

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508830

基于梅尔倒谱系数和联合分布对齐的 刀具磨损识别方法*

王红军^{1,2,3} 葛恒林^{1,2,3} 庞建军⁴ 岳宇宾^{1,2} 谢龙^{1,2}

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 北京信息科技大学高端装备智能感知与控制北京市
国际科技合作基地 北京 100192; 3. 北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192;
4. 超同步股份有限公司 北京 101500)

摘要:针对传统刀具磨损监测方法在多物理场耦合状态及复杂工况下识别精度不足的问题,提出一种基于梅尔倒谱系数(Mel-frequency cepstral coefficients, MFCC)和联合分布对齐(joint distribution alignment, JDA)的跨工况刀具磨损状态识别方法,旨在解决跨工况下刀具磨损监测识别能力弱的难题。首先,采集主轴振动信号,通过梅尔倒谱系数对振动信号进行特征提取,压缩高频信息,保留中低频关键特征信息。其次,构建联合分布对齐迁移学习模型,结合源域标注数据和目标域无标注数据进行联合训练,实现跨工况下的刀具磨损知识迁移。该模型通过交叉熵损失对齐输出分布,结合最大均值差异损失对齐特征分布,并引入自训练伪标签生成机制优化目标域数据的利用效率。在NASA铣削数据集上,该方法在进给量、切深及主轴转速变化的跨工况场景下识别准确率达到93.33%,显著优于基于傅里叶变换和小波变换的传统方法。将该模型应用于超同步的铣削数据集,识别准确率达到93.25%。所提方法有效解决了跨工况条件下刀具磨损状态识别的难题,为工业现场刀具状态监测提供了可靠的技术支持,具有重要的工程应用价值。

关键词:梅尔倒谱系数;联合分布对齐;迁移学习;刀具;磨损识别方法

中图分类号: TH 133.33; TN 911.23 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Tool wear identification method based on Mel-frequency cepstral coefficients and joint distribution alignment

Wang Hongjun^{1,2,3} Ge Henglin^{1,2,3} Pang Jianjun⁴ Yue Yubin^{1,2} Xie Long^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;
2. High-end Equipment Intelligent Perception and Control Beijing International Science & Technology Cooperation Base, Beijing
Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 3. Key Laboratory of Modern Measurement & Control
Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University,
Beijing 100192, China; 4. Beijing Chao Tong Bu Co., Ltd., Beijing 101500, China)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient recognition accuracy of traditional tool wear monitoring methods under multi-physics coupling conditions and complex working conditions, this paper proposes a cross-working-condition tool wear identification method based on Mel-frequency cepstral coefficients (MFCC) and joint distribution alignment (JDA), designed to address the challenge of weak tool wear monitoring capability across varying operational conditions. First, spindle vibration signals are collected, and MFCC is employed to extract features from these vibration signals, compressing high-frequency information while preserving critical mid-to-low frequency characteristics. Second, a transfer learning model based on joint distribution alignment is constructed, which integrates source domain labeled data with target domain unlabeled data for joint training, thereby achieving knowledge transfer of tool wear patterns across different working conditions. This model aligns output distributions through cross-entropy loss, aligns feature distributions using maximum mean discrepancy (MMD) loss, and incorporates a self-training pseudo-label generation mechanism to optimize the utilization efficiency of target domain data. On the NASA milling dataset, the proposed method achieves a recognition accuracy of 93.33% in cross-working-condition scenarios involving variations in feed rate, cutting depth, and spindle speed, significantly outperforming traditional

收稿日期: 2025-10-22 Received Date: 2025-10-22

* 基金项目:北京市自然科学基金(1S24076)项目资助

methods based on Fourier transform and wavelet transform. When applied to the CTB milling test, the model achieved a recognition accuracy of 93.25%. The proposed method effectively resolves the challenge of tool wear state recognition under cross-working-condition environments, providing reliable technical support for tool condition monitoring in industrial applications, and possesses significant engineering application value.

Keywords: Mel-frequency cepstral coefficients; joint distribution adaptation; transfer learning; tool; wear identification method

0 引言

智能制造技术快速发展,难加工材料在现代制造业中的应用的日益普及,然而,刀具磨损状态及其动态监测技术,已成为制约产品加工质量与生产效能提升的关键。刀具磨损不仅会导致工件表面质量劣化、尺寸精度超差,严重的可能导致整批产品报废^[1]。基于经验知识规则的静态刀具管理策略,使得实际刀具寿命仅达到厂商推荐值的55%~80%^[2],造成生产成本攀升与加工效率下降。在智能制造生态系统中,面对动态调整的切削参数与复杂多变的加工场景,刀具磨损加速现象尤为显著^[3]。因此,亟需构建新型智能监测体系,实现刀具状态实时监测,推动智能制造向高精度、高效率、低成本方向发展。

近年来,学术界对刀具磨损的研究成果丰硕。一般来说,刀具磨损状态监测方法可以分为两大类:一类是依赖于预定义模型的;另一类是依赖于数据分析的。在基于模型的刀具磨损监测方法中,使用现有的知识构建拟合模型,包括使用有限元仿真模型^[4],基于物理知识建立刀具磨损数学模型,如一些递归模型^[5-6]通过利用一段时间内收集的数据跟踪、预测刀具磨损情况。

基于数据驱动的方法在刀具磨损监测领域的应用日渐广泛,这些方法基于加工过程中由传感器提供的关键磨损特征。为了提高刀具磨损状态监测的精度,需要有效强大的特征提取方法,对传感器信号进行全面的特征提取。近年来,深度学习用于刀具磨损状态识别变得越来越普遍。李悦等^[7]融合半监督 Transformer 模型、Dropout、蒙特卡罗模拟方法,提出了基于半监督贝叶斯 Transformer 的刀具磨损软测量及其不确定性分析方法。Qin 等^[8]提出了一种基于堆叠稀疏自编码网络的刀具磨损识别和预测方法,对于实际金属切割过程中的高效刀具更换具有一定的参考价值。Li 等^[9]通过音频降噪技术结合快速傅里叶变换、带通滤波器和依赖成分分析提取刀具磨损数据,并训练了集成卷积神经网络监测模型。Duan 等^[10]提出了一种多尺度堆叠稀疏主成分分析网络,用于预测刀具磨损。Niu 等^[11]提出了一种结合刀具磨损规律的深度学习方法,用于建立深度学习模型,有助于准确识别刀具磨损状态。

虽然这些方法取得了成效,但严格依赖于训练数据和测试数据来自相同独立同分布的假设。但是机械加工

是一个复杂的过程,由于加工工况变化,环境条件差异等,源域与目标域的数据往往存在显著差异,导致模型泛化能力严重下降,这意味着这些模型不适用于新的工况下的刀具磨损状态识别。这些方法需要大量的目标域标注数据,而在实际工业生产中,这往往是不可能的。因此,在实际加工中,关注单一工况的深度学习方法难以在工况发生变化的情况下准确监测刀具磨损状态,且为每种工况都构建一个单独的模型是不可行的。因此,必须考虑开发一种能够在不同工况下高效工作的新模型。

迁移学习利用源域数据集中大量已标注的数据进行训练,并将这些学习到的模式应用到目标域,显著减少对目标域标注数据的依赖。这项技术已经广泛应用到故障诊断^[12-15]图像处理^[16]、自动驾驶^[17-18]等多个领域。在刀具磨损领域,王一帆等^[19]以多尺度卷积神经网络提取刀具数据特征,进而使多尺度卷积神经网络和 Transformer 训练得到具有强泛化能力的模型。周建民等^[20]建立基于迁移学习和深度残差网络的铣刀磨损状态监测模型,达到了良好的识别准确率。上述研究人员应用迁移学习成功实现了跨工况的刀具磨损识别。尽管迁移学习在跨工况刀具磨损监测领域取得了一定进展,但现有方法仍面临以下挑战:1)传统信号特征提取方法对高频噪声敏感,难以有效捕捉复杂工况下的关键特征;2)迁移学习模型在源域与目标域的分布对齐过程中,往往忽略多模态特征的空间-通道联合优化,导致跨工况泛化能力受限。

梅尔倒谱系数(Mel-frequency cepstral coefficients, MFCC)是一种基于人类听觉感知特性的非线性频率转换方法,广泛应用于信号处理领域。如熊飞等^[21]提出了一种基于梅尔倒谱系数和深度置信网络的复杂情况下机械设备故障诊断方法,在样本充足的情况下以更小的计算开销达成更好的识别结果。尚前明等^[22]针对船舶电力推进齿轮箱,提出一种基于梅尔倒谱系数的并行双通道卷积神经网络故障诊断方法,实现在强噪声环境下的高精度故障诊断。

