

# 基于改进DCNN的刀具磨损状态识别方法<sup>\*</sup>

张楠, 刘振宇, 丁暴雨, 赵嘉伟, 宋杰, 于泽, 李龙

(内蒙古工业大学机械工程学院 呼和浩特, 010062)

**摘要** 针对整体叶盘通道粗加工过程中刀具磨损状态难以准确识别、切削力信号特征利用不足的问题,提出一种基于改进密集连接卷积神经网络(dense convolutional neural network, 简称DCNN)的刀具磨损状态识别方法。首先,采集不同磨损阶段下的切削力信号,并按照初期磨损、中期磨损和剧烈磨损的不同状态构建样本数据集;其次,采用小波变换将一维切削力信号转换为二维时频谱图,建立切削力时频特征与刀具磨损状态之间的映射关系;然后,构建改进DCNN模型,利用密集连接结构增强特征复用能力,挖掘时频谱图中的深层磨损表征信息;最后,通过消融实验确定网络最优参数,并与改进卷积神经网络(convolutional neural networks, 简称CNN)、改进残差神经网络、支持向量机和决策树模型进行对比。结果表明,DCNN模型识别准确率达到97.60%,较上述对比模型分别提高4.32%、2.32%、21.10%和25.60%,所提方法能够有效提高整体叶盘加工过程中刀具磨损状态识别精度。

**关键词** 整体叶盘;刀具磨损;智能识别;切削力;密集连接卷积神经网络

**中图分类号** TP18;TH164

## 0 引言

整体叶盘是新一代航空发动机的核心部件<sup>[1]</sup>,是提高机械性能、简化结构、降低重量、提高可靠性的重要举措<sup>[2]</sup>。整体叶盘具有通道窄而深、形面复杂及弯扭大的特点,其毛坯一般由钛合金、高温合金等难加工材料锻造而成。其中,钛合金具有导热系数小、弹性模量小以及化学活性与化学亲和性大等特征,在加工过程产生的热量难以散发,导致切削温度高,易粘刀,加剧刀具磨损。刀具磨损状态是影响工件表面质量和尺寸精度的关键因素。因此,准确监测刀具磨损状态对保障加工质量、提高生产效率、降低加工成本至关重要<sup>[3]</sup>。

刀具磨损状态监测方法可分为直接测量法和间接测量法<sup>[4]</sup>。直接测量法指通过一定手段直接测量刀具材料质量或形状的变化来判断刀具磨损状态,对刀具磨损量具有较高的测量精度。但在实际加工过程中,受加工环境的限制,如光线不充足、切削液干扰等,不便进行直接观测。间接测量法是通过采集切削力、振动等信号数据后进行特征提取,然后将其输入到预测模型,实现刀具磨损状态识别。间接测量法不受加工设备外界因素的影响,可对刀具磨损状态进行实时监测。

随着机器学习技术的发展,机器学习被广泛应

用于刀具磨损状态监测领域。机器学习可分为浅层学习和深度学习。浅层学习如支持向量机<sup>[5]</sup>、决策树和随机森林等算法。浅层学习提取数据特征能力较差、模型收敛速度不可控,易造成局部最优且训练时间较长。深度学习技术可有效规避以上缺点,具体包括如CNN<sup>[6]</sup>、深度置信网络<sup>[7]</sup>、深度残差网络<sup>[8]</sup>等技术。近年来,机器学习在故障诊断、刀具磨损监测等方面的应用逐渐广泛。

赵帅等<sup>[9]</sup>对电流信号进行分析,研究了多工况下刀具的不同磨损程度,提出一种基于随机森林与主成分分析思想相结合的磨损评估方法。该方法比单一的随机森林算法识别准确率更高、鲁棒性更好。Gomes等<sup>[10]</sup>通过采集刀具振动与声音信号,使用支持向量机算法对刀具磨损进行了监测。Twardowski等<sup>[11]</sup>分析了刀具声发射信号,采用决策树算法对刀具磨损状态进行了识别。Li等<sup>[12]</sup>基于贝叶斯思想,建立了重构曲面原始刀具边界的概率函数,实现了刀具磨损状态监测。传统机器学习算法可对刀具磨损状态进行识别与预测,但单一的传统学习算法识别效果不佳,特征利用率低;多种传统算法相结合时,则需尝试对算法进行优化,难以适应非线性、多维度、复杂数据的需求,局限性较大。针对复杂监测信号中特征冗余、弱故障信息难以提取等问题,已有研究通过多通道卷积稀疏建模、特征降维与优化分

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(52465052)

