

文章编号: 2095-2163(2024)03-0098-06

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于特征嵌入的小样本涡轮叶片缺陷识别研究

纪家平, 贺福强, 谢丹, 周阳, 史广

(贵州大学机械工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 航空发动机涡轮叶片的缺陷, 影响发动机可靠性与使用寿命, 基于计算机视觉与深度学习技术进行叶片缺陷的自动化检测具有重要现实意义。但是, 涡轮叶片图像采集环境的高度非结构化、缺陷形式高差异性, 为准确的缺陷识别带来困难。针对上述问题, 提出了深度特征嵌入先验网络, 其核心通过引入缺陷形状先验的特征嵌入层, 准确刻画缺陷的形状特征, 提高模型在小样本情况下的分类准确率。实验结果表明, 所提方法在小样本叶片缺陷识别问题上取得了优越性能。

关键词: 涡轮叶片缺陷识别; 深度学习; 特征嵌入; 形状先验

Research on small-sample turbine blade defect identification based on feature embedding

JI Jiaping, HE Fuqiang, XIE Dan, ZHOU Yang, SHI Guang

(School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Defects in aero-engine turbine blades affect engine reliability and service life, and automated defect detection based on computer vision and deep learning technologies is of practical importance. However, the highly unstructured environment of turbine blade image acquisition and the substantial variation in defect forms pose challenges to accurate defect identification. To address these issues, a deep feature embedding prior network is proposed. The core of this approach involves introducing a feature embedding layer with defect shape prior knowledge to accurately capture the shape characteristics of defects, thereby improving the classification accuracy of the model under small sample conditions. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves superior performance in small sample turbine blade defect recognition tasks.

Key words: turbine blade defect recognition; deep learning; feature embedding; shape prior

0 引言

航空发动机涡轮叶片作为发动机的核心部件, 一直备受关注, 其质量的优劣将直接影响发动机的工作效率、可靠性和安全性^[1-3]。由于叶片的特殊工作环境, 即使是细微的划痕也可能会快速扩展并恶化, 从而引发严重事故, 并对人员和财产造成巨大危害。因此, 涡轮叶片缺陷的检测研究, 对于保障航空安全、提高发动机的可靠性和延长使用寿命具有重要意义。

目前, 国内大部分涡轮叶片表面缺陷检测仍处于人工检测阶段, 长时间目视检测造成漏检率升高, 且检测成本也颇为可观。随着计算机视觉技术的快速发展, 基于传统图像处理技术与基于深度学习技术的自动化缺陷检测已经得到广泛应用^[4]。由于

深度学习技术不依赖人工设计特征算子, 方法的鲁棒性更强^[5], 因此本文主要关注基于深度学习的表面缺陷识别。Lee 等学者^[6]提出了一种相对较新的方法来使用深度结构化神经网络诊断钢缺陷, 通过扩展的 CNN 诊断模型, 用于分析图像中的局部缺陷区域, 以支持实时视觉决策过程。Cao 等学者^[7]提出了一种新颖的双流 CNN 架构, 用于提取一维热信号序列中的特征, 以便准确分类地下缺陷和非缺陷区域。Boudiaf 等学者^[8]提出使用改进的 AlexNet 卷积神经网络和支持向量机模型, 开发热轧钢带图像表面缺陷智能识别系统, 经测试分类精度达到 99.7%。

现有研究通过改进模型设计, 在特定数据集上已经取得了优异性能^[9]。但是现有研究大多适用于生产线上的钢板等结构固定、拍摄条件稳定下的数据集^[10-12]。对于涡轮叶片的表面缺陷检测而言,

作者简介: 纪家平(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉检测; 谢丹(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉检测;

周阳(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉检测; 史广(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉检测。

通讯作者: 贺福强(1976-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 机器视觉检测、先进制造工艺及制造装备智能化技术。Email: hef75@163.com

收稿日期: 2023-04-06

采集环境高度非结构化,且缺陷形式差异大,导致缺陷图像数据量小,现有方法难以满足深度学习模型收敛的要求^[13]。除此之外,涡轮叶片缺陷图像数据集多采自不同叶片,缺陷特征的分布高度离散,为深度学习模型训练带来困难。