本文提出一种基于梅尔倒谱系数和迁移学习的刀具磨损状态识别方法,首先利用梅尔倒谱系数生成时频图,压缩高频冗余噪声,强化中低频关键特征,提升信号表征能力与抗干扰性能,同时将一维振动数据转化为二维时空场,对刀具磨损的时序演化过程进行建模,然后结合卷积注意力机制,一方面使用通道注意力增强模型对关键特征频带的感知能力,另一方面借助空间注意力,捕获二

维表征中的时间演化敏感度,并结合联合分布对齐(joint distribution adaptation, JDA)策略,通过交叉熵损失与最大均值差异损失双重约束,实现源域与目标域在特征空间和输出空间的分布对齐,同时通过动态更新目标域无标注数据的伪标签,提升模型对目标域数据的适应性,降低对源域标注数据的依赖。通过实验验证了所提出方法的有效性。

首先给出了基于梅尔倒谱系数的振动信号特征提取方法,以及融合卷积注意力机制(convolutional block attention module, CBAM)与 JDA 的迁移学习模型。然后在 NASA 铣削数据集和 CTB 铣削数据集上进行了模型的实验验证,实验结果验证了所提方法在不同工况参数变化下的识别性能。最后总结了本文的主要研究成果,给出了当前研究在工况跨度限制方面的局限性,并提出了未来研究方向。

1 基本理论

1.1 梅尔倒谱系数

梅尔频率映射通过将线性频率转换为梅尔频率(Mel),模拟人耳对不同频率声音的感知差异,从而提升信号特征的表达能力和处理效果。MFCC 是语音信号领域最常用的特征之一,已成为一种标准特征提取方法。MFCC 特征获取的一般步骤如图 1 所示。

1) 对信号进行预处理,包括预加重、分帧与加窗等,得到每一帧的信号序列 $x(n)$ 。

2) 离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)谱:对输入的各帧信号进行离散傅里叶变换,得到幅度频谱,如式(1)所示。

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi nk/N}, 0 \leq k \leq N-1 \quad (1)$$

式中: N 是用于计算 DFT 的点数。

3) 梅尔频谱:将傅里叶变换后的信号通过一组梅尔滤波器组,即可得到梅尔频谱。它通过将线性频率转换为梅尔频率,模拟人耳对不同频率声音的感知差异,从而提升信号特征的表达能力和处理效果。线性频率与梅尔频率的对应转换关系如式(2)所示。

$$f_{\text{Mel}} = 2595 \lg \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (2)$$

式中: f 表示线性频率; f_{Mel} 表示梅尔频率。梅尔频率在 1 kHz 以下和线性频率分布近似,在 1 kHz 以上则转换为明显对数分布。梅尔频率映射的特点是低频段映射密集,能够有效捕捉低频信息,忽略高频噪声造成的影响。

梅尔频谱的计算通过将 DFT 谱 $X(k)$ 与各三角形梅尔加权滤波器逐点相乘实现,如式(3)所示。

$$s(m) = \sum_{k=0}^{N-1} [|X(k)|^2 H_m(k)]; 0 \leq m \leq M-1 \quad (3)$$

式中: M 为梅尔加权滤波器总数; $H_m(k)$ 表示第 k 个梅尔频带对第 m 个能量谱分量的加权系数,表达式如式(4)所示。

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k < f(m-1) \\ \frac{2(k-f(m-1))}{f(m)-f(m-1)}, & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{2(f(m+1)-k)}{f(m+1)-f(m)}, & f(m) < k \leq f(m+1) \\ 0, & k > f(m+1) \end{cases} \quad (4)$$

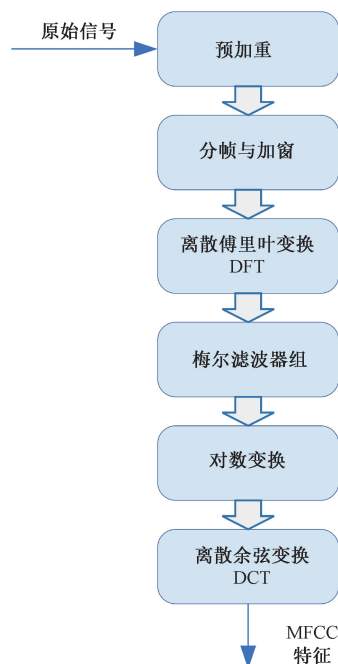


图 1 梅尔倒谱系数计算流程

Fig. 1 Computational procedure for MFCC extraction

4) 离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT):先将梅尔频谱转换为对数尺度,然后再进行离散余弦变换即可生成倒谱系数。由于信号信息主要由前几阶 MFCC 系数承载,通过仅提取这些系数并忽略高阶 DCT 分量,可提升系统鲁棒性。最终, MFCC 的计算公式如式(5)所示。

$$c(n) = \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10}(s(m)) \cos \left(\frac{\pi n(m-0.5)}{M} \right); \quad n = 0, 1, 2, \dots, C-1 \quad (5)$$

式中: $c(n)$ 为倒谱系数; C 表示 MFCC 系数的阶数。一般来说,通常仅采用 8~13 阶倒谱系数,其中零阶系数因仅反映输入信号的平均对数能量常被剔除。

首先采用 MFCC 方法将原始振动信号转变为时频

图,横坐标为时间,纵坐标为梅尔频率。在生成的时频图中,一方面放大了低频区域内与刀具磨损密切相关的特征频率,同时通过预加重等处理,保留了高频信息,另一方面将刀具磨损随时间的演变规律建模到图形之中,把刀具磨损随时间变化的物理演化过程直观映射为图像空间中的能量分布模式。后续通过引入卷积注意力机制,引导模型同时感知特征频率的变化与时间演化的动态模式。

1.2 联合分布对齐

迁移学习的核心目标是解决源域和目标域之间的数据分布差异问题。传统的迁移学习方法通常仅对齐边缘分布,联合分布对齐的核心思想是通过最小化源域和目标域的联合分布差异,同时对齐边缘分布 $P(X)$ 和条件分布 $P(Y|X)$,其数学表达为如式(6)所示。

$$\min_{\mathcal{T}} \|\mathbb{E}_{p(x_s, y_s)} [\mathcal{T}(x_s), y_s] - \mathbb{E}_{p(x_t, y_t)} [\mathcal{T}(x_t), y_t]\|_2^2 \quad (6)$$

式中: $\mathcal{T}$ 是特征映射函数; x_s 和 x_t 分别表示源域和目标域的输入数据; y_s, y_t 表示对应的标签。

交叉熵损失是机器学习和深度学习中广泛使用的损失函数,主要用于分类任务,通过衡量模型预测的概率分布与真实标签分布之间的差异来评估模型性能。其核心思想是让模型的预测分布尽可能接近真实分布。针对多分类任务,交叉熵损失函数如式(7)所示。

$$Loss_{CE} = - \sum_{c=1}^C y_c \log(p_c) \quad (7)$$

式中: y 是独热编码; p 是模型预测类别 c 的概率。模型预测越接近真实标签,损失越小;预测越偏离真实标签,损失越大。

最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)损失是一种用于衡量两个概率分布差异之间的损失函数。MMD 损失基于再生核希尔伯特空间理论,通过比较两个分布的特征空间中的均值差异来衡量分布距离,以最小化源域和目标域再特征空间中的均值差异,使得两个分布尽可能接近。

给定源域样本 $X_s = \{x_1^s, x_2^s, \dots, x_{n_s}^s\}$ 和目标域样本 $X_t = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_{n_t}^t\}$, MMD 损失的定义为如式(8)所示。

$$Loss_{MMD} = \|\mathbb{E}_{x_s} [\phi(x_s)] - \mathbb{E}_{x_t} [\phi(x_t)]\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (8)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 是核函数映射; $\mathcal{H}$ 是再生希尔伯特空间; $\mathbb{E}[\cdot]$ 表示期望。实际计算中,使用经验样本近似。