收稿日期:2023-10-27;修回日期:2023-12-29

类器等方式提高故障特征表达能力<sup>[13]</sup>。

深度学习常用于特征提取,其具有更强的自适应性与泛化能力,可有效处理多维度数据特征,在刀具磨损状态监测方面具有较大优势。基于深度学习的刀具磨损状态监测的研究思路为:通过深度学习模型学习和提取刀具磨损状态特征,实现对刀具磨损状态的监测和分类。Aghazadeh等<sup>[14]</sup>提出以小波时频变换和谱减算法相结合的方法进行特征提取,利用CNN识别刀具磨损状态,并与机器学习中的支持向量机、贝叶斯网络、K-近邻算法进行验证比较,发现CNN准确率较高。曾云飞<sup>[15]</sup>基于数据融合将采集的多通道刀具时间序列信号进行融合,并输入所搭建的深度残差网络,随后通过多组对比试验验证了该网络可实现对刀具磨损状态的监测。Yan等<sup>[16]</sup>采集了力与加速度信号,并将信号转换为二维时频谱图,通过搭建的深度残差网络实现了对刀具的磨损状态监测。Jiang等<sup>[17]</sup>提出了一种基于残差神经网络和长短期记忆网络的刀具磨损状态预测方法,基于该方法对主轴功率与振动信号进行处理,较为准确地预测了刀具下一阶段的磨损量,满足刀具磨损状态在线预测的要求。杨超等<sup>[18]</sup>将电流有效值信号、加速度信号和声压信号融合为三维彩色图像,并结合深度约束变分自编码器与极限学习机实现立铣刀磨损状态识别,进一步表明多源监测信号与深度特征提取方法在刀具磨损识别中的适用性。

本研究以航空发动机整体叶盘通道粗加工过程中的切削力为主要研究内容,通过分析切削力随刀具磨损的演变规律,提出基于改进DCNN的刀具磨损状态智能识别方法。采用小波变换处理所采集的切削力信号,将一维信号转换为二维时频谱图,建立信号特征与刀具磨损的映射关系;搭建DCNN来挖掘时频谱图图中所潜在的特征信息,实现刀具磨损状态监测。采用消融实验确定网络最优参数,并与改进CNN模型及改进残差神经网络模型进行对比分析。

## 1 DCNN

DCNN是深度学习中继CNN、深度残差网络之后又一具有代表性创新的深度学习网络模型。DCNN的连接方式与以往模型不同,其在对输入特征进行传递处理时,采用特征复用的方式使网络的层与层之间进行相互连接,其输入特征为该层特征加上前面所有层的特征共同组成。这种方式可以最大程度保留网络传递中的特征信息,避免学习冗余特征,减少网络中的参数量。

### 1.1 网络结构

DCNN主要由密集连接块和过渡层所组成。密集连接块是复合的卷积结构,包括批量归一化、激活函数与卷积层。密集连接块如图1所示,其由多个密集连接层构成,每个密集连接层输出的特征图均与之前所有层的特征图进行拼接,提高了信息利用率。此外,密集连接块可共享特征信息,增强特征表达能力,提升模型训练准确率。参数共享简化了网络结构,提高了模型运算效率。

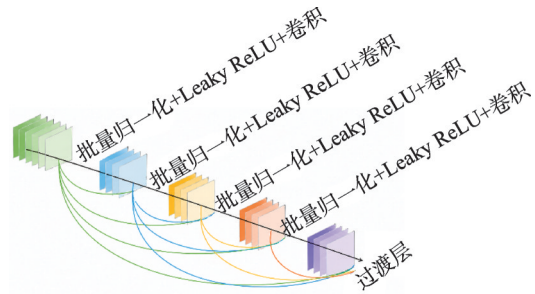


图1 密集连接块

Fig.1 Dense block

在密集连接块中,数据在层与层之间相互传递时,采用非线性变换函数 $H_l$ 进行处理,DCNN第 $l$ 层的输出<sup>[19]</sup>为

$$X_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]) \quad (1)$$

对深度残差网络增加上一层输入的恒等映射,即

$$X_l = H_l(x_{l-1}) + x_{l-1} \quad (2)$$

传统网络第 $l$ 层的输出为

$$X_l = H_l(x_{l-1}) \quad (3)$$

$X_l$ 为密集连接块中第 $l$ 层特征的连接,若每层输入特征由非线性变换函数处理后生成 $m$ 个特征图,则在第 $l$ 层有 $k(l-1) + n$ 个输入特征( $k$ 为增长率; $n$ 为输入层的通道数),对DCNN中的每层全局状态贡献的新信息进行调节,控制网络宽度的增长<sup>[20]</sup>。

密集连接块将层与层之间的输出特征进行跳跃连接后拼接成新的组合特征,减少了网络中的参数量,减轻了过拟合问题。复用底层特征缓解了梯度消失或爆炸的问题,提高了网络训练效率。

图1中过渡层通常被放置在两个密集连接块之间,用来统一不同密集连接块的特征维度,执行顺序为批量归一化层、Leaky ReLU函数层、卷积层(卷积核为 $1 \times 1$ )、池化层(池化核为 $2 \times 2$ )。从密集连接块输出的特征图中可以提取更多的信息,但过大的特征图会增加网络计算量。过渡层中的平均池化层可以降低特征图的大小,从而提高运算效率。特征图的相互拼接也会造成输出通道数量骤增,引发输出通道爆炸等问题。过渡层中的 $1 \times 1$ 大小的卷积层可

