

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.03.022

变工况异源域刀具磨损均衡联合分布适配识别

李晓光, 张立恒

(河北省科技工程学校, 河北 保定 071030)

摘要:为提高变工况异源域样本情况下刀具磨损度识别准确率,提出基于均衡联合分布适配的刀具磨损度识别算法。分析刀具磨损机制和磨损过程特点,从多个域构造刀具磨损特征空间;针对边缘分布差异和条件概率分布差异未知导致的分布适配关注度无法确定的问题,提出均衡联合分布适配方法,实现源域和目标域的最佳适配效果。将均衡联合分布适配和 KNN 算法应用于变工况刀具磨损度识别。经实验验证,均衡联合分布适配和 KNN 迭代的识别准确率均值为 92.59%,比 JDA+KNN 方法提高了 17.28 个百分点。实验结果证明了均衡联合分布适配在异源域刀具磨损度识别中的优越性。

关键词:刀具磨损度;均衡联合分布适配;变工况;异源域样本;迭代识别

中图分类号:TH164 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)03-0110-06

Tool Wear Identification Based on Balanced Joint Distribution Adaptation in Different Source Regions under Variable Working Conditions

LI Xiaoguang, ZHANG Liheng

(Hebei Science and Technology Engineering School, Baoding 071030, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of tool wear identification in the case of variable working conditions and heterogeneous samples, a tool wear identification algorithm based on balanced joint distribution adaptation is proposed. The tool wear mechanism and wear process characteristics are analyzed, and the tool wear feature space is constructed from multiple domain. To cope with the failure in determining the distribution adaptation concern due to the difference of edge distribution and the difference of conditional probability distribution, an equilibrium joint distribution adaptation method is proposed to achieve the optimal adaptation effect of the source domain and target domain. The balanced joint distribution adaptation and KNN algorithm are applied to the identification of tool wear under variable working conditions. The experiment verifies that the average recognition accuracy of balanced joint distribution adaptation and KNN iteration is 92.59%, 17.28 per cent higher than that of JDA+KNN method, indicating that the balanced joint distribution adaptation has advantages in tool wear identification in different regions.

Keywords: tool wear; balanced joint distribution adaptation; variable working conditions; samples of different source regions; iterative identification

0 引言

切削加工是制造业的基础加工方式,在切削加工过程中,刀具会伴随有磨粒磨损、疲劳磨损等^[1]。刀具过度磨损会严重影响工件质量,甚至造成机械损坏。传统依赖人工经验的磨损度识别方法无法在线进行,难以精准掌握换刀时间^[2-3]。因此研究刀具磨损度在线检测方法可以有效掌握换刀时间,实现刀具使用寿命和使用价值的最大化。

刀具磨损度的识别方法可以分为直接法和间接法。直接法是基于刀具磨损图像,通过机器视

觉学习计算刀具磨损量^[4-5]。文献[6]研发了磨损区域自动识别方法,并基于神经网络计算像素数和磨损度之间的相关性,经验证该系统识别误差仅为 6.7%。文献[7]基于低质量图片,使用傅里叶变换和区域自适应生长算法实现了磨损量的自动测量,能够有效检测刀具磨损状态。刀具磨损度检测的直接法存在两个问题,一是对图像采集设备精度要求较高,使得设备成本较高;二是图像采集法需要机床停转,严重影响生产加工效率。间接法是一种基于传感器和数据处理的磨损度识别方法^[8-9],常用传感器包括振动传感器、声发射传感器,数据处理方法包括神经网络、模糊推理、

基金项目:广东省科学技术委员会基金项目(cstc2015jcsfA90002)

第一作者简介:李晓光(1982—),男,河北广宗人,副教授,学士,研究方向为机械制造和汽车教育,240087192@qq.com。

马尔可夫模型等。文献[10]使用 GAF 编码技术将振动信号图像化,并使用卷积神经网络自适应提取图像和振动信号特征,实现了较高精度的刀具磨损度识别。文献[11]针对 7075-T6 混合铝合金复合材料铣削过程采集声压信号,通过神经网络和专家系统有效检测了刀具磨损度。由于刀具磨损度的间接测量法能够实现在线检测,因此得到了广泛应用。