1.3 卷积注意力机制

卷积注意力机制是一种轻量级的注意力机制模块,它通过顺序组合通道注意力模块和空间注意力模块,以自动学习特征的重要性并提升模型对关键特征的感知能力。

在金属切削过程中,由于旋转刀具周期性的切削行

为会产生与主轴转速直接相关的基频及其谐波,也被称为特征频率,随着刀具磨损的加剧,切削刃形状发生改变,进而导致切削力波形畸变,使得特征频率处的能量重新分配。同时切削刃微观崩刃,在加工过程中会产生冲击激励,这些冲击虽然在时域表现为周期性的短暂脉冲,但在频域却产生能量集中效应。因此,通道注意力模块可以帮助模型捕捉反映在 MFCC 频谱图中的特征频带信息。

同时,加工过程中的时频特征变化有着明显的时序依赖,通过文中先前提到的 MFCC 方法,首先将一维信号转变为二维时频图,完成对刀具磨损的时序演化规律建模,然后通过空间注意力机制,引导模型关注时频图中随时间演化的特征规律,最终将通道注意力与空间注意力结合,使得模型在训练过程中更关注与磨损相关的特征,提升模型鲁棒性,降低计算资源消耗,减少了联合分布对齐算法的优化难度。

1) 通道注意力模块

通道注意力模块为每个通道分配一个权重,增强重要通道的特征,其结构如图2所示。

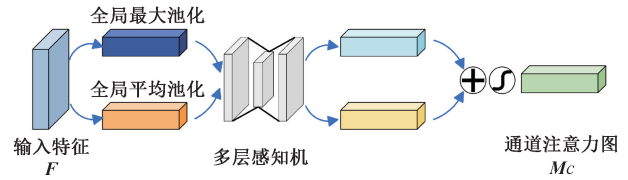


图2 通道注意力模块

Fig. 2 Channel attention module

首先对输入特征图 $F \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 分别进行全局平均池化和全局最大池化,得到两个全局特征描述向量: $GAP(F) \in \mathbb{R}^C$ 和 $GMP(F) \in \mathbb{R}^C$ 。其中 GAP 捕捉振动信号的整体能量分布, GMP 则突出振动信号的局部峰值特征。将上述两个向量输入包含一个隐藏层的 MLP,并将两个 MLP 输出的结果相加,然后通过 Sigmoid 函数生成通道注意力图 $M_c \in \mathbb{R}^{C \times 1 \times 1}$,对原始特征图进行加权,强化与磨损状态相关的关键频谱特征。

2) 空间注意力模块

空间注意力模块为每个空间位置分配一个权重,增强关键区域的响应,其结构如图3所示。

对通道注意力机制输出的特征图 $F_{channel} \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 分别进行通道维度上的最大池化和平均池化,得到两个空间特征: $F_{max} \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$, $F_{avg} \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$,前者捕捉振动信号中的局部冲击事件,后者反映整体能量分布。然后将两个空间特征图在通道维度上拼接,得到融合特征 $F_{concat} \in \mathbb{R}^{2 \times H \times W}$ 。对拼接后的特征图应用一个卷积层,然后通过 Sigmoid 激活函数,输出空间注意力图 $M_s \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$,对特征图中的关键时间点或时间段进行加权,突

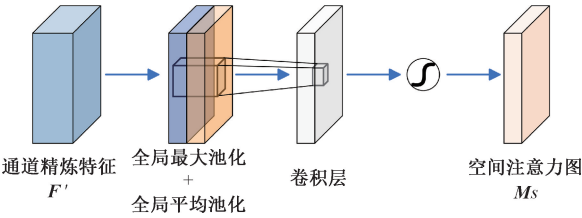


图 3 空间注意力模块
Fig. 3 Spatial attention module

出与刀具磨损状态相关的时序模式。

CBAM 通过通道注意力模块强化与刀具磨损相关的频谱特征,通过空间注意力模块定位时序上的关键振动模式,从而实现对磨损特征的多尺度建模。在联合分布对齐的迁移学习框架中,CBAM 能够帮助模型在源域和目标域之间对齐关键特征分布。

1.4 基于 MFCC 和 JDA 的迁移学习模型

构建了一种基于梅尔倒谱系数和联合分布对齐的迁移学习模型,如图 4 所示。模型主要由数据前处理、特征提取与降维、联合分布对齐和预测输出 4 部分组成。

- 1) 数据前处理,将源域数据和目标域数据进行切片,然后将数据通过 MFCC 生成频谱图并保存。
- 2) 特征提取与降维,特征提取与降维模块由 3 个二维卷积层和最大池化层组成,有效提升特征提取能力,并降低模型参数规模的影响。且在每一组卷积层和池化层中,都串联 CBAM 模块,提升模型对空间、通道关键特征的感知能力。
- 3) 联合分布对齐,基于反向传播原理,源域有标签数据通过模型得出的预测输出与真实标签计算交叉熵损失,以对齐源域输出和真实标签。目标域无标签数据通过模型得出的预测结果与基于自训练策略生成的伪标签同样计算交叉熵损失,使模型逐步适应目标域的分布,提升在目标域上的预测准确性。同时源域和目标域经模型全连接层输出的特征计算 MMD 损失,减少源域和目标域特征分布的差异,增强模型对域间偏移的鲁棒性。3 个损失函数共同构成了联合分布对齐的核心框架,同时实现输出分布对齐和特征分布对齐。
- 4) 预测输出,通过展平层,将多维特征转换为一维向量,输入至后续全连接层中,进行特征整合,然后再输出至一个采用 Softmax 激活函数的全连接层输出预测结果。

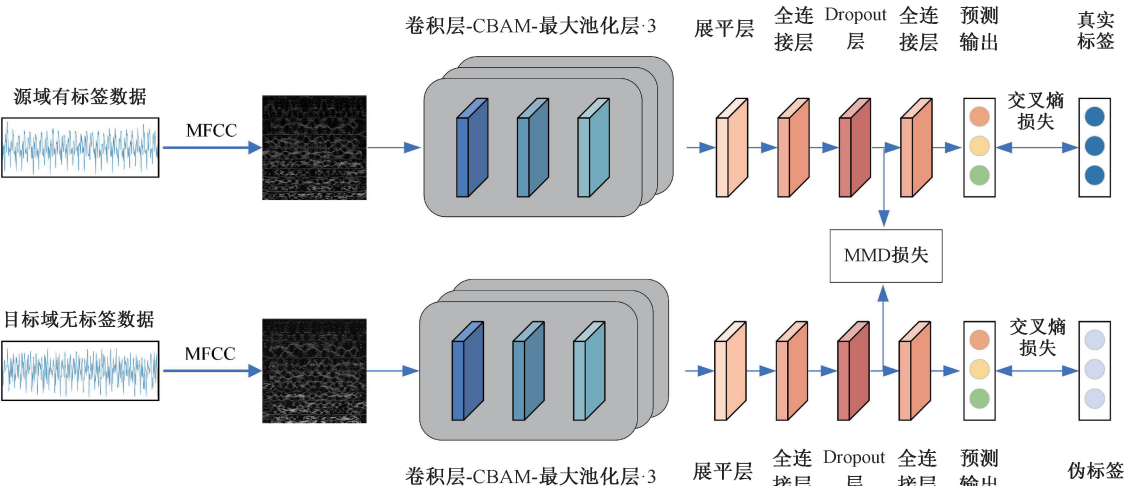


图 4 基于 MFCC 和 JDA 的迁移学习模型
Fig. 4 Transfer learning model based on MFCC and joint JDA

- 模型训练流程如图 5 所示。
- 1) 梅尔时频图生成,源域数据和目标域数据通过数据预处理生成有标签梅尔频谱图,源域数据全部作为模型训练集,目标域数据一部分划分为训练集,一部分划分为测试集。但在模型训练过程中,源域数据标签参与训练,目标域训练集数据没有标签参与训练。
 - 2) 模型预训练,源域有标签数据输入模型并进行训练,模型的输出与数据标签计算交叉熵损失,优化模型输

- 出,引导模型学习梅尔时频图中与刀具磨损相关的特征变化规律和磨损演化过程。
- 3) 自训练伪标签生成,经过预训练的模型已经在源域数据中学习了区分刀具磨损阶段的知识,即使将其应用到目标域,这些知识仍然保留了下来,但还需要进一步加强其在不同工况下的跨域适应能力。将目标域训练集无标签数据首先经过弱增强,以进一步增强模型的泛化能力,接着使用预训练模型预测目标域无标签数据的分