以降低通道数量,且可引入非线性变换,加强特征的表达能力。此外,卷积层可对过渡层进行正则化处理,缓解过拟合问题。

## 1.2 刀具磨损状态识别模型搭建

运用上文提到的理论搭建网络,DCNN对图像识别时共分为低分辨率图像与高分分辨率图像<sup>[21]</sup>。低分辨率图像的DCNN结构如图2所示。将低分辨率图像输入DCNN,经过处理后图像大小变为 $32 \times 32$ ,首先对图像进行卷积运算(卷积核大小为 $3 \times 3$ ),填充为0,步长为1,输出特征图的尺寸不变;其次,经过3个密集连接块,图像输出分别为 $32 \times 32$ 、 $16 \times 16$ 与 $8 \times 8$ ,其中3个密集连接块之间由2个过渡层进行连接;最后,输出得到最终所需分类结果。

本研究所搭建的网络为识别高分分辨率图像的DCNN,2种网络的结构不同,但密集连接块均是其网络的核心。DCNN结构如图3所示。首先,将前文处理的二维切削力时频谱图输入所搭建的网络,图片大小为 $224 \times 224$ ,经卷积层处理后,输出图像变为 $112 \times 112$ ,卷积层中卷积核大小为 $7 \times 7$ ,步长为2,填充为3;其次,经过批量归一化层与激活函数层后,进行池化处理,池化后输出特征图大小为 $56 \times 56$ ,池化层步长为2,填充为1;然后,经过5个密集连接块,图像输出分别 $56 \times 56$ 、 $28 \times 28$ 、 $14 \times$

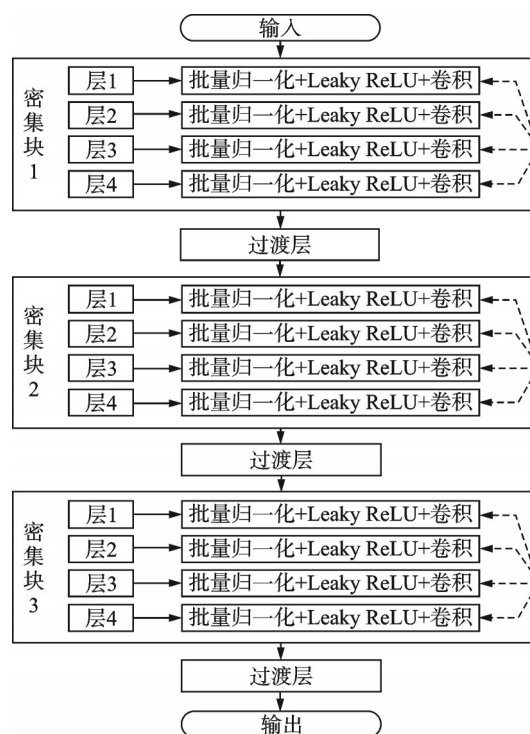


图2 低分辨率图像DCNN结构

Fig.2 Structure of DCNN for low-resolution images

14、 $7 \times 7$ 与 $3 \times 3$ ,其中5个密集连接块之间由4个过渡层进行连接;最后,输出得到最终所需分类结果。本研究所搭建的改进DCNN模型参数如表1所示。