针对上述问题,本文基于小样本学习技术,提出了深度特征嵌入先验网络(Deep Feature Embedding Prior Network, DFEP-Net),该网络中设计了引入缺陷形状先验的深度特征嵌入模块,面对小样本叶片缺陷数据集时可以为缺陷识别提供更好的特征表达,从而有利于模型分类。

1 深度特征嵌入先验网络

1.1 模型架构

为了充分适应涡轮叶片分类任务的特点先验网络架构、以利于后续更好的分类,本文设计了深度特征嵌入先验网络(DFEP-Net)。深度特征嵌入先验网络结构如图 1 所示,考虑到叶片缺陷分类任务的特点,该模型的核心是特征嵌入模块。DFEP-Net 中的其他模块与通用的小样本学习网络模型^[14]相同。原型生成模块与距离度量模块的表达如式(1)和式(2)所示:

$$C_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{(x_i, y_i) \in S_k} f_\phi(x_i) \quad (1)$$

$$p = (y = m | x) = \frac{\exp(-d(f_\phi(x), c_m))}{\sum_m \exp(-d(f_\phi(x), c_m))} \quad (2)$$

其中, C_k 表示第 k 个类别的原型表达; S_k 表示第 k 个类别的输入支持样本集; $f_\phi(\cdot)$ 表示 4 层卷积; d 表示度量函数,使用欧氏距离的平方; p 表示查询样本标签为 m 的概率。

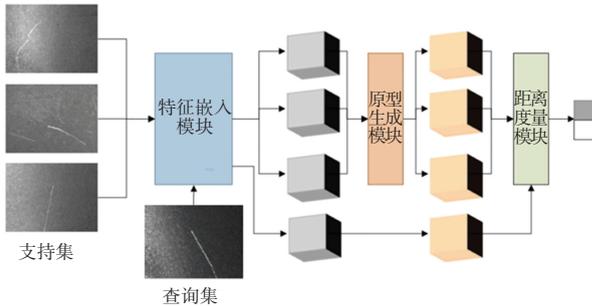


图 1 深度特征嵌入先验网络架构图

Fig. 1 Architecture diagram of deep feature embedding prior network

损失函数使用交叉熵损失函数,数学定义见式(3):

$$L = - \frac{1}{N} \sum_i \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic}) \quad (3)$$

其中, N 表示待分类样例数量; M 表示种类个数; y_{ic} 为标记信号。如果该种类与样例 i 的种类相同, y_{ic} 的值为 1, 否则为 0; p_{ic} 表示待分类样例属于 i 种类的预测概率,范围在 0 到 1 之间。

基于特征嵌入的叶片缺陷识别算法大体流程如下:

(1) 在给定了支持集图片 $s_i \in S(i = 1, 2, \dots, n)$ 和查询集图片 $q_j \in Q(j = 1, 2, \dots, m)$ 后,支持集图片和查询集图片分别通过特征嵌入模块 f_ϕ , 产生各自的特征表达图 $s_i^{\text{embed}} \in S^{\text{embed}}(i = 1, 2, \dots, n)$ 和 $q_j^{\text{embed}} \in Q^{\text{embed}}(j = 1, 2, \dots, n)$;

(2) 支持集图片的特征嵌入被送入原型生成模块。按照式(1),原型生成模块生成了代表类别的原型 $c_i \in C(i = 1, 2, \dots, k)$, 其中 i 表示第 i 个类别的原型, k 表示原型的个数;

(3) 生成原型后,运用式(2)计算原型 c_i 与查询集特征表达图 q_j 间的距离,得到分类结果。

1.2 引入缺陷形状先验的深度特征嵌入层

1.2.1 残差卷积网络

卷积层(Convolutional Layer)是卷积神经网络中的常见模块,假设该层的输入特征图为 f^{in} , 输出特征图为 f^{out} 。该层的计算方式可由式(4)来描述:

$$f_i^{\text{out}} = \sum_{j=1}^{C^{\text{in}}} f_j^{\text{in}} \otimes W_{i,j} \quad (4)$$

其中, f_i^{out} 表示输出特征图的第 i 个通道值; C^{in} 表示输入特征图的通道数; f_j^{in} 表示输入特征图的第 j 个通道;“ \otimes ”为卷积操作; W 为卷积权重。如果卷积核的大小为 k , 则权重为 $W \in R^{C^{\text{in}} \times C^{\text{out}} \times k \times k}$ 。