布,输出的预测结果作为伪标签,通过置信度阈值筛选伪标签,然后将高置信度数据合并至训练集,重新参与模型的后续训练。

4) 模型迭代与优化,目标域无标签训练集数据首先进行强增强,接着通过模型的输出与伪标签计算交叉熵损失,同时源域训练集和目标域无标签训练集使用全连接层输出的特征计算 MMD 损失,总损失函数为上述损失函数的加权和。然后模型进行迭代和优化。

5) 模型预测输出,模型按照上述步骤 4) 循环训练,同时目标域无标签训练集的伪标签每 10 步更新,结合步骤 3) 中的伪标签筛选策略,能有效地避免错误累积。直至达到训练步数,输出结果,停止训练。

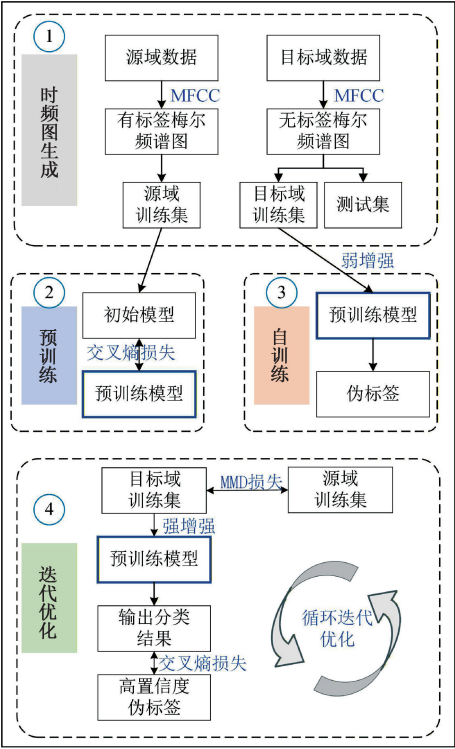


图5 模型训练过程
Fig. 5 Model training process

模型使用的训练优化策略如下:

- 1) 使用 Adam 优化器,加速收敛,提升训练稳定性;
- 2) 在卷积层和全连接层使用 L2 正则化,以防止过拟合,提升模型泛化能力,并能平滑模型输出;
- 3) 采用预热-指数衰减复合学习率调度器,在训练初期增大学习率,避免因参数初始化不稳定导致的震荡,而在训练中期通过指数衰减策略逐步减小学习率,使得模型能更稳定的收敛,兼顾稳定性和训练速度;
- 4) 在网络中添加 Dropout 层,减少神经元依赖,降低过拟合风险,避免局部最优。

2 实验验证

所提出的方法重点关注跨工况条件下对刀具磨损状态的识别能力,选择具备不同工况的数据集进行测试。NASA 铣削数据集是由美国国家航空航天局埃姆斯研究中心发布的公开机械加工数据集,在该数据集中,依据进给量、切深、工件材料的不同,包括 16 个实验,并同时记录了包括力、振动、声发射和电流在内的多种数据,已成为制造过程监控领域重要的基准数据集。首先选择 NASA 铣削数据集,在单个工况发生改变的情况下识别刀具磨损状态,验证所提出方法的可行性。最后进行实际的试验测试验证,在主轴转速和进给深度工况同时发生变化的情况下,验证所提出方法的有效性。

2.1 NASA 铣削数据集

首先使用 NASA 铣削数据集对所提出的方法进行可行性验证。在一台 MC-510V 立式加工中心进行实验,如图 6 所示。

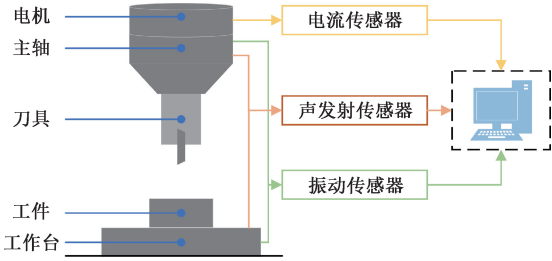


图6 NASA 铣削试验台
Fig. 6 NASA milling test bench

加工过程使用了一个直径为 70 mm、带有 6 个刀片的端面铣刀。工件尺寸为 483 mm×178 mm×51 mm。在工作台和主轴上布置 4 个声发射和振动传感器,以采集相关信号。此外,主轴电机上安装了一个电流传感器,以获取直流和交流信号。NASA 铣削数据集根据不同的切削速度、每转进给量、切削深度和工件材料,共分为 16 种工况,如表 1 所示。

在 NASA 铣削数据集中,并不是每一次切削过后都测量刀具的具体磨损值,在某些案例中,刀具磨损值存在缺失的情况。因此选择 Case2、Case3 和 Case4 三组实验,交叉验证当单个工况数据增大或减小时,模型对刀具磨损的识别能力。

目前基于 NASA 铣削数据集已经开展了大量的研究,定义刀具后刀面磨损值在 0~0.15 mm 时,为初期磨损;磨损值在 0.15~0.3 mm 时,为中期磨损;磨损值>0.3 mm 时,为剧烈磨损或后期磨损。

以 Case2 工况为例,刀具磨损程度划分曲线如图 7 所示,磨损初期、平稳磨损及剧烈磨损时的振动信号及梅

尔频谱如图 8 所示。

表 1 NASA 铣削数据集描述
Table 1 NASA milling dataset description

编号	切削速度 (m/min)	进给量 (mm/r)	切深/ mm	工件材料
Case1	200	0.5	1.5	铸铁
Case2	200	0.5	0.75	铸铁
Case3	200	0.25	0.75	铸铁
Case4	200	0.25	1.5	铸铁
Case5	200	0.5	1.5	钢
Case6	200	0.25	1.5	钢
Case7	200	0.25	0.75	钢
Case8	200	0.5	0.75	钢
Case9	200	0.5	1.5	铸铁
Case10	200	0.25	1.5	铸铁
Case11	200	0.25	0.75	铸铁
Case12	200	0.5	0.75	铸铁
Case13	200	0.25	0.75	钢
Case14	200	0.5	0.75	钢
Case15	200	0.25	1.5	钢
Case16	200	0.5	1.5	钢

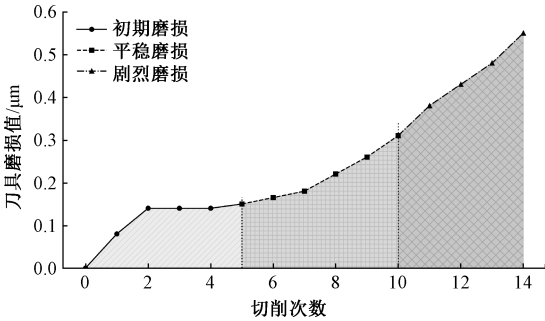


图 7 Case2 刀具磨损阶段划分
Fig. 7 Case 2 cutting tool wear stage classification

在生成的 MFCC 时频图中,横轴为信号时序,从左到右显示振动信号的时间演变过程,纵轴代表梅尔频率,下方为低频部分,上方为高频部分,信号经过 MFCC 处理后,低频部分被明显拉长,高频部分被显著压缩,能够更清楚地区分细微的低频差异,同时由于在对信号进行 MFCC 变换时,会首先对信号的高频部分进行预加重处理,这也使得信号高频特性没有丢失,频谱图中的高频部