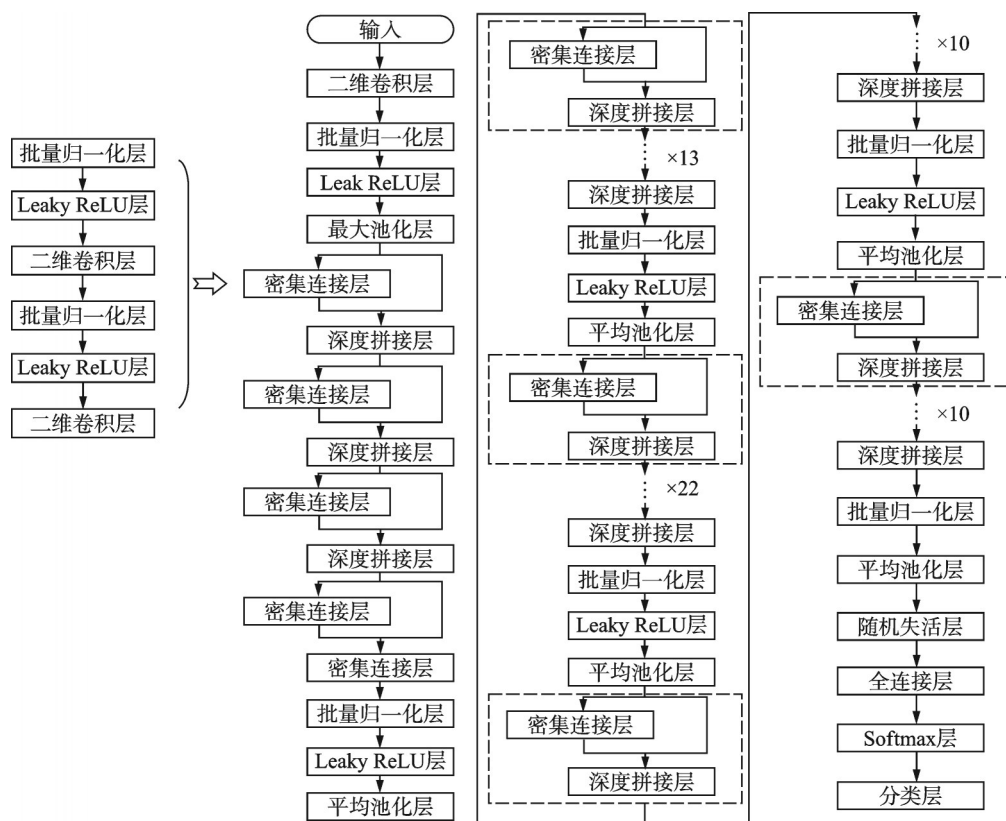


图3 DCNN结构

Fig.3 Structure of DCNN

表 1 改进 DCNN 模型参数  
Tab.1 Parameters of the improved DCNN model

| 结构单元    | 组成或操作                                | 核尺寸/步长      | 输入尺寸    | 输出尺寸    | 输出通道数 | 参数量       |
|---------|--------------------------------------|-------------|---------|---------|-------|-----------|
| 输入层     | 三通道时频谱图                              | —           | —       | 224×224 | 3     | 0         |
| 初始特征提取层 | Conv + BN + Leaky ReLU + MaxPool     | 7×7/2;3×3/2 | 224×224 | 56×56   | 64    | 9 472     |
| 密集连接块 1 | Dense layer ×4                       | —           | 56×56   | 56×56   | 192   | 205 440   |
| 过渡层 1   | BN + Leaky ReLU + 1×1 Conv + AvgPool | 1×1/1;2×2/2 | 56×56   | 28×28   | 128   | 24 704    |
| 密集连接块 2 | Dense layer ×13                      | —           | 28×28   | 28×28   | 544   | 1 013 792 |
| 过渡层 2   | BN + Leaky ReLU + 1×1 Conv + AvgPool | 1×1/1;2×2/2 | 28×28   | 14×14   | 128   | 69 760    |
| 密集连接块 3 | Dense layer ×22                      | —           | 14×14   | 14×14   | 544   | 2 121 152 |
| 过渡层 3   | BN + Leaky ReLU + 1×1 Conv + AvgPool | 1×1/1;2×2/2 | 14×14   | 7×7     | 128   | 106 624   |
| 密集连接块 4 | Dense layer ×10                      | —           | 7×7     | 7×7     | 832   | 718 400   |
| 过渡层 4   | BN + Leaky ReLU + 1×1 Conv + AvgPool | 1×1/1;2×2/2 | 7×7     | 3×3     | 128   | 54 772    |
| 密集连接块 5 | Dense layer ×10                      | —           | 3×3     | 3×3     | 448   | 718 440   |
| 分类层     | Global AvgPool + FC + Softmax        | —           | 3×3     | 1×1     | 3     | 1 347     |

Conv表示卷积层;BN表示批量归一化层;AvgPool表示平均池化层;FC表示全连接层;核尺寸/步长中的“7×7/2”表示卷积核尺寸为7×7、步长为2,其余数据以此类推。

2 实验验证

整体叶盘材料为钛合金 TC17,所用刀盘及刀片均由株洲钻石刀具有限公司提供。采用左、中、右错齿的盘铣刀,可转位刀片(YBG212型材料)采用硬质合金钢 TiAlN 纳米涂层。盘铣刀几何形状如图 4 所示,刀盘与刀片参数如表 2 所示。

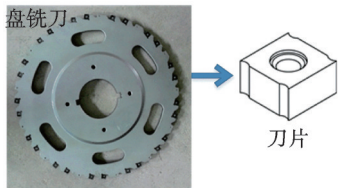


图 4 盘铣刀几何形状  
Fig.4 Disc milling cutter geometry

表 2 刀盘与刀片参数  
Tab.2 Parameters of cutter and blade

| 刀片数 | 直径/mm | 刀具前角/(°) | 采样频率/kHz |
|-----|-------|----------|----------|
| 39  | 420   | 15       | 10       |

所用机床为西北工业大学研发的强力盘-插铣复合专用机床。加工方式采用乳化液冷却顺铣加工。采用间接测量法对刀具进行磨损状态监测。切削力的监测装置为 Kistler 9255B 型三坐标压电式测力仪,使用 IFM-G4 型全自动刀具测量仪测量刀片后刀面磨损量。将切削力信号与刀具磨损量相互映射,再对切削力信号进行分析,从而实现刀具磨损状态监测。测力仪固定在工作台上,工件用 4 个

12 mm 的螺栓固定在测力仪上;瞬时切削力信号经 Kistler 5080 型多通道放大器放大,由 PCIM-DAS1602/16 型数据采集卡传输至计算机,利用 DEWESoftX2 软件记录数据,并采集切削力信号。随后对采集信号进行预处理获得时频谱图,再将频谱图输入所搭建的深度学习网络。数据采集过程如图 5 所示。