本文使用的残差卷积层如图 2 所示。在图 2 中,残差卷积层使用了 2 个相同的卷积层,共有 64 个滤波器,每个滤波器的尺寸是 3×3 。在非线性激活函数方面,该层使用了 $ReLU$,其计算方法可描述为式(5)、式(6):

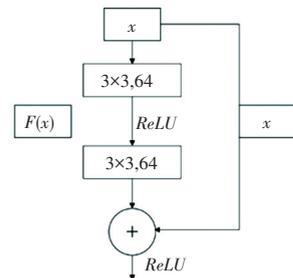


图 2 残差卷积层示意图

Fig. 2 Schematic diagram of residual convolution layer

$$F(x) = f(W_1 \times x) \quad (5)$$

$$x_{\text{out}} = x + f(W_2 \times F(x)) \quad (6)$$

其中, x 表示输入特征图; x_{out} 表示输出特征图; W_1 和 W_2 分别表示第一和第二层卷积的权重; f 表示线性整流函数。

1.2.2 空间注意力机制

在深度学习领域中,注意力机制的基本假设是,模型应该将关注点集中在输入特征图的关键信息上,而忽略那些无关的信息。为实现这一目标,注意力机制通常采用掩码技术,通过掩码技术生成的新网络层权重,可以强化图像中的关键特征,从而促进注意力机制的形成。通常情况下,注意力机制包括了空间域注意力(Spatial Domain Attention)与通道域注意力(Channel Domain Attention)^[15]。本文采用卷积块专注力模块(Convolutional Block Attention Module)的思想,设计了空间注意力网络。本文设计的空间注意力机制模块如图3所示。该模块的计算方法可表示为:

$$F_{\text{out}} = F_{\text{in}} \otimes \sigma(f^{3 \times 3}([\text{AvgPool}(F_{\text{in}}); \text{MaxPool}(F_{\text{in}})])) \quad (7)$$

其中, F_{out} 表示输出特征图; F_{in} 表示输入特征图; AvgPool 和 MaxPool 分别表示在通道维度上提取平均值和最大值的操作; $f^{3 \times 3}$ 表示大小为 3×3 的滤波器。

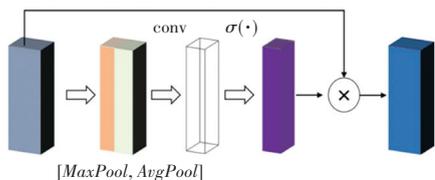


图3 空间注意力模块示意图

Fig. 3 Schematic diagram of spatial attention module

在该模块中,对于给定的输入特征图 F_{in} , 设尺寸为 $M \times N \times C$, 按照通道维度进行最大池化和平均池化后,模块生成2个尺寸为 $M \times N \times 1$ 的新特征图,并按照通道维度将其串联起来,得到一个尺寸为 $M \times N \times 2$ 的特征图。注意力算法对其执行卷积操作,并通过激活函数实现非线性激活,进而生成一个尺寸为 $M \times N \times 1$ 的注意力模板。算法将注意力模板与原输入按位相乘,从而得到模块的输出结果。通过这种方法,特征图中的不同位置被赋予不同权重,使得模型对特征图上像素点的关注程度有所不同,从而实现注意力的生成。

1.2.3 缺陷形状先验

在叶片缺陷识别领域,专家通常对缺陷的颜色

深浅、形状变化等进行观察,根据观察结果进行缺陷判定。基于人工的缺陷识别主要考察叶片表面的形态、颜色等,获取这些信息有助于模型的分类。借助图像处理方法,使用边缘、形状、纹理、颜色等特征描述叶片图片中的缺陷形状,能够获取到缺陷识别的领域知识,实现更高效的模型特征提取。

本文使用了 HOG^[16]、LBP^[17]、SIFT^[18]、CH^[19] 共4种特征抽取算法,为叶片缺陷识别引入先验信息。其中,HOG特征主要关注叶片图像中的局部形状信息,有助于获取缺陷所在的位置的边缘、轮廓等结构特征;LBP特征用于描述叶片图像的局部纹理信息,通过比较像素与其邻域像素的灰度关系生成二进制模式,捕捉精确的细节纹理;SIFT特征关注叶片图像中的关键点信息,具有尺度、旋转和亮度不变性,从不同角度拍摄同一缺陷时SIFT特征依然能够保持稳定,进而提高DFEP-Net对拍摄条件的鲁棒性;CH表示叶片图像中颜色信息的分布,通过统计不同颜色的频率,颜色直方图可以捕捉整体颜色信息,为缺陷识别带来可靠的特征信息。上述4种算法可以从不同维度获取不同信息,进而提高深度特征嵌入层在少样本场景下的表征能力。