上述研究成果取得了较高的刀具磨损度识别精度,但是只适用于固定加工条件下具有同分布样本的情况,对于变加工条件下异源域样本的刀具磨损识别问题,上述研究成果的泛化能力较差。针对这一问题,本文以迁移学习为理论基础,研究了基于均衡联合分布适配的变工况刀具磨损度识别方法,并通过实验验证了该方法的识别准确性。

1 基础知识

1.1 刀具磨损机制及过程

从时间轴上看,刀具磨损分为初期磨损、中期磨损(也称正常磨损)、后期磨损(也称加速磨损)3个阶段^[12-13]。在不同磨损阶段,刀具磨损量随时间的变化过程如图1所示。在初期阶段,由于刀具表面粗糙、涂料不均等原因,所以刀具初期磨损较快;在中期阶段,刀具处于平稳磨损状态,所以磨损趋势平缓;在后期阶段,刀具已经接近其使用寿命,所以刀具磨损剧烈。

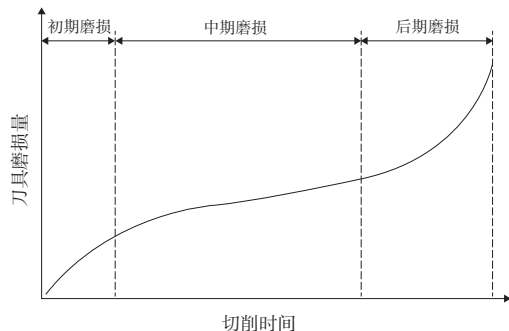


图1 刀具磨损过程

刀具在不同加工参数下的磨损度变化规律不一致,也就是说不同加工参数下的刀具磨损度属于不同分布。因此,需研究一种能够解决不同分布样本的分类问题。

1.2 迁移学习

对于不同分布样本的分类问题,迁移学习可以将 D_1 领域中的知识迁移到 D_2 领域中,从而增加 D_2 领域的分类准确率^[14-15],如图2所示。

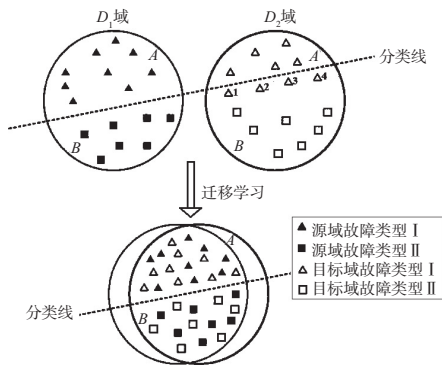


图2 迁移学习效果

领域 D 由两个关键信息组成,分别为特征空间 X 和边缘概率分布 $P(X)$,即 $D = \{X, P(X)\}$ 。训练集样本域称为源域 D_s ,测试集样本域称为目标域 D_t 。假设源域 D_s 中具有 N_s 个标签样本,其中样本 x_i^s 的标签记为 y_i^s ,则源域样本集 $A_s = (x_i^s, y_i^s) | N_{i=1}^s$;假设目标域 D_t 中具有 N_t 个无标签样本,其中第 i 个样本记为 x_i^t ,其待识别标签为 y_i^t ,则目标域样本集 $A_t = (x_i^t, y_i^t) | N_{i=1}^t$ 。通过领域适配,由源域 D_s 训练得到的分类模型 $f(\cdot)$,可以实现目标域识别标签 $f(X_t)$ 的准确率最大。

1.3 特征空间构造

领域 D 的特征空间 X 由刀具的特征参数构造而成,本节从时域、频域、时频域中提取特征构造特征空间。

时域是数据分析最直接的领域,从时域中提取均值、绝对均值、峭度、峰值指标、波形指标等5个特征参数。

频域是时域经傅里叶变换得到的数据域,选择频率均值、标准偏差频率、中心频率等3个特征参数参与空间构造。

时频域由时域信号经小波分解后得到,使用的基小波为 db3 小波,分解层数为3层,得到8个小波分量,计算8个小波分量的能量均值,将此8个小波分量的能量均值作为特征参数。