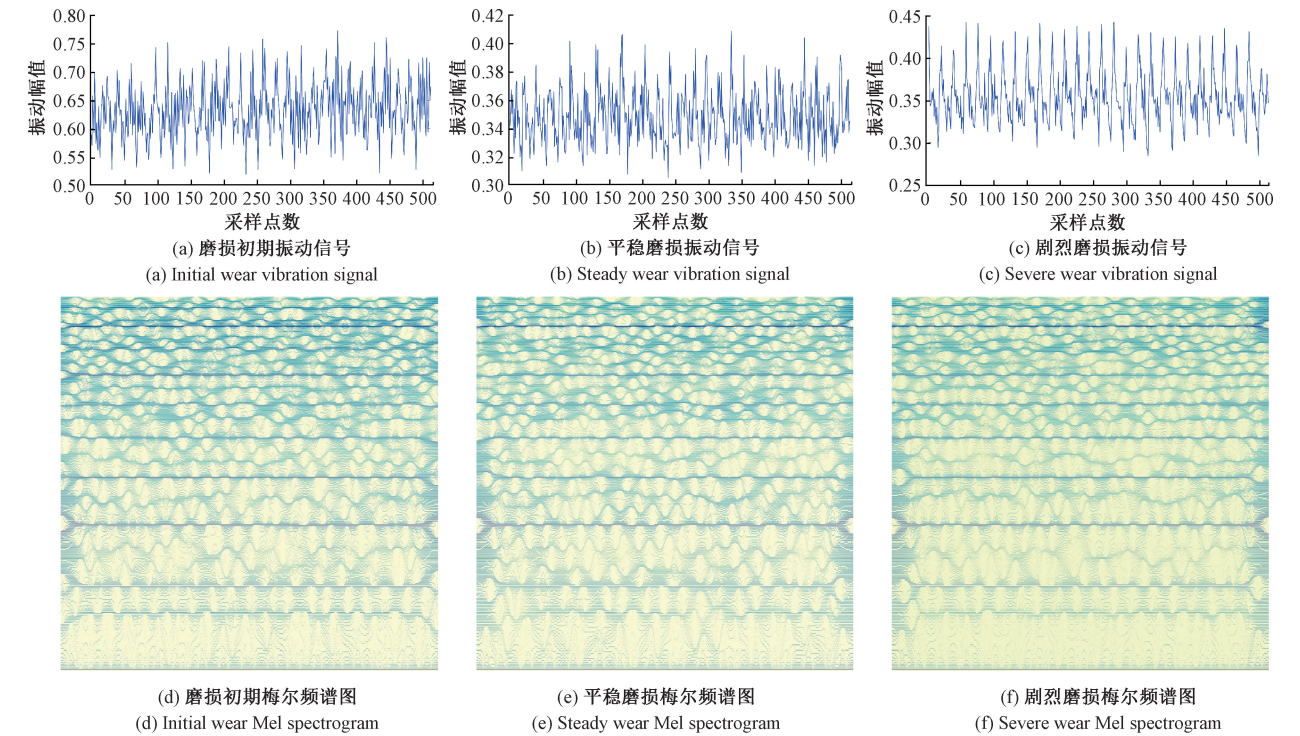


图 8 Case2 不同磨损程度振动信号及梅尔频谱图
Fig. 8 Case 2 vibration signals and Mel spectrograms

分仍然保持着较高的分辨率。频谱图中的每个像素的亮度表示在该时间点,特定梅尔频率处的能量大小,亮度越高,表明此刻的信号在该梅尔频率处的能量越高。通过 MFCC 频谱图,能够清楚地观察到振动信号在梅尔频率

尺度下的特征频率。且成功进行了特征时序变化的建模。
随着磨损程度的加剧,刀具-工件-机床系统的刚度和阻尼特性等固有特性发生变化,同时磨损的刀具会产

生更大的切削力,这些变化会导致系统在特征频率处的振动响应增强,此外,磨损的刀具在切削过程中会产生更明显的周期性冲击。对比不同磨损阶段的 MFCC 频谱图,当刀具磨损状态逐渐加剧时,非特征频率处的谱线亮度明显降低,图像整体朝着特征频率处聚集。

2.2 CTB 铣削加工试验验证

实验中使用的是 CTB 股份有限公司的 630B 五轴立式加工中心,如图 9 所示。

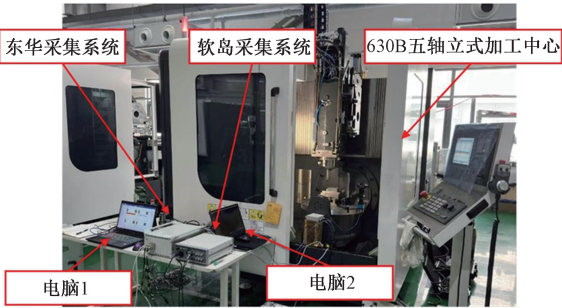


图 9 CTB 铣削实验现场
Fig. 9 CTB milling experiment setup

通过三向移动的主轴和回转摆动的工作台实现五轴联动加工,机床主轴使用 HSKA63 的电主轴,最高转速 18 000 rpm,搭配西门子 SINUMERIK840D 的数控系统,在主轴和工作台上共安装 2 个振动传感器和 2 个声发射传感器,如图 10 所示。选取工件材料均为 45#钢,采样频率为 5 kHz。依据主轴转速、进给速度、切深,共分为两组实验,两组实验选取同样规格的刀具,刀具材料为钨钢,类型为四齿立铣刀,直径 10 mm,每组实验使用同一把刀具进行,采取往复走刀的加工方式,直至刀具剧烈磨损,为了避免实验过程中拆刀装刀导致的安装进度变化和动态特性改变,因此在测量刀具磨损时,将光学显微镜使用螺栓和支撑架固定在工作台上,每次切削后停机测量刀具后刀面的磨损值。每种不同的工况进行一次实验,实验设置如表 2 所示。

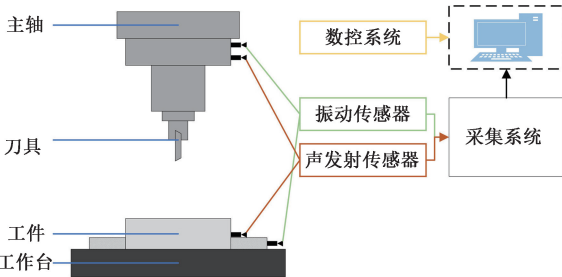


图 10 CTB 铣削实验台
Fig. 10 CTB milling test bench

由于该实验和 NASA 铣削实验无论在实验参数设置、硬件型号等方面都不相同,因此最终的磨损数据分布

也不一致,为了避免人为观测的误差,探索数据更深入的聚类特征,在数据预处理时,使用主轴振动信号均方根、峰峰值、峭度、峰度因子和裕度因子,在归一化处理后输入到高斯混合模型中进行聚类,实现刀具磨损状态的分割。CTB1 和 CTB2 工况下的刀具磨损划分如图 11、12 所示。

表 2 CTB 铣削数据集描述

Table 2 CTB milling dataset description			
工况编号	主轴转速/ (r/min)	进给速度/ (mm/min)	切削深度/ mm
CTB1	3 183	764	1
CTB2	3 820	1 022	1

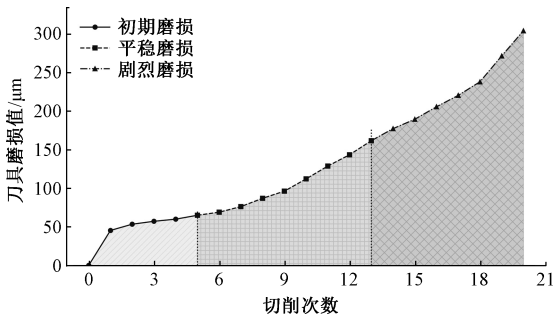


图 11 CTB1 刀具磨损阶段划分
Fig. 11 CTB1 cutting tool wear stage classification

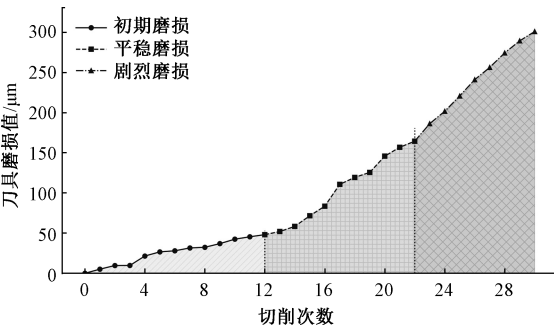


图 12 CTB2 刀具磨损阶段划分
Fig. 12 CTB2 cutting tool wear stage classification

CTB1 工况下,磨损初期、平稳磨损及剧烈磨损时的振动信号及梅尔频谱如图 13 所示。

同样,在 CTB 铣削加工实验中,可以清楚地观察到,随着刀具磨损程度的加剧,特征频率处的信号谱线明显增强。如图 13 梅尔频谱图中的①、②区域所示,随着刀具磨损的不断进行,振动信号在梅尔尺度下特征频率处的能量不断增加,最终表现出了明显的谱线。和 NASA 铣削数据集生成的 MFCC 频谱图相比,整体变化具备类