1.2.4 特征选择模块

引入特征选择模块的目的在于,当输入向量经过特征嵌入层的部分模块后,嵌入层会输出具有领域知识和高层抽象语义信息的特征向量。这种特征向量的维度较高,通常包含许多与分类任务无关的噪声特征以及可能影响模型学习和分类的错误特征。特征选择模块能使模型专注于与分类任务相关的特征,同时忽略与分类无关的特征,从而优化特征向量。为此,本文采用空间注意力模块的思想,并通过掩码方式对高维特征输入进行筛选,使得与分类任务相关的特征得到重点关注。特征选择模块示意图如图4所示。

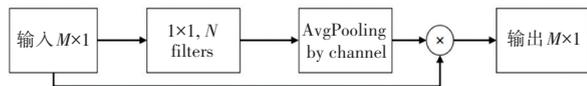


图4 特征选择模块

Fig. 4 Feature selection module

在该模块中,输入是 M 维的列向量,该向量会进入图4中的网络层;网络层里包含 N 个尺寸为 1×1 的滤波器,结果输出是 $M \times N$ 维的特征图,这里的 N 设置为40;经过网络层后,特征选择模块使用按通道进行池化的池化函数,对特征图进行处理,得到特征掩码;该模块使用掩码与原始输入进行按位相乘,

得到最终输出。模型的数学原理表达具体如下:

$$F_{out} = F_{in} \otimes AvgPool(f^{1 \times 1}(F_{in})) \quad (8)$$

1.2.5 引入缺陷形状先验的深度特征嵌入层

引入缺陷形状先验的深度特征嵌入层的执行流程如下:

(1)当输入原始 RGB 图像进入模块后,会经过 2 个分支,一个分支是深度语义特征提取模块,另一分支是缺陷形状先验提取模块。这 2 个分支分别产生新的输出。特征选择模块对新的输出进行处理,得到最终结果。

(2)对于深度语义特征提取模块,输入图像首先会通过 4 个残差卷积模块。这 4 个残差卷积模块相同,前 2 个残差卷积模块使用 2×2 的最大池化层,用于对输出特征进行特征提取,从而提取出更高级的语义特征。在通过了 4 层残差卷积模块后,生成的特征表达会进入空间注意力机制模块,该模块输出深度语义特征。通过注意力机制模块,模型能够对不同的输入给予不同的关注点,便于模型分类。

在缺陷形状先验提取模块中,通过运用 HOG、LBP、SIFT、和 CH 特征提取器对原始图像进行处理,从而得到缺陷形状先验特征。此后将这些先验特征拼接成列向量,以表示缺陷先验特征的输出结果。

(3)在获得了 2 个分支的输出后,对 2 个分支分别执行全连接操作,产生 2 个 2 048 维的向量,再将这 2 个向量串联起来,得到 4 096 维的向量。接着将该向量送入特征选择模块,特征选择模块产生最终的特征向量。此特征向量被用于表示原始图片的特征嵌入。

2 实验与结果分析

2.1 数据集与实验设置

本文在自行收集的叶片缺陷数据集上开展实验。数据集采集过程中,总共包含 20 个带有缺陷的叶片,主要缺陷类型为划痕或者刮擦。数据集示例如图 5 所示,不同叶片的损伤形貌差别大。值得注意的是,无缺陷叶片虽然表面纹理更少,但是由于拍摄光照因素影响,可能在布局位置产生反光(见图 5 (d)),反光部位与刮擦损伤特征相近,容易造成模型误识别。