3 数据预处理

首先,将所采集的切削力信号划分成 3 类(初期磨损、中期磨损、剧烈磨损),每一类分别包含进给速度为 20、30、40 mm/min 时所采集的切削力数据,共计 8 956 组数据;在不同进给速度下,分析刀具的磨损状态。其次,采用全通滤波器去除切削力信号中的干扰;选取主轴转速为 60 r/min、进给速度为 20 mm/min 条件下的部分切削力数据,分别作为第 1、第 2 和第 3 类数据组的代表样本,对应初期磨损、中期磨损和剧烈磨损状态。

第 1、第 2、第 3 类数据组的部分时频谱图分别如图 6~8 所示,图中小波系数幅值为归一化的量。在图 6~8 中,可直观将切削力数据在时间与频率上的信息结合起来,提供较为全面的视图,展示出不同磨损状态下切削力信号的频率随时间的变化情况。随刀具磨损的加剧,切削力信号低频成分逐渐增强,高频成分渐渐衰减。

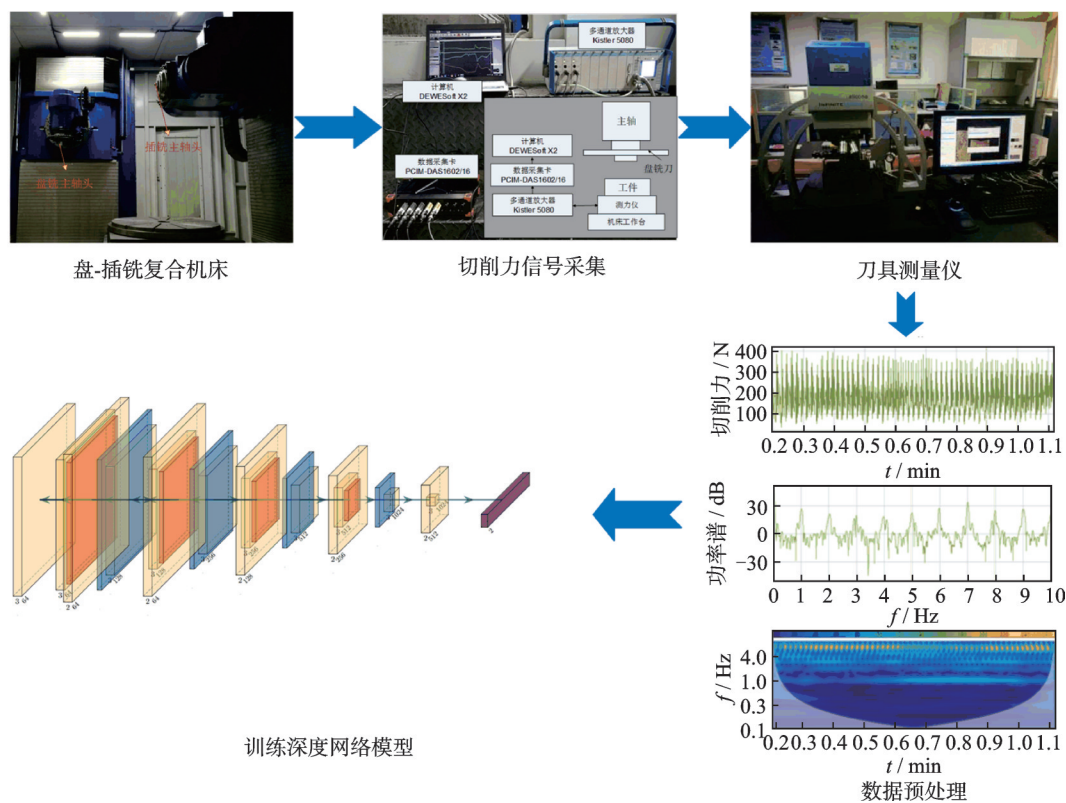
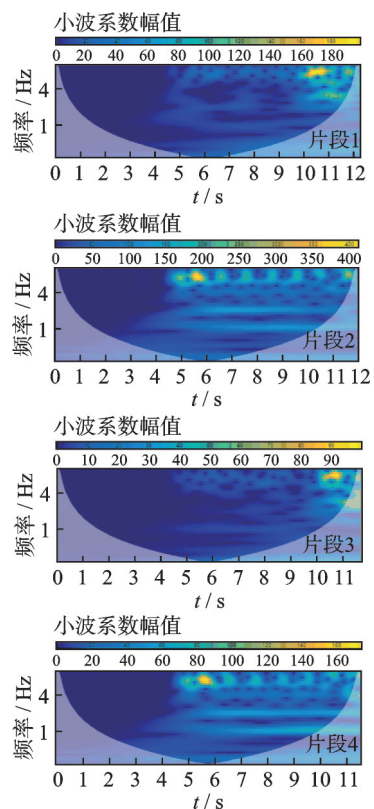
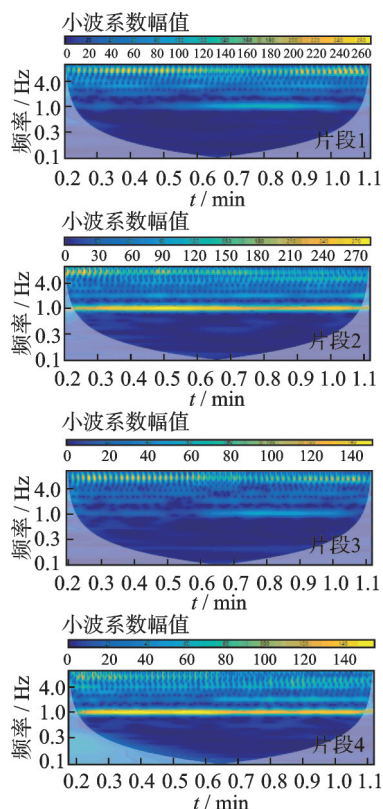
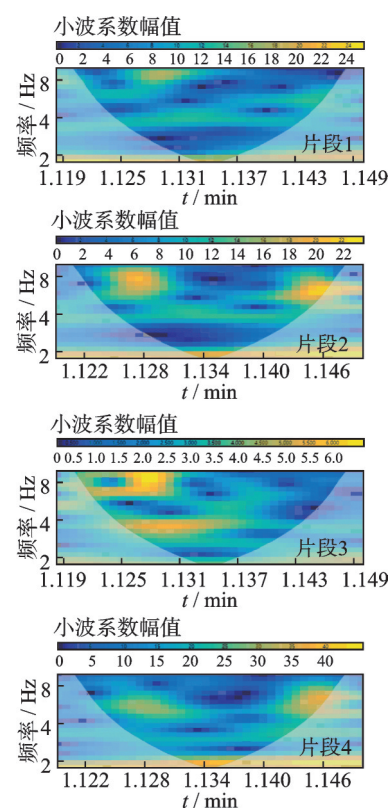