综上所述,共得到时域、频域、时频域共16个特征参数构造出特征空间。

2 改进均衡适配的刀具磨损度识别

2.1 改进的联合分布适配

传统均衡适配方法包括 MDA 法、CDA 法和联合分布适配(joint distribution adaptation, JDA),但是 MDA 法仅关注边缘分布差异,CDA 法仅关

注条件概率分布差异,JDA法兼顾了边缘分布差异和条件概率分布差异,但是对两者的关注度完全一致,对于边缘分布差异程度、条件概率分布差异程度未知的情况明显是不适用的。

针对上述问题,本节提出一种改进的联合分布适配方法,称为均衡联合分布适配(balanced joint distribution adaptation, BJDA)。由于边缘分布差异和条件概率分布差异程度均未知,因此使用一个平衡因子 $\mu \in [0, 1]$,用于平衡对边缘概率分布和条件概率分布的关注度,即

$$d(D_s, D_t) = (1-\mu) \cdot \|P(X_s), P(X_t)\| + \mu \cdot \|P(Y_s | X_s), P(Y_t | X_t)\| \quad (1)$$

式中: $d(D_s, D_t)$ 为源域和目标域之间的综合差

异度(也叫距离); $\|P(X_s), P(X_t)\|$ 为边缘分布差异度; $\|P(Y_s | X_s), P(Y_t | X_t)\|$ 为条件概率分布差异度; $\mu \rightarrow 0$ 表示更加关注域间的边缘分布, $\mu \rightarrow 1$ 表示更加关注域间的条件概率分布。在边缘分布差异和条件概率分布差异程度均未知的情况下,通过迭代调整 μ ,可以实现 $\min d(D_s, D_t)$ 的目标。

由文献[16]研究成果可知,可以通过变换矩阵 A 将源域和目标域映射至再生核希尔伯特空间(简称RKHS空间),在RKHS空间中使用源域和目标域的最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)对两域差异性进行度量,即

$$\|P(X_s), P(X_t)\| = \left\| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} x_{si} - \frac{1}{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} x_{tj} \right\|_R^2, \|P(Y_s | X_s), P(Y_t | X_t)\| = \sum_{c=1}^C \left\| \frac{1}{n_c} \sum_{x_{si} \in D_s^{(c)}} x_{si} - \frac{1}{m_c} \sum_{x_{tj} \in D_t^{(c)}} x_{tj} \right\|_R^2 \quad (2)$$

式中: R 表示RKHS空间; $D_s^{(c)}, D_t^{(c)}$ 分别为源域和目标域的第 c 类域; C 为域类别数量; m_c 为目标域第 c 类域 $D_t^{(c)}$ 的样本数量; n_c 为源域第 c 类域 $D_s^{(c)}$ 的样本数量。

将式(2)代入式(1),可将源域和目标域间的综合差异度转化为

$$d(D^s, D^t) = (1-\mu) \left\| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} x_{si} - \frac{1}{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} x_{tj} \right\|_R^2 + \mu \sum_{c=1}^C \left\| \frac{1}{n_c} \sum_{x_{si} \in D_s^{(c)}} x_{si} - \frac{1}{m_c} \sum_{x_{tj} \in D_t^{(c)}} x_{tj} \right\|_R^2 \quad (3)$$

综合上述分析,改进的均衡联合分布适配是通过迭代调整 μ 值,求解变换矩阵 A ,实现两域间综合差异度最小,即 $\min d(D^s, D^t)$ 。下面对变换矩阵 A 的求解方法进行推导。