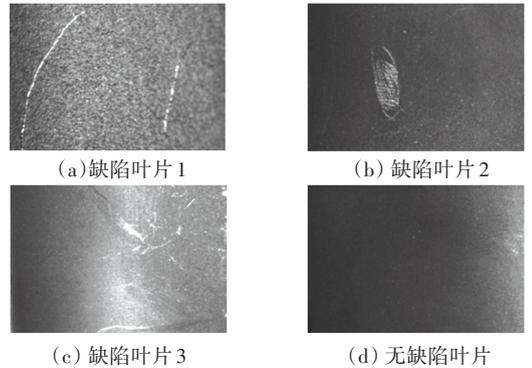


图 5 数据集示例

Fig. 5 Dataset examples

本文按照小样本学习的要求收集数据集,通过对原始图像的标注、筛选、整理、数据增强等环节,针对 20 个受损叶片搜集的数据集情况见表 1。最终整理了 1 895 张图像,其中有缺陷图像 1 640 张,无缺陷图像 255 张。将数据集按 7 : 3 的比例划分训练集与测试集。

表 1 缺陷叶片编号 1~20 样本数

Table 1 Number of defective blades 1~20 samples

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
样本	87	80	82	83	93	74	79	84	81	80	79	75	82	84	86	81	80	82	74	94

为了验证本文基于小样本学习算法进行缺陷识别的优越性,实验选取了缺陷识别领域常用的深度学习网络 AlexNet 和 ResNet-50 作为对比模型;为了验证缺陷形状先验的有效性,实验对比了将形状先验模块从 DFEP-Net 中删除,开展了消融实验,相应的模型称为 DFEP-Net\SP。为进一步评价本文提出小样本学习框架的有效性,实验还选取了小样本学习领域的基准模型 Prototypical Net 和 Matching Net^[20]进行对比实验。本次实验使用准确率作为评估指标。

考虑到测试图像的数量不多,因此设计的实验

采用 2-way 5-shot 的形式,即对于每轮训练,每个训练任务包括 2 类数据(从有缺陷与无缺陷共 21 类中随机抽取 2 类),每类数据包括 5 张支撑样本,每类图像中的剩余样本被作为查询样本。考虑到使用了 2-way 的方式,如果采用无放回的方式,产生的任务数量会较少,因此在训练集中选取任务时,本文采用有放回方式。在模型正式训练前,先进行预训练,从而加速模型学习。对于小样本学习算法,训练和测试的任务中的图像类别互不相同,这与传统图像分类中的设定不同,为此本文最终准确率对比均是在完整数据集上的实验结果。

2.2 基于特征嵌入的叶片缺陷识别实验

采用本文方法进行训练的损失函数如图6所示。由图6可见,所有图片在被训练70个循环后模型几乎收敛。训练收敛后,模型在数据集上分类的混淆矩阵如图7所示。本文提出的DFEP-Net模型对有缺陷叶片的识别准确率为97.56%。

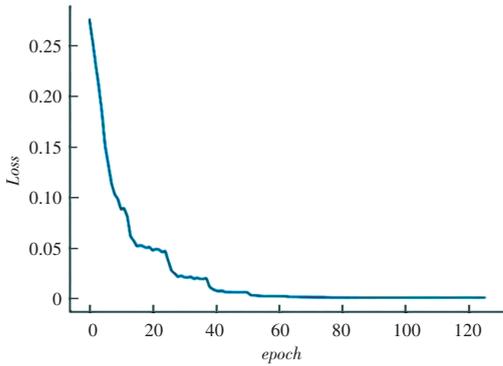


图6 模型训练过程中损失函数的变化

Fig. 6 Change of loss function during model training

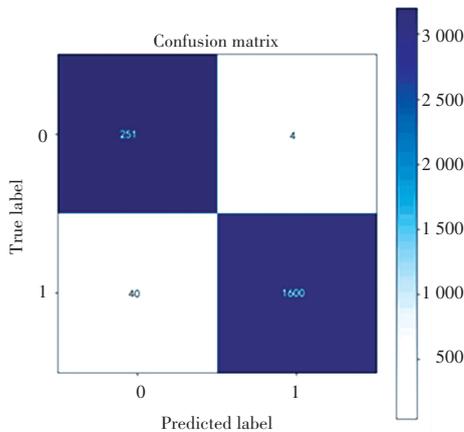


图7 分类混淆矩阵

Fig. 7 Classification confusion matrix

本文对比了不同优化器与学习率下模型的表现,其中包括随机梯度下降(SGD)、动量优化器(Momentum)、AdaGrad和Adam。采用不同优化器时的叶片缺陷识别准确率曲线如图8所示。由图8可以看到,SGD优化器的训练速度快,但是准确率曲线波动比较严重;Momentum优化器训练过程比较平稳,但是易收敛到局部最小值;AdaGrad和Adam两种自适应学习率的优化器表现优异,可以根据当前参数的梯度信息和历史梯度信息,自适应地调整学习率,满足本文小样本场景下的叶片缺陷识别模型训练需求。Adam取得了最优缺陷识别性能,这得益于其中引入了偏置修正,从而减少了偏差对模型参数更新的影响,因此本文选择Adam作为模型训练优化器。

