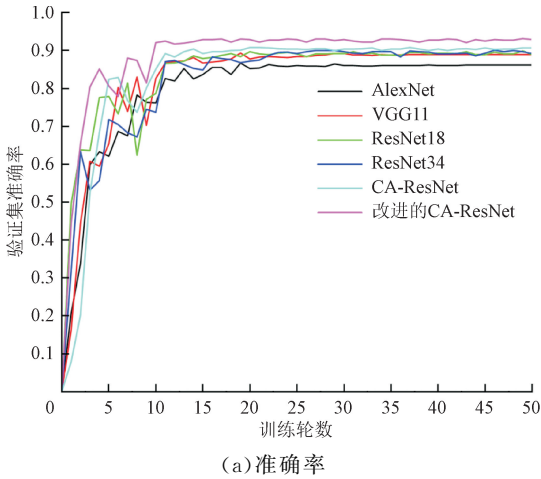


图 6 6 种模型在汽蚀损伤数据集上的准确率和损失
Fig. 6 Accuracy and loss curves of the six models on the cavitation damage dataset

从图 6 可以看出,本文所提出的改进的 CA-ResNet 网络模型的精度更高、损失更低、拟合程度更好,可用于预测 17-4PH 材料汽蚀损伤后的 RUL。通过 CIFAR10 公开数据集和本文收集的汽蚀损伤数据集的验证,证明了本文提出的改进的 CA-ResNet 网络模型具有更好的预测性能,更适合承担微观汽蚀损伤的识别任务,能为工程实际应用提供一定的参考。

3.3 模型的超参数优化

为了将深度学习模型应用于实际问题,需调整其超参数以适应特定的数据集^[29]。一般来说,通过优化网络模型超参数,模型通常能获得更好的性能。本文提出的改进的 CA-ResNet 网络模型应用于汽蚀损伤数据集时,通过正交试验法得到的最优参数组合如下:批处理量为 16,初始学习率为 0.000 1,

优化器选择 RMSprop。具体训练结果见表 6。

表 6 模型超参数对准确率和损失的影响
Table 6 Impact of model hyperparameters on accuracy and loss

批处理量	初始学习率	优化器	验证集准确率	验证集损失
16	0.010 00	Adam	0.889	0.418
16	0.001 00	Adam	0.937	0.304
16	0.000 10	Adam	0.946	0.239
16	0.000 01	Adam	0.593	1.290
16	0.000 10	SGD		
16	0.000 10	RMSprop	0.950	0.204
4	0.000 10	RMSprop	0.908~0.932	0.419~0.715
8	0.000 10	RMSprop	0.946	0.221
32	0.000 10	RMSprop	0.925	0.322
64	0.000 10	RMSprop	0.901	0.339

注:加粗为本文方法,表示结果最好。

从表 6 中可以看出,学习率的降低有助于网络精度的提升。但若设置的学习率过低,不仅导致计算效率下降,且容易陷入局部最优解,降低了网络的整体性能;在本文的研究条件下,随机梯度下降(SGD)优化器在汽蚀损伤数据集上无法实现收敛;而 RMSprop 优化器性能优于 Adam。在本文收集的汽蚀数据集上,批处理量为 16 时模型表现最好,精度最高;而批处理量为 4 时,训练过程不稳定,精度和损失出现较大幅度的振荡,其结果不具有参考性;如果批处理量过大,例如当批处理量为 64 时,网络陷入局部最小值,识别精度降低。

4 结 论

本文围绕解决材料汽蚀损伤后剩余使用寿命预测困难的问题展开,提出了一种基于改进的 CA-ResNet 网络模型对 17-4PH 材料汽蚀损伤后 RUL 的预测方法。该方法采用了端到端的数据驱动思想,通过采集显微汽蚀损伤形貌图像数据、划分不同汽蚀阶段及计算相应汽蚀寿命系数 ζ ,实现了从汽蚀损伤微观形貌到剩余使用寿命的直接预测,具体结论如下。

(1)建立了 17-4PH 材料表面微观汽蚀损伤形貌与汽蚀寿命系数 ζ 的内在映射关系,实现了 17-4PH 抛光样汽蚀损伤 RUL 的精准预测。加速实验结果表明,17-4PH 抛光样在经历了 12.41 h 的潜伏期后进入加速期,这一阶段持续至 52.62 h,此后试样进入衰减期,材料已出现严重汽蚀损伤,需进行修复或更换处理。

(2)本文提出的改进的 CA-ResNet 网络模型,在公开数据集 CIFAR10 和本文收集的汽蚀损伤数据集上都取得了较好的预测效果,其预测精度分别为 92.2%和 93.2%,相比 ResNet18 网络模型分别提高了 1.5%和 3.5%,降低了计算成本,证明了其有效性,可用于工程实际应用。

(3)得到了改进的 CA-ResNet 网络模型的最优超参数组合,并探明了超参数对于本文收集的汽蚀损伤数据集的影响规律。优化模型超参数后,汽蚀损伤预测精度达到 95.0%,损失降低到 0.204。

参考文献:

[1] 李大勇,郭维民,唐洪岩. 离心泵的汽蚀问题与防止措施[J]. 南方农机, 2020, 51(14): 43-44.
LI Dayong, GUO Weimin, TANG Hongyan. Cavitation problem and prevention measures of centrifugal

pumps [J]. China Southern Agricultural Machinery, 2020, 51(14): 43-44.
[2] 王勇,刘厚林,谈明高. 泵汽蚀研究现状及展望[J]. 水泵技术, 2008(1): 1-4.
WANG Yong, LIU Houlin, TAN Minggao. Current status and prospects of pump cavitation research [J]. Pump Technology, 2008(1): 1-4.
[3] DULAR M, STOFFEL B, ŠIROK B. Development of a cavitation erosion model [J]. Wear, 2006, 261(5/6): 642-655.
[4] LAGUNA-CAMACHO J R, LEWIS R, VITE-TORRES M, et al. A study of cavitation erosion on engineering materials [J]. Wear, 2013, 301(1/2): 467-476.
[5] FERRARI A. Fluid dynamics of acoustic and hydrodynamic cavitation in hydraulic power systems [J]. Proceedings of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2017, 473(2199): 20160345.
[6] ADAMKOWSKI A, HENKE A, LEWANDOWSKI M. Resonance of torsional vibrations of centrifugal pump shafts due to cavitation erosion of pump impellers [J]. Engineering Failure Analysis, 2016, 70: 56-72.
[7] FONTANESI S, GIACOPINI M, CICALESSE G, et al. Numerical investigation of the cavitation damage in the wet cylinder liner of a high performance motorbike engine [J]. Engineering Failure Analysis, 2014, 44: 408-423.
[8] 廖乃坚,谢代标. 关于 LJ465Q 系列发动机水泵气蚀的探讨[J]. 装备制造技术, 2010(2): 177-179.
LIAO Naijian, XIE Daibiao. Discussion on the pump cavitation in LJ465Q Series Engine [J]. Equipment Manufacturing Technology, 2010(2): 177-179.
[9] 王瑞杰. 内燃机的冷却水泵的汽蚀工况分析和提高汽蚀性能设计方法的探讨[J]. 淮海工学院学报(自然科学版), 1996, 5(1): 19-25.
WANG Ruijie. Discussion on the working condition of cavitation and improvement of design of the cooling water pump in internal combustion engine [J]. Journal of Huaihai Institute of Technology (Natural Sciences Edition), 1996, 5(1): 19-25.
[10] 彭健,何世权. 高压调节阀结构改进与汽蚀仿真[J]. 液压与气动, 2019(3): 120-125.
PENG Jian, HE Shiquan. Structural improvement and cavitation simulation of high pressure regulating valve [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2019(3): 120-125.
[11] 邸娟,王顺森,蒋希航,等. 透平末级叶片材料抗水蚀特性的数值研究[J]. 西安交通大学学报, 2021,

- 55(2): 38-46.
- DI Juan, WANG Shunsen, JIANG Xihang, et al. Numerical research on water erosion resistance characteristics of the substrate material of last stage blades in steam turbine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(2): 38-46.
- [12] 刘春燕, 李敬民. 17-4PH 沉淀硬化不锈钢力学性能稳定性研究 [J]. 热加工工艺, 2018, 47(20): 178-181.
- LIU Chunyan, LI Jingmin. Research on mechanical properties stability of 17-4PH precipitated hardened stainless steel [J]. Hot Working Technology, 2018, 47(20): 178-181.
- [13] 薛承感, 潘慧斌, 丁银萍, 等. 17-4PH 汽轮机叶片激光固溶强化抗汽蚀性能研究 [J]. 动力工程学报, 2020, 40(1): 82-88.
- XUE Chenggan, PAN Huibin, DING Yinping, et al. Cavitation erosion behavior of 17-4PH steam turbine blades treated by laser solid solution [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2020, 40(1): 82-88.
- [14] DULAR M, COUTIER-DELGOSHA O. Numerical modelling of cavitation erosion [J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2009, 61(12): 1388-1410.
- [15] OSTERMAN A, BACHERT B, SIROK B, et al. Time dependent measurements of cavitation damage [J]. Wear, 2009, 266(9/10): 945-951.
- [16] SOYAMA H, FUTAKAWA M. Estimation of incubation time of cavitation erosion for various cavitating conditions [J]. Tribology Letters, 2004, 17(1): 27-30.
- [17] HATTORI S, HIROSE T, SUGIYAMA K. Prediction method for cavitation erosion based on measurement of bubble collapse impact loads [J]. Wear, 2010, 269(7/8): 507-514.
- [18] AL-OBAIDI A R. Detection of cavitation phenomenon within a centrifugal pump based on vibration analysis technique in both time and frequency domains [J]. Experimental Techniques, 2020, 44(3): 329-347.
- [19] CAO Ruijia, YUAN Jianping, DENG Fanjie, et al. Numerical method to predict vibration characteristics induced by cavitation in centrifugal pumps [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(11): 115109.
- [20] CDINA M. Detection of cavitation phenomenon in a centrifugal pump using audible sound [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(6): 1335-1347.
- [21] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [22] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Identity mappings in deep residual networks [C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2016: 630-645.
- [23] ZHANG Zheyuan, LIU Tianyuan, ZHANG Di, et al. Water droplet erosion life prediction method for steam turbine blade materials based on image recognition and machine learning [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2021, 143(3): 031009.
- [24] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [25] HOU Qibin, ZHOU Daquan, FENG Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 13708-13717.
- [26] HOWARD A G, ZHU Menglong, CHEN Bo, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. (2017-04-17) [2024-04-19]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [27] KRIZHEVSKY A. Learning multiple layers of features from tiny images [EB/OL]. (2009-04-08) [2024-04-13]. <http://www.cs.toronto.edu/~kriz/learning-features-2009-TR.pdf>.
- [28] DI Juan, WANG Shunsen, YAN Xiaojia, et al. Experimental investigation on effect of surface strengthening process and roughness on water droplet erosion behavior in turbomachinery [J]. Tribology International, 2021, 153: 106647.
- [29] YANG Li, SHAMI A. On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: theory and practice [J]. Neurocomputing, 2020, 415: 295-316.

(编辑 武红江)