分析式(3)可知,式中 $c=0$ 表示边缘分布适配, $c \neq 0$ 表示条件概率分布适配。则目标函数(即式(3))可进一步转化为

$$\min \frac{\sum_{c=0}^C \text{trace}(A^T X[(1-\mu)M_0 + \mu \sum_{c=1}^C M_c] X^T A) + \lambda PAP_F^2}{A^T X H X^T A} \quad (4)$$

式中: $\text{trace}()$ 表示矩阵的迹; M_0 为边缘分布的最大均值差异矩阵; M_c 为条件概率分布的最大均值差异矩阵; X 为所有样本组成的矩阵; H 为中心矩阵; PAP_F 为矩阵 A 的 F 范数; λ 为正则项系数。其中 M_0 和 M_c 构造为:

$$\begin{cases} (M_0)_{ij} = \begin{cases} 1/N_s^2 & x_i, x_j \in D_s \\ 1/N_t^2 & x_i, x_j \in D_t \\ -1/N_t N_s & \text{其他} \end{cases} \\ (M_c)_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_c^2} & x_i, x_j \in D_s^{(c)} \\ \frac{1}{m_c^2} & x_i, x_j \in D_t^{(c)} \\ -\frac{1}{m_c n_c} \begin{cases} x_i^s \in D_s^{(c)} & x_j^s \in D_t^{(c)} \\ x_i^t \in D_t^{(c)} & x_j^t \in D_s^{(c)} \end{cases} & \text{其他} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

使用变换矩阵 A 将源域和目标域转换到RKHS空间时,要求转换前后序列方差不变,即等式 $A^T X H X^T A = I$ 成立,其中 I 为单位矩阵。再结合瑞丽熵的性质,可以将式(4)转化为约束优化问题,即

$$\begin{aligned} \min \text{trace}(A^T X[(1-\mu)M_0 + \mu \sum_{c=1}^C M_c] X^T A) + \lambda PAP_F^2 \\ \text{s.t.} \quad A^T X H X^T A = I \end{aligned} \quad (6)$$

通过Lagrange法将式(6)转化为无约束的优化问题,即

$$\begin{aligned} \min L = \text{trace}(A^T X[(1-\mu)M_0 + \mu \sum_{c=1}^C M_c] X^T A) + \\ \lambda PAP_F^2 + \phi \cdot \text{trace}[(I - A^T X H X^T A)] \end{aligned} \quad (7)$$

式中: ϕ 为Lagrange算子矩阵,形式上为对角矩阵; L 为无约束优化函数。

使用导数求极值的方法,要求 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{A}}=0$,将 L 表达式代入,得

$$\{X[(1-\mu)\mathbf{M}_0 + \mu \sum_{c=1}^C \mathbf{M}_c]X^T + \lambda I\}\mathbf{A} = \mathbf{X}\mathbf{H}\mathbf{X}^T\mathbf{A}\boldsymbol{\phi} \quad (8)$$

求解式(8)可以得到变换矩阵 $\mathbf{A}$ 及源域和目标域综合差异度 $d(D^*, D')$ 。

2.2 基于KNN算法的标签分类

K近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法的最大优势在于无需任何先验知识,因此应用极为广泛。KNN算法首先扫描全部样本集,挑选出与待分类样本最近的 k 个训练样本,而后通过“少数服从多数”的投票法确定其类别。

在KNN算法中, k 值的选取对分类效果影响较大,本文使用经验值将其确定为 $k=7$ 。样本间相似度基于样本间距离进行度量,为了充分利用每个特征之间的差异性,使用具有全局性且最为直观的欧式距离对样本相似度度量。

分类规则使用投票法,即少数服从多数的原则。也就是将样本 $\mathbf{X}$ 最近邻中 k 个样本的最多数类作为样本 $\mathbf{X}$ 的类别标签,为

$$y = \operatorname{argmax}(y(\mathbf{X}_{\text{near}})) \quad (9)$$

式中: y 为类别标签; $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 为样本 $\mathbf{X}$ 近邻的 k 个样本集合; $y(\mathbf{X}_{\text{near}})$ 为近邻样本 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 的类别标签。