图5 数据采集过程

Fig.5 Data collection process

图6 第1类数据组部分时频谱图  
Fig.6 Time-frequency spectrum of category 1 data group图7 第2类数据组部分时频谱图  
Fig.7 Time-frequency spectrum of category 2 data group图8 第3类数据组部分时频谱图  
Fig.8 Time-frequency spectrum of category 3 data group

4 对比分析

4.1 消融实验

为优化本研究所提模型的性能,采用消融实验确定网络最优参数,消融实验参数指标如表 3 所示。按照磨损状态,所采集的切削力数据在有磨损情况下可分为 3 类:初期磨损、中期磨损和剧烈磨损。训练集和测试集的数据比为 7:3,切削力数据采用小波变换处理后输入改进 CNN 模型,实验结果如图 9 所示,图 9(a)为所绘制的消融实验训练集精度。模型 1、模型 2、模型 3、模型 4、模型 5 为参数不同、网络结构相同的模型,5 种模型准确率分别为 97.60%、93.75%、93.75%、90.25%、89.75%。通过对模型进行反复训练,采用准确率最高的模型 1 中的参数为最终网络参数。图 9(b)为消融实验训练的损失率,5 种模型损失率分别为 0.026 8、0.494 4、0.239 6、0.765 5、0.087 1。

表 3 消融实验参数

Tab.3 Parameters of ablation experiments

| 参数类型   | 模型 1  | 模型 2 | 模型 3 | 模型 4 | 模型 5 |
|--------|-------|------|------|------|------|
| 数据类别   | 3     | 3    | 3    | 3    | 3    |
| 迭代轮次   | 40    | 40   | 40   | 40   | 40   |
| 每轮迭代次数 | 4     | 4    | 1    | 1    | 1    |
| 随机失活率  | 0.1   | 0.1  | 0.1  | 0.5  | 0.1  |
| 小批量尺寸  | 8     | 8    | 8    | 8    | 8    |
| 学习率    | 0.001 | 0.01 | 0.05 | 0.05 | 0.1  |

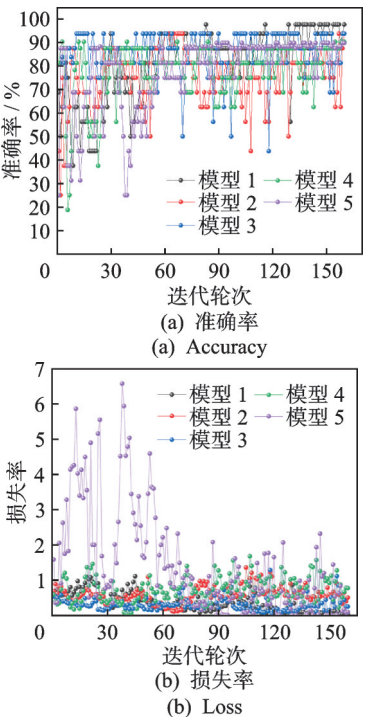


图9 实验结果

Fig.9 Experimental results

学习率是影响网络精度和训练速度的重要参数,学习率过大会使权重更新过快,模型精度和稳定性变差;学习率过小则会减缓学习速度。模型 1 和模型 2 的数据类别、迭代轮次、每轮迭代次数、随机失活率、小批量尺寸等网络结构参数相同,学习率分别为 0.001 和 0.01,准确率分别为 97.60% 和 93.75%。模型 3 和模型 5 的学习率分别为 0.05 和 0.1,准确率分别为 93.75% 和 89.75%。因此,选择合适的学习率对网络模型至关重要。