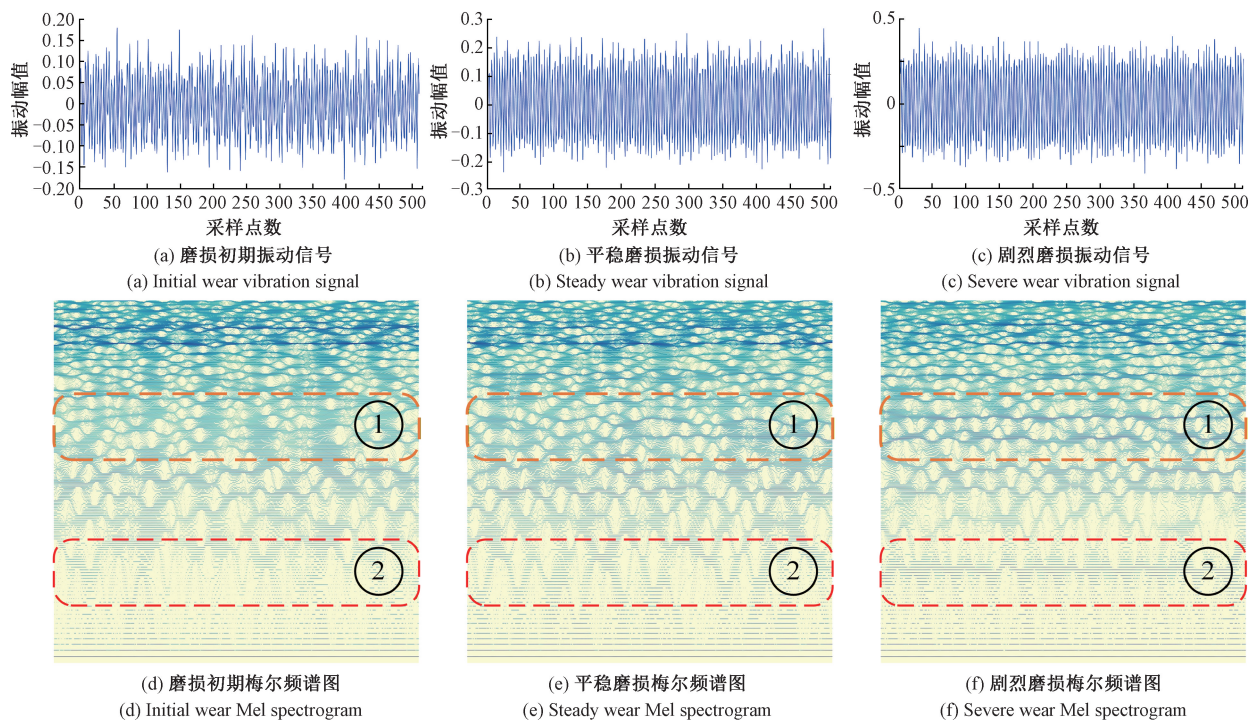


图 13 CTB1 不同磨损程度振动信号及梅尔频谱图
Fig. 13 CTB1 vibration signals and Mel spectrograms

似的特征,证明所提出的 MFCC 方法能够实现刀具磨损的时空特征建模与展现。

2.3 刀具磨损状态识别方法试验验证

1) 基于 NASA 铣削数据集的验证

选取单个样本长度为 512,样本切片步长为 80,训练轮次设置为 200,迁移实验策略设置如表 3 所示。主要研究在进给量和切深分别增大或减小时的迁移识别表现。

表 3 NASA 铣削数据集实验策略
Table 3 NASA milling dataset experiment strategy

实验编号	训练集	测试集
T1	Case2+0.7 · Case3	0.3 · Case3
T2	Case3+0.7 · Case4	0.3 · Case4
T3	Case3+0.7 · Case2	0.3 · Case2
T4	Case4+0.7 · Case3	0.3 · Case3

4 组实验训练准确率和训练损失函数如图 14 所示,测试结果混淆矩阵如图 15 所示。

由图 14 可以看出,4 组实验训练时在 25 步左右时都已经收敛,且训练准确率也较高。由图 15 得出,模型在测试集上表现出色,绝大多数样本都正确分类,仅有少数样本被错误分类,识别准确率均已超过 90%。此外,从混淆矩阵中可以明显观察到,分类错误的情况主要出现在平稳磨损阶段样本分类,且针对初始磨损阶段的样本,所有的错误分类结果都落在了平稳磨损阶段,同样地,针对

剧烈磨损阶段的样本,所有的错误分类结果也落在了平稳磨损阶段。一方面,刀具磨损是一个微弱的渐进过程,尤其是位于刀具磨损阶段转变过程中,即使从磨损曲线上可以观察到斜率的一定变化,但是在具体的振动信号中,这些特征往往难以被精确捕捉。同时,某些固有特征会贯穿加工过程始终,如特征频率,虽然在这些固有特征处信号特征会随着刀具磨损的加剧产生规律变化,但是复杂加工过程中多种因素耦合可能导致模型无法精确识别的到这些变化。而且从结果判断,模型没有将磨损初期的样本和剧烈磨损的样本彼此错误分类,这表明本文提出的方法可以很好地应对较长时间尺度上的时频空间建模和时空特性捕捉。结果表明,本文所提出的基于梅尔倒谱系数的迁移学习刀具磨损识别方法在 NASA 铣削数据集上效果良好。

为了更全面地评估模型性能,验证 MFCC 方法的有效性,本文使用宏平均精确率、宏平均召回率和宏平均 $F_{1-score}$ 综合评估模型。其中精确率 P 表示正样本结果中预测的准确性,用于衡量预测结果的可靠性,召回率 R 表示模型捕捉所有正样本的能力,而 $F_{1-score}$ 则时用于平衡精确率和召回率的综合指标。同时为了进一步验证 MFCC 方法的有效性,将 MFCC 生成的时频图替换为傅里叶变换(FFT)变换和小波变换(CWT)生成的时频图,输入后续框架中,其中小波变换选择 Morlet 小波基函数。最终对比结果如表 4 所示。

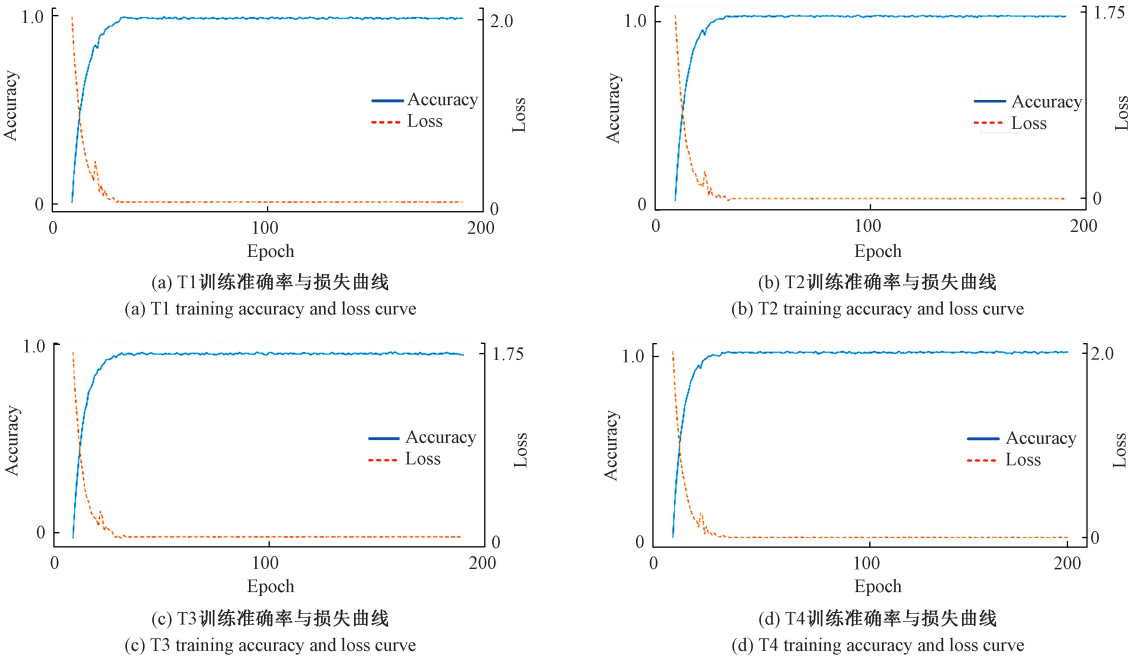


图 14 实验 T1~T4 训练准确率与损失曲线

Fig. 14 Training accuracy and loss curves of T1~T4

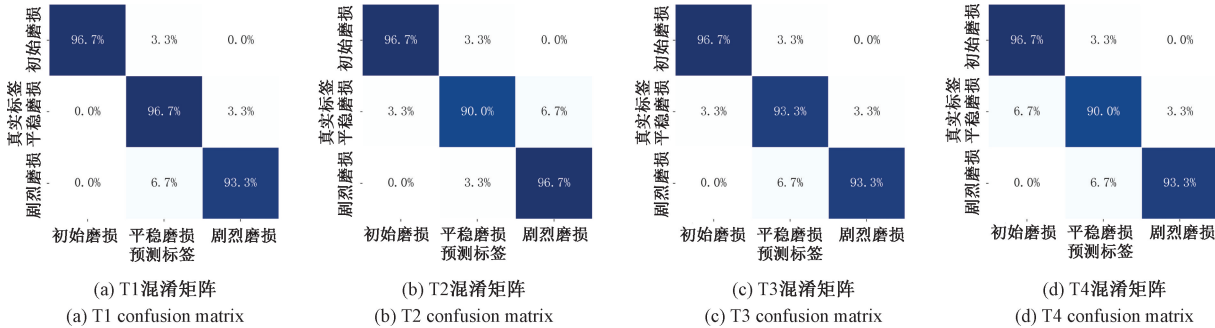


图 15 实验 T1~T4 混淆矩阵

Fig. 15 Confusion matrices of T1~T4

表 4 NASA 铣削数据集对比实验结果
Table 4 Results of comparative experiments
on NASA milling dataset