2.3 基于均衡联合适配的刀具磨损度迭代识别

基于均衡联合分布适配法和KNN聚类原理,制定刀具磨损度的迭代识别流程如下:

Step1,采集刀具在不同加工参数下工作过程中的振动信号;

Step2,提取振动信号的特征参数,得到源域样本特征空间和对应标签、目标域样本特征空间等;

Step3,使用KNN算法进行聚类,并对目标域样本进行初步分类,计算源域和目标域之间的MMD距离;

Step4,按照1→0顺序、步长为0.01的方法更新 μ 值,重新构造 $\mathbf{M}_0$ 和 $\mathbf{M}_c$,并计算出变换矩阵 $\mathbf{A}$;

Step5,使用变换矩阵 $\mathbf{A}$ 将源域和目标域映射到RKHS空间,在RKHS空间重新训练KNN算法,并计算 μ 值对应的MMD距离;

Step6,当 μ 值按照范围和步长更新完毕后,迭代过程结束。选择MMD距离最小时的 μ 值和

分类结果作为目标域样本的类别标签。

3 实验分析与验证

3.1 变工况异源域刀具磨损数据采集与设置

选用NASA刀具铣削数据对本文理论进行验证。该实验在MC-510V加工中心上进行,共设置了5个传感器,其中2个声发射传感器分别放置于主轴和工作台上、2个振动传感器也分别放置于主轴和工作台上、1个电流传感器测量主轴电机电流信号,传感器布置与检测示意图如图3所示。图中数据采集频率为250 Hz,一次走刀采集9 000个数据,实验刀具为KC710型立式端面铣刀,工件为铸铁材料。

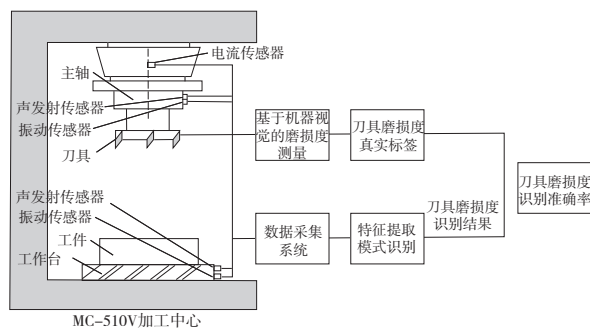


图3 传感器布置与检测示意图

NASA铣削数据集共包括8种加工参数组合下的样本数据,本节从中选择3种加工参数组合的27次走刀数据进行分析,并基于主轴和工作台上的振动传感器信号识别刀具磨损度。3种加工参数组合如表1所示。

表1 加工参数组合

参数组合	切削深度/mm	进给量/(mm/r)	主轴转速/(r/min)
1	1.50	0.50	826
2	0.75	0.25	
3	0.75	0.50	

刀具磨损度标签按照ISO3685国际标准规定执行,当刀具后刀面磨损值在 $[0, 0.15]$ mm时,为初期磨损(类别1);磨损值在 $[0.15, 0.40]$ mm时,为中期磨损(类别2);磨损值在 $[0.40, +\infty]$ mm时,为后期磨损(类别3)。

对3种加工参数下27次走刀数据进行特征提取,每次走刀数据长度为9 000,截取其中长度为7 000的平稳数据段进行分析,无重复性地每1 024个采样点作为1个样本,每次走刀可以得到

6个样本。则27次走刀可以得到162个样本,每个样本由工作台振动信号的16个特征和主轴振动信号的16个特征组成,即每个样本特征空间为32维。

3.2 适配效果分析

为了对比异源域样本的分布适配效果,以刀

具初期磨损阶段样本为例,同时使用BJDA和文献[17]JDA两种方法进行分布适配,适配前两个域的特征概率分布、JDA适配后在RKHS空间的特征概率分布、BJDA适配后在RKHS空间的特征概率分布如图4所示。