采集的监测数据中通常存在一定数量的异常数据。过拟合问题正是由于模型将这些异常数据当作固有规律进行学习,导致在训练集上的准确率很高,而在测试集及实际应用中准确率很低。随机失活技术的思想是暂时随机舍弃网络中一定比例的神经元,降低模型对小概率异常数据的过度依赖,减少异常数据对模型的影响力。经过随机失活技术处理后的网络模型,单次训练的参数量显著减少;由于神经元是随机舍弃的,每一轮训练都在训练不同的网络,因此模型总的训练参数量保持不变。随机失活技术仅应用于训练过程,在测试过程中模型的所有神经元均正常工作。模型 3 和模型 4 的数据类别、迭代轮次、每轮迭代次数、小批量尺寸和学习率均相同,随机失活分别为 0.1 和 0.5,准确率分别为 93.75% 和 90.25%。因此,随机失活对网络准确率也有较大影响。

4.2 对比分析

为确定最优网络模型,并验证提出的改进 DCNN 的可行性和可靠性,将所提模型与改进 CNN、改进深度残差网络、支持向量机和决策树模型进行对比分析。改进 CNN 和改进深度残差网络的网络结构及参数见笔者此前的工作<sup>[21-22]</sup>。对比实验采用多种处理方法应用于同一组实验数据,再从统计学角度分析其处理结果,可帮助研究者择优选择最优处理方法,以保证研究的可信度与准确性。

对比分析结果如图 10 所示。改进 DCNN 准确率为 97.60%,改进 CNN 准确率为 93.28%,改进深度残差网络准确率为 95.28%,支持向量机准确率为 76.50%,决策树准确率为 72.00%。本研究提出的改进 DCNN 的准确率最高,这得益于 DCNN 中层与层相互连接,使得参数共享更为充分,提高了模型表达能力;与 CNN 相比,这一特性避免了误差反向传播时梯度消失的问题。网络中每个卷积层均可访问前面所有层提取的特征信息,提高了特征重用率;与深度残差网络相比,这一特性减少了模型参数量;且

每个卷积层均包含前面所有层的特征,提高了特征的利用率,减少了过拟合的风险。综上,本研究提出的改进DCNN具有良好的可行性与可靠性。

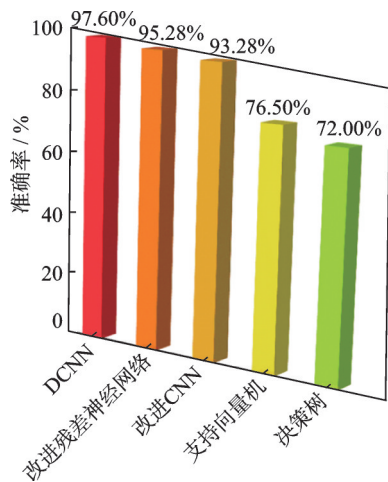


图10 对比分析结果

Fig.10 Comparison of experimental results

## 5 结 论

1) 提出了一种基于改进DCNN的刀具磨损状态智能识别方法,通过小波变换处理所采集的切削力信号,将一维信号转换为二维时频谱图,建立信号特征与刀具磨损的映射关系;利用改进DCNN挖掘时频谱图中所潜在的特征信息,实现了刀具磨损状态监测。

2) 采用特征复用方式,特征信息在网络传递过程中得以最大程度保留,从而避免学习冗余特征,增强了模型表达能力,提高了模型训练准确率;这一手段可减少网络参数量,简化网络结构,提高了模型运算效率;减轻过拟合问题,缓解梯度消失或爆炸问题,提升了网络训练效率。

3) 网络的结构参数对识别精度和稳定性有较大影响。采用消融实验,通过反复迭代对比5组不同网络结构参数,最终确定最优参数。

4) 将所提出的改进DCNN与改进CNN、改进深度残差网络、支持向量机及决策树进行对比分析,改进DCNN的准确率相比上述方法分别提高了4.32%、2.32%、21.10%和25.60%。改进DCNN实现了高效、准确、智能化的刀具磨损状态识别,具有较强的泛化能力,能够满足实际生产需求。

## 参 考 文 献

[1] ZHANG N, SHI Y Y, YANG C, et al. An instantaneous cutting force model for disc mill cutter

based on the machining blisk-tunnel of aero-engine[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(1): 233-246.

[2] ZHANG N, SHI Y Y. A 3-D instantaneous cutting force prediction model of indexable disc milling cutter for manufacturing blisk-tunnels considering run-out[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 103(9): 4029-4039.

[3] ZHANG N, SHI Y Y. Improvement of cutting force and material removal rate for disc milling TC17 blisk tunnels using GRA-RBF-PSO method[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2019, 233(16): 5556-5567.

[4] 李鑫. 基于隐马尔科夫模型的刀具磨损监测研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022.

[5] 谢振龙, 岳彩旭, 刘献礼, 等. 基于EMD-SVM的钛合金铣削过程刀具磨损监测[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 988-996.