DFEP-Net模型在采用Adam优化器以及不同初始学习率(lr)时的准确率变化曲线如图9所示。在学习率为0.1时,DFEP-Net准确率难以收敛,且准确率较低。而当初始学习率为0.001、0.0001和0.00001时,准确率相对稳定,且能够逐渐收敛。其中,当初始学习率为0.0001时,训练集准确率达到最高97.56%。此外,在该初始学习率下,网络训练速度最快。因此,本文选择初始学习率为0.0001来进行网络训练。

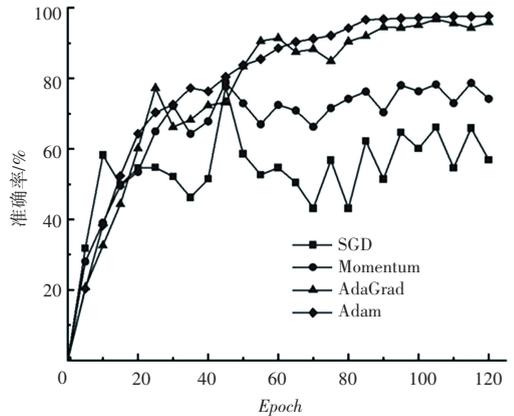


图8 不同优化器下的准确率变化曲线

Fig. 8 Accuracy variation curve under different optimizers

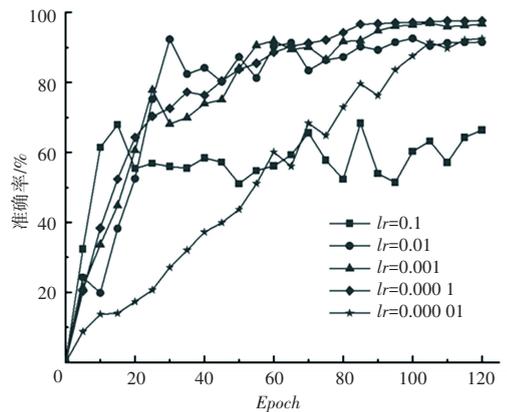


图9 不同学习率下的准确率变化曲线

Fig. 9 Accuracy variation curve under different learning rates

2.3 对比与消融实验

与其他方法的对比实验结果见表2。从表2中可以看到,深度学习算法AlexNet和ResNet-50的归类正确率超过了80%,说明模型提取到了与叶片缺陷相关的某些特征。但得到的分类准确率并不理想,说明在小样本数据量的情况下,一般的深度学习模型无法得到充分的训练,导致模型表现一般。相比于AlexNet网络,ResNet-50的表现更好,说明ResNet-50的网络具有更强大的特征提取能力。

与深度学习模型相比,基于小样本学习的

Matching Net, Prototype Net 和本文提出的 DFEP-Net 模型的准确率明显更高。从表 2 结果能够看出,在面对少量数据样本的缺陷识别任务,且测试样本多于训练样本的情况下,小样本学习方法更加适用。

表 2 叶片缺陷识别实验结果

Table 2 Experimental results of blade defect identification %

模型	类别	
	有缺陷准确率	无缺陷准确率
AlexNet	81.42	82.13
ResNet-50	82.27	84.32
Matching Net	91.28	92.39
Prototype Net	95.28	94.25
DFESPLASP	95.27	96.37
DFESPL	97.56	98.43

本文所介绍的 DFEP-Net 模型在分类正确率上超过基准的小样本学习网络 Matching Net 和 Prototype Net,充分说明本文提出的引入缺陷形状先验的深度特征嵌入层是有效的。同时,在实验过程中进行了消融实验(Ablation Study),发现对模型分类起主要作用的是缺陷形状先验信息。这表明了本文使用的缺陷形状先验提取器是适合的,还表明缺陷形状先验知识能够指导模型的正确分类。