实验 编号	前处理方法	准确率/%	宏平均 精确率	宏平均 召回率	宏平均 $F_{1-score}$
T1	MFCC	95.57	0.957 3	0.955 6	0.955 9
	FFT	78.89	0.792 1	0.788 9	0.789 5
	CWT	83.33	0.834 3	0.833 3	0.833 7
T2	MFCC	94.47	0.944 4	0.944 4	0.944 2
	FFT	75.56	0.753 4	0.755 6	0.753 5
	CWT	85.56	0.856 6	0.856 6	0.856 9
T3	MFCC	94.44	0.945 1	0.944 4	0.944 6
	FFT	77.78	0.782 4	0.777 8	0.779 1
	CWT	84.44	0.852 6	0.844 4	0.846 6
T4	MFCC	93.33	0.933 7	0.933 3	0.933 3
	FFT	82.22	0.826 6	0.822 2	0.823 0
	CWT	85.56	0.858 1	0.855 6	0.856 4

由最终结果可以看出,当数据集设置和模型框架保持一致时,基于 MFCC 的方法拥有最好的性能,且模型整体保持稳定。FFT 侧重于提供全局频域信息,适合分析稳态信号,而加工过程中由刀具引起的振动信号往往是非平稳的瞬态信号,FFT 对瞬态特征的捕获能力不足,因此实验结果较差;CWT 提供时频双分辨率信息,适合分析非平稳信号,性能优于 FFT;本文提出的 MFCC 同样融合了时频特征,且将与加工过程密切相关的低频区域拉长,压缩了振动信号中的高频噪声,同时能够完成对长时间跨度的动态特性捕获,表现最佳。

2) 基于 CTB 铣削实际加工的试验验证

选取单个样本长度为 512,样本切片步长为 128,训练轮次设置为 200,迁移实验策略设置如表 5 所示。主要研究工件为 45#钢时,主轴转速和进给速度同时发生变化的情况下模型的迁移识别表现。

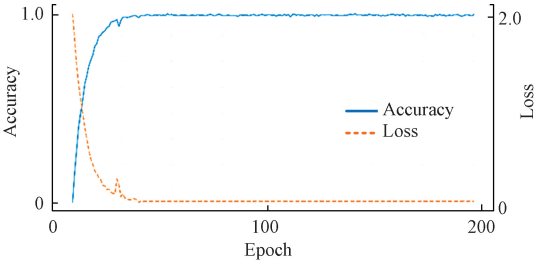
表 5 CTB 铣削加工数据的实验策略

Table 5 Experimental strategy for CTB milling dataset

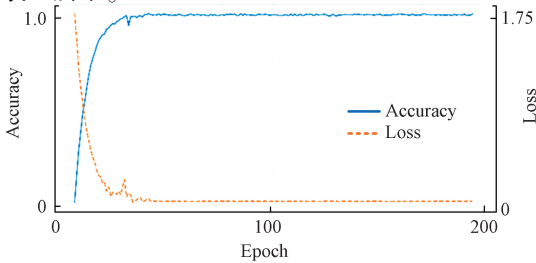
实验编号	训练集	测试集
T5	CTB1+0.7·CTB2	0.3·CTB2
T6	CTB2+0.7·CTB1	0.3·CTB1

实验 T5 和 T6 的训练结果如图 16 所示。由图 16(a)、(b)可知,实验 T5 和 T6 在约 35~40 步时收敛。实验整体结果与上述基于 NASA 铣削数据集得出的结果趋势相同:针对平稳磨损阶段的样本预测出错的情况相对较多,且初始磨损阶段和剧烈磨损阶段的样本同样均错误分类至平稳磨损阶段,而没有出现较大偏移。在实验 T5 中,模型最终将测试集初始磨损阶段较多的样本错误分类至了平稳磨损阶段,而在实验 T6 中,则将测试集中平稳磨损阶段较多的样本错误分类至了初始磨损阶

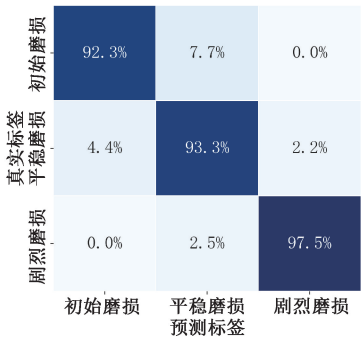
段,由图 11 和 12 可以观察到,CTB1 工况和 CTB2 工况下刀具不同磨损阶段的划分在初始磨损和平稳磨损阶段具有明显的偏移,CTB2 工况的处于初始磨损阶段的数据量明显更多,这也导致当模型首先在 CTB1 工况下进行预训练时,更多地学了 CTB1 工况下的分类模式,所以会将 CTB2 工况下应该处于初始磨损阶段的数据分类到了平稳磨损阶段,而在实验 T6 中则正好相反。因此,虽然我们采取了域自适应策略,但是数据本身固有的分布差异仍然会对分类结果有着一定的影响,最终导致分类结果更强的偏移性,不过这也从另一个侧面反映出,经过训练的模型掌握了相当程度的刀具磨损领域专业知识,最终依然取得了较高的准确率。同样将 MFCC 时频图替换为 FFT 时频图和 CWT 时频图进行对比实验,实验结果如表 6 所示。



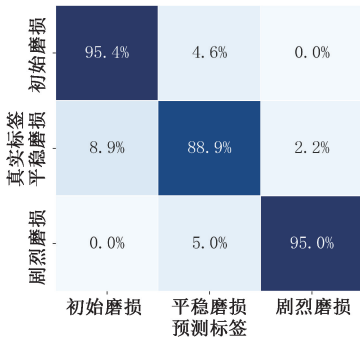
(a) T5训练准确率与损失曲线
(a) T5 training accuracy and loss curve



(b) T6训练准确率与损失曲线
(b) T6 training accuracy and loss curve



(c) T5混淆矩阵
(c) T5 confusion matrix



(d) T6混淆矩阵
(d) T6 confusion matrix

图 16 T5~T6 实验结果

Fig. 16 Experiments results of T5~T6

表 6 CTB 铣削加工数据对比实验结果

Table 6 Results of comparative experiments on CTB milling dataset

实验编号	前处理方法	准确率/%	宏平均精确率	宏平均召回率	宏平均 $F_{1-score}$
T5	MFCC	94.00	0.939 2	0.943 8	0.941 0
	FFT	84.37	0.838 3	0.844 6	0.841 1
	CWT	88.54	0.883 8	0.880 4	0.881 9
	MFCC	93.33	0.934 2	0.930 9	0.932 5
T6	FFT	81.23	0.807 4	0.803 2	0.804 9
	CWT	86.47	0.863 1	0.865 0	0.863 2

同样地,基于 MFCC 的方法具备最优秀的性能,在 CTB 铣削数据集上仍然能够有效地识别不同工况下的刀具磨损状态。

2.4 消融实验

为了进一步验证卷积注意力机制和域自适应策略对模型识别性能的影响,基于实验 T6,进行消融实验,实验设计及最终结果如表 7 所示。更直观的对比如图 17 所示。

由实验 AS2 可以明显得出,CBAM 注意力机制对模

表 7 消融实验设计及结果

Table 7 Ablation study design and results

实验编号	CBAM	MMD	伪标签生成及更新机制	准确率/%
AS1	✓	✓	✓	94.00
AS2		✓	✓	88.67
AS3	✓		✓	45.33
AS4	✓	✓		82.33