XIE Zhenlong, YUE Caixu, LIU Xianli, et al. Tool wear monitoring based on EMD-SVM in milling process of Ti-alloy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 988-996. (in Chinese)

[6] 邢自扬, 赵荣珍, 吴耀春, 等. 多尺度卷积神经网络小样本轴承故障辨识方法[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(5): 915-922.

XING Ziyang, ZHAO Rongzhen, WU Yaochun, et al. Small sample bearing fault identification method using novel multi-scale convolutional neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(5): 915-922. (in Chinese)

[7] 周凌, 赵前程, 朱岸锋, 等. 基于FISSA-DBN模型的风电机组运行状态监测[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(1): 80-87.

ZHOU Ling, ZHAO Qiancheng, ZHU Anfeng, et al. Wind turbine operation status monitoring based on FISSA-DBN model[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(1): 80-87. (in Chinese)

[8] 周兴康, 余建波. 基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7): 96-108.

ZHOU Xingkang, YU Jianbo. Gearbox fault diagnosis based on one-dimension residual convolutional auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(7): 96-108. (in Chinese)

[9] 赵帅, 黄亦翔, 王浩任, 等. 基于随机森林与主成分分析的刀具磨损评估[J]. 机械工程学报, 2017, 53(21): 181-189.

ZHAO Shuai, HUANG Yixiang, WANG Haoren, et

- al. Random forest and principle components analysis based on health assessment methodology for tool wear [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(21): 181-189. (in Chinese)
- [10] GOMES M C, BRITO L C, BACCI DA SILVA M, et al. Tool wear monitoring in micromilling using support vector machine with vibration and sound sensors [J]. Precision Engineering, 2021, 67: 137-151.
- [11] TWARDOWSKI P, TABASZEWSKI M, WICIAK-PIKUŁA M, et al. Identification of tool wear using acoustic emission signal and machine learning methods [J]. Precision Engineering, 2021, 72: 738-744.
- [12] LI Y G, MOU W P, LI J J, et al. An automatic and accurate method for tool wear inspection using grayscale image probability algorithm based on bayesian inference [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 68: 102079.
- [13] 包渝锋, 温广瑞, 周浩轩, 等. 自适应多通道卷积稀疏轴承微弱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(3): 581-588.  
BAO Yufeng, WEN Guangrui, ZHOU Haoxuan, et al. Weak fault diagnosis of bearings based on adaptive multi-channel convolutional sparse model[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(3): 581-588. (in Chinese)
- [14] AGHAZADEH F, TAHAN A, THOMAS M. Tool condition monitoring using spectral subtraction and convolutional neural networks in milling process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 98(9): 3217-3227.
- [15] 曾云飞. 基于多传感器融合与注意力机制的刀具状态监测研究[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- [16] YAN B L, ZHU L D, DUN Y C. Tool wear monitoring of TC4 titanium alloy milling process based on multi-channel signal and time-dependent properties by using deep learning[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 495-508.
- [17] JIANG Z X, WANG F J, ZENG D B, et al. In-process tool condition forecasting of drilling CFRP/Ti stacks based on ResNet and LSTM network[J]. Applied Sciences, 2023, 13(3): 1881.
- [18] 杨超, 李宏坤, 彭德锋, 等. 基于 DCVAE-ELM 的立铣刀磨损状态识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(4): 831-837.
- YANG Chao, LI Hongkun, PENG Defeng, et al. Tool wear state recognition method of end milling cutter based on DCVAE-ELM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(4): 831-837. (in Chinese)
- [19] 徐进, 丁显, 程浩, 等. 基于一维密集连接卷积网络的风电齿轮箱智能故障分类[J]. 可再生能源, 2020, 38(2): 187-192.  
XU Jin, DING Xian, CHENG Hao, et al. Intelligent fault classification of wind turbine gearbox based on 1-D densely connected convolutional network [J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(2): 187-192. (in Chinese)
- [20] 牛锐祥, 丁华, 施瑞, 等. 改进密集连接卷积网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(11): 252-258.  
NIU Ruixiang, DING Hua, SHI Rui, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on improved densely connected convolution network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(11): 252-258. (in Chinese)
- [21] ZHANG N, LI L, YU Z, et al. Condition-adaptive 1DCNN-transformer for multi-condition tool wear prediction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2026, 142: 4433 - 4452.
- [22] ZHAO J W, GUO S J, MA L, et al. Tool wear monitoring based on an improved convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(4): 1949-1958.



**第一作者简介:**张楠,女,1981年11月生,博士、副教授。主要研究方向为复杂零件成形制造及智能监测。曾发表《An instantaneous cutting force model for disc mill cutter based on the machining blisk-tunnel of aero-engine》(《International Journal of Advanced Manufacturing Technology》2018, Vol.99, No.1)等论文。  
E-mail: zhn\_ngd@126.com

**通信作者简介:**赵嘉伟,男,1997年12月生,硕士生。主要研究方向为加工状态智能监测。  
E-mail: 20201800033@imut.edu.cn