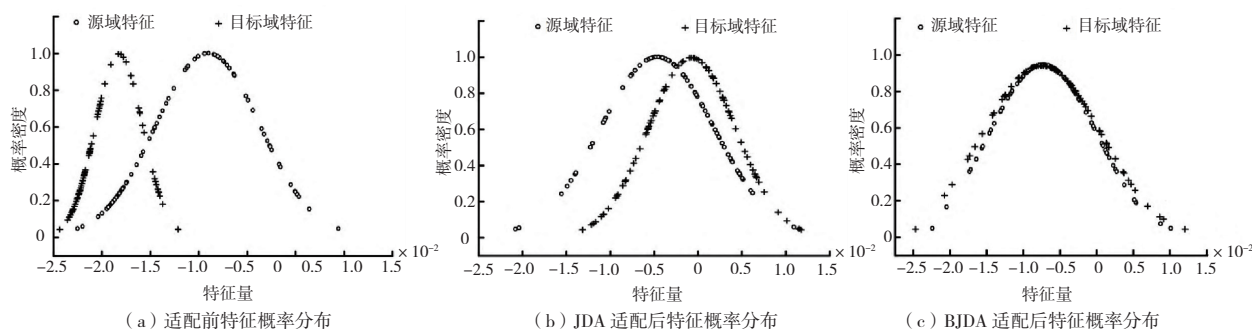


图4 分布适配效果

由图4可以看出,与适配前源域和目标域特征概率分布差异性相比,经JDA和BJDA适配后,源域和目标域特征概率分布差异性均明显减小,而BJDA适配后源域和目标域的特征分布差异性远小于JDA适配。这是因为JDA法对边缘分布差异和条件概率分布差异的关注权重一致,而BJDA使用权重 μ 值扫描的方式确定出最优权重,在边缘分布差异和条件概率分布差异未知的情况下非常适用,能够给出最合理的关注度分配方式。

3.3 刀具磨损度识别准确率分析

按照3.1节变工况异源域数据样本的设置方法,每种参数组合下选择54个样本,这54个样本分别为初期、中期、后期磨损样本各18个。设置3种变工况异源域数据样本,分别为:

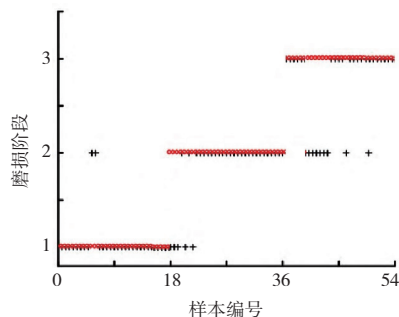
情况1,参数组合1和2的108个样本为源域样本,参数组合3的54个样本为目标域样本;

情况2,参数组合2和3的108个样本为源域样本,参数组合1的54个样本为目标域样本;

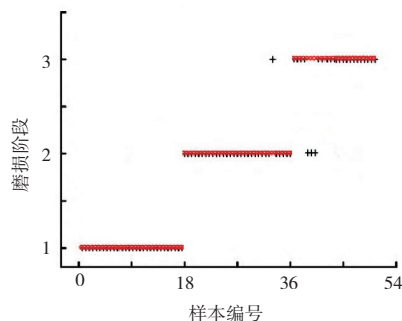
情况3,参数组合1和3的108个样本为源域样本,参数组合2的54个样本为目标域样本。

分别使用JDA+KNN方法、BJDA+KHH迭代两种方法进行刀具磨损度识别,以情况1为例,结果如图5所示。

由图5可以看出,在情况1中BJDA+KNN迭代的识别准确率明显高于JDA+KNN方法。为了全面比较两种方法的识别性能,计算情况1、情况2、情况3使用JDA+KNN方法、BJDA+KNN迭代的识别准确率,如表2所示。



(a) JDA+KNN 识别结果



(b) BJDA+KNN 迭代识别结果

图5 刀具磨损度识别结果

表2 刀具磨损度识别准确率 单位:%

方法	情况1	情况2	情况3	均值
JDA+KNN	72.22	75.93	77.78	75.31
BJDA+KNN	92.59	94.44	90.74	92.59