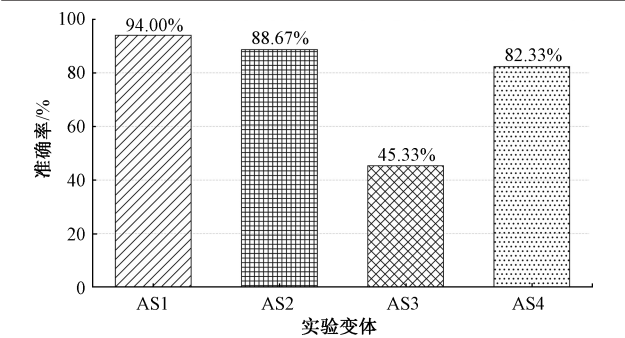


图 17 消融实验结果

Fig. 17 Ablation study results

型识别性能有 5.33% 的提升,这表明通道和空间注意力机制能够协同作用,强化模型捕捉加工过程中与刀具磨损密切相关的特征频带和时序动态变化特征。在实验 AS3 中,去除 MMD 损失函数导致模型性能在跨工况情况下大幅下降,且在这种情况下,模型几乎将目标域中所有的数据都分类为了初始磨损,这意味着由于没有结合 MMD 损失进行跨域适应,此时神经网络无法有效识别输入,最终选择了概率上能获得更低损失值的策略,但这种策略是无意义的。通过 AS4 实验,可以明显看出伪标签的生成和动态更新机制在跨工况场景下,可有效降低模型对标注数据的依赖,提升模型性能。最终,CBAM 机制和域自适应策略有机结合,从多维度帮助模型实现对刀具磨损状态地精确预测。

3 结 论

本文针对跨工况刀具磨损监测的难题,提出了一种基于梅尔倒谱系数和迁移学习的刀具磨损状态识别方法,得出如下结论。

1) 通过 MFCC 对振动信号进行处理,有效压缩高频噪声,强化中低频关键特征信息,把刀具磨损的时序演化过程直观映射为图像空间中的能量分布模式,提升了信号特征的鲁棒性和可分性。实验表明,MFCC 特征在跨工况场景下的分类准确率较传统 FFT 和 CWT 方法分别提升 9.63% 和 6.47%。

2) 构建了融合 CBAM 注意力机制和联合分布对齐的迁移学习模型。CBAM 模块通过通道与空间双重注意

力机制增强关键特征感知能力,而联合分布对齐框架结合交叉熵损失和 MMD 损失,实现了源域与目标域在特征空间和输出空间的双重对齐。自训练伪标签生成机制进一步提高了目标域无标注数据的利用效率。

3) 在 NASA 和 CTB 铣削数据的多工况迁移实验中,模型在进给量、切深及主轴转速变化的场景下均表现出优异的适应性。例如,在 NASA 数据集中,当进给量和切深变化时,模型测试准确率稳定在 94% 以上;在 CTB 铣削加工中,主轴转速和进给速度同时变化,准确率仍达到 93%。

本文的研究仍局限在工况变化跨度较小的情况,后续需要针对工况跨度更大的情况进行更深入的探讨,以刀具磨损状态识别为基础,还需要继续深入进行刀具寿命预测方面的研究。

参考文献

[1] DOU J, DONG H, ZHANG J, et al. An adaptive method of measuring the rake face wear of end mills based on image feature point set registration [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2023, 98: 149-158.

[2] FENG Y. A holistic approach for improving milling machine cutting tool wear prediction [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(24): 30329-30342.

[3] LIU J, WANG H, YANG W, et al. Tool wear prediction based on ball-end milling tool milling area [J]. Mechanisms and Machine Science, 2024(169): 95-10.

[4] AMIRNASIRI A, SHAFIEI HAGHSHENAS M, PARVIN N. Damaging of cemented carbide end mill with different grain sizes: Experimental and simulation [J]. Rare Metals, 2021, 40(3): 671-678.

[5] SCHWENZER M, STEMMLER S, AY M, et al. Model predictive force control in milling based on an ensemble Kalman filter [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2022, 33(7): 1907-1919.

[6] ZHANG P SH, WANG H J, YUEY B. Sensorless prediction of notch wear in Ti6Al4y ball end milling based on cutting edge geometry and thermo-mechanical coupling [J]. Wear, 2025: 206485.

[7] 李悦,谢恒,周公博,等. 基于半监督贝叶斯 Transformer 的刀具磨损软测量及不确定性分析方法 [J]. 中国机械工程, 2024, 35(11): 2015-2025.

LI Y, XIE H, ZHOU G B, et al. Tool wear soft measurement and uncertainty analysis method based on semi-supervised bayesian transformer [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(11): 2015-2025.

[8] QIN Y, LIU X, YUE C, et al. Tool wear identification and prediction method based on stack sparse self-coding network [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 72-84.

- [9] LI Z X, LIU X H, INCECIK A, et al. A novel ensemble deep learning model for cutting tool wear monitoring using audio sensors[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, 79: 233-249.
- [10] DUAN J, HU C, ZHAN X, et al. MS-SSPCANet: A powerful deep learning framework for tool wear prediction[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 78: 102391.
- [11] NIU M, LIU K, WANG Y. A semi-supervised learning method combining tool wear laws for machining tool wear states monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 224: 112032.
- [12] 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. Fault diagnosis method for gas turbine rotor based on multi-channel convolutional neural network and transfer learning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(3): 132-140.
- [13] ZHAO J, LU P, DU C, et al. Active fault-tolerant strategy for flight vehicles: Transfer learning-based fault diagnosis and fixed-time fault-tolerant control[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 60(1): 1047-1059.
- [14] 乔琦,王红军,马康,等. 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[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(11): 40-47.
- QIAO Q, WANG H J, MA K, et al. Gas turbine rotor fault diagnosis based on improved denseNet-ViT joint network and transfer learning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(11): 40-47.
- [15] YUEY B, WANG H J, ZHANG P S, et al. Anomaly detection method for gas turbines based on single-condition training with zero-fault sample[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 224: 112209.
- [16] CHEN J, WANG H, LI Y, et al. Real-time asphalt pavement ice detection and annotation with a Transformer-based model framework[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 152: 110758.
- [17] SOARES E F S, CAMPOS C A V. Self-supervised learning of monocular depth estimators in autonomous vehicles with federated learning[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 151: 110572.
- [18] LU H, LU C, WANG H, et al. Scenario-level knowledge transfer for motion planning of autonomous driving via successor representation[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 169: 104899.
- [19] 王一帆,孙江,杨恒,等. 基于深度迁移学习的跨工况在线刀具磨损预测[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2025(1): 160-164.
- WANG Y F, SUN J, YANG H, et al. Online tool wear prediction across operating conditions based on deep transfer learning[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2025, (1): 160-164.
- [20] 周建民,王云庆,杨晓彤,等. 基于迁移学习与残差网络的刀具磨损状态监测[J]. *机床与液压*, 2023, 51(18): 215-220.
- ZHOU J M, WANG Y Q, YANG X T, et al. Tool wear condition monitoring based on transfer learning and residual network[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2023, 51(18): 215-220.
- [21] 熊飞,李海平,王龙,等. 基于梅尔频率倒谱系数和深度置信网络的变工况机械设备故障诊断策略[J]. *机电工程*, 2026, 43(3): 619-626.
- XIONG F, LI H P, WANG L, et al. Fault diagnosis strategy for machinery under variable operating conditions based on mel frequency cepstral coefficients and deep belief network[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2026, 43(3): 619-626.
- [22] 尚前明,蒋婉莹,周毅,等. 基于 MPDCNN 的强噪声环境下船舶电力推进器齿轮箱故障诊断方法[J]. *中国舰船研究*, 2025, 20(2): 30-38.
- SHANG Q M, JIANG W Y, ZHOU Y, et al. Fault diagnosis method for ship electric propulsion gearbox under strong noise environment based on MPDCNN[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2025, 20(2): 30-38.

作者简介



葛恒林,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。

E-mail: 2023020142@bistu.edu.cn

Ge Henglin is now a M. Sc. candidate at Beijing Information Science and Technology University. His main research interest includes intelligent manufacturing.



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: wanghongjun@bistu.edu.cn

Wang Hongjun (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. She is now 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.