对于 Matching Net 和 Prototype Net 来说,后者的准确率更高。究其原因:Matching Net 认为支撑集和查询集的特征嵌入存在关联,而并非直接通过特征嵌入层得到;支撑集数据的特征嵌入具有位置相关性,其采用长短期记忆网络,对支撑集数据建立了上下文关系;查询集的特征嵌入依赖于支撑集的数据,所以采用长短期记忆网络,对查询集和支撑集建立了上下文关系。因此使其网络变得复杂,且难以训练。对于 Prototype Net 来说,则舍弃了上述假设,采用原型的思想来代替支撑集样本。这种策略简化了模型,因此取得了更好的表现。

3 结束语

涡轮叶片缺陷的检测研究对于保障航空安全、提高发动机的可靠性和延长使用寿命具有重要意义。本文提出了深度特征嵌入先验网络,该模型的核心模块是引入缺陷形状先验的特征嵌入层,能够刻画出缺陷的形状特征,提高模型分类准确率。实验结果表明,模型能够取得较好的准确率,并且缺陷形状先验特征提取模块在总体叶片缺陷识别模型中发挥重要作用。深度特征嵌入先验网络为小样本缺陷识别领域提供了一种可行的解决方案。

参考文献

- [1] 罗文东,陈小丽,马强. 航空发动机涡轮叶片的检测技术[J]. 科技创新导报,2020,17(11):7-8.
- [2] 宿纯文,王安国,冯航旗,等. 基于航空金属部件成型工艺的发展现状[J]. 宇航材料工艺,2022,52(5):21-34.
- [3] 王伟. 民航飞行事故统计及原因分析[J]. 科技风,2021(13):147-148.
- [4] 齐金龙,张俊峰,戴贤萍,等. 基于机器视觉的零部件的缺陷检测[J]. 智能计算机与应用,2021,11(3):167-171.
- [5] 赵宏伟,郑嘉俊,赵鑫欣,等. 基于双模态深度学习的钢轨表面缺陷检测方法[J]. 计算机工程与应用,2023,59(7):285-293.
- [6] LEE S Y, TAMA B A, MOON S J, et al. Steel surface defect diagnostics using deep convolutional neural network and class activation map[J]. Applied Sciences, 2019, 9(24): 5449.
- [7] CAO Y, DONG Y, CAO Y, et al. Two-stream convolutional neural network for non-destructive subsurface defect detection via similarity comparison of lock-in thermography signals[J]. NDT & E International, 2020, 112: 102246.
- [8] BOUDIAF A, BENLAHMIDI S, HARRAR K, et al. Classification of surface defects on steel strip images using convolution neural network and support vector machine [J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2022, 22(2): 531-541.
- [9] 兰欢,余建波. 基于深度学习三维成型的钢板表面缺陷检测[J]. 浙江大学学报(工学版),2023,57(3):466-476,561.
- [10] 陶显,侯伟,徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J]. 自动化学报,2021,47(5):1017-1034.
- [11] 肖克来提. 表面缺陷检测应用研究综述[J]. 电子技术,2020,49(8):189-191.
- [12] 李雪露,杨永辉,储茂祥. 基于机器视觉和深度学习的钢板表面缺陷检测研究综述[J]. 辽宁科技大学学报,2022,45(3):193-202.
- [13] 张静,农昌瑞,张海兵,等. 基于深度学习的发动机叶片故障检测技术[J]. 航空发动机,2022,48(1):68-75.
- [14] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical networks for few-shot learning [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc., 2017: 4077-4087.
- [15] 任楚岚,孙佳楠,张阳. 基于 AlexNet 的注意力机制网络研究[J]. 网络安全技术与应用,2021(1):16-18.
- [16] PANG Yanwei, YUAN Yuan, LI Xuelong, et al. Efficient HOG human detection[J]. Signal Processing, 2011, 91(4): 773-781.
- [17] HONG Xiaopeng, ZHAO Guoying, PIETIKÄINEN M, et al. Combining LBP difference and feature correlation for texture description[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(6): 2557-2568.
- [18] JUAN L, GWUN O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- [19] SERGYAN S. Color histogram features based image classification in content-based image retrieval systems [C]//2008 6th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics. Herlany, Slovakia:IEEE, 2008: 221-224.
- [20] VINYALS O, BLUNDELL C, LILLICRAP T, et al. Matching networks for one shot learning [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Barcelona: Curran Associates Inc., 2016,29: 3637-3645.