由表2可知,在3种变工况异源域样本的磨损度识别中,BJDA+KNN迭代的识别准确率均值为92.59%,比JDA+KNN方法的准确率高了17.28

个百分点,说明 BJDA+KNN 迭代在变工况异源域刀具磨损识别中具有更高精度。这是因为在边缘分布差异和条件概率分布差异均未知的情况下,通过反复迭代确定出最优平衡因子 μ ,从而对边缘分布差异和条件概率分布差异确定出最优关注度,能够最有效地实现源域和目标域特征分布适配,从而提高变工况异源域条件下的识别准确率。

4 结语

本文研究了变工况异源域样本条件下刀具磨损度识别问题,给出了刀具磨损特征空间构造方法。提出了基于均衡联合分布适配的刀具磨损度识别方法,经实验验证得出以下结论:

1) 在边缘分布差异和条件概率分布差异均未知的情况下,通过迭代优化对两种差异性的关注度,可以有效提高源域和目标域的适配效果;

2) 在变工况异源域样本的刀具磨损度识别中,均衡联合分布适配的识别准确率高于联合分布适配,说明改进策略可以有效提高迁移学习效果。

参考文献:

- [1] 孔前程,陈堂艳,魏伟. 基于 GWO-VMD 的铣削刀具磨损状态监测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(3):187-191,198.
- [2] KUNTO ĞLU M, SA Ğ LAM H. Investigation of progressive tool wear for determining of optimized machining parameters in turning [J]. Measurement, 2019,140:427-436.
- [3] 郭佳乐,李选祥,盖靖琪. 高速切削加工中心刀库自动换刀系统的稳定性优化与维护[J]. 装备维修技术,2024(5):50-52.
- [4] 苏进发. 基于机器视觉的数控刀具磨损检测[D]. 厦门:厦门理工学院,2022.
- [5] 刘红军,胡轶玮,韩文杰. 基于 VMDFK 和图像编码技术 CNN 网络刀具磨损状态识别[J]. 中国工程机械学报,2024,22(1):94-100.
- [6] MIKOŁAJCZYK T, NOWICKI K, KŁODOWSKI A, et al. Neural network approach for automatic image analysis of cutting edge wear [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 100-110.
- [7] 邓晓鹏,胡小锋. 基于机器视觉的车铣刀具磨损检测方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(10): 105-108,114.
- [8] MARTÍNEZ-ARELLANO G, TERRAZAS G, RATCHEV S. Tool wear classification using time series imaging and deep learning [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104(9): 3647-3662.
- [9] 吴洪宇,徐冠华,唐波,等. 基于 MCADBO-SVM 的刀具磨损状态监测方法[J]. 机床与液压, 2025, 53(5): 64-74.
- [10] 滕瑞,黄海松,杨凯,等. 基于图像编码技术和卷积神经网络的刀具磨损值在线监测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(4): 1042-1051.
- [11] SHANKAR S, MOHANRAJ T, RAJASEKAR R. Prediction of cutting tool wear during milling process using artificial intelligence techniques [J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2019, 32(2): 174-182.
- [12] ZHU K P, LI X, LI S S, et al. Physics-informed hidden Markov model for tool wear monitoring [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 72: 308-322.
- [13] HAHN T V, MECHEFSKE C K. Self-supervised learning for tool wear monitoring with a disentangled-variational-autoencoder [J]. International Journal of Hydromechatronics, 2021, 4(1): 69.
- [14] RAFFEL C, SHAZEER N M, ROBERTS A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer [J]. J. Mach. Learn. Res., 2020, 21(140): 1-67.
- [15] 李世昌,徐超,汪永超. 基于个性化联邦迁移学习的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(3): 145-149.
- [16] LONG M S, WANG J M, DING G G, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation [C] // 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013: 2200-2207.
- [17] 许丹,李游,李贺龙. 基于联合分布适配的智能电表运行状态评价[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(4): 674-681.

收稿日期:2023-11-22