

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2024.11.011

# 基于多传感器多元特征融合决策的铣刀磨损辨识方法\*

贺明茹<sup>1,2</sup>, 吴双峰<sup>2\*</sup>, 李萌<sup>2</sup>, 张威<sup>1,2</sup>

(1. 宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211; 2. 中国机械总院集团 宁波智能机床研究院有限公司, 浙江 宁波 315700)

**摘要:** 针对铣削加工过程中刀具磨损预测准确率低、单一传感器覆盖特征缺乏对照的问题, 提出了一种结合粒子群优化(PSO)-最小二乘支持向量机(LS-SVM)算法与多传感器特征的刀具磨损判断方法。首先, 构建了以振动、切削力和声发射为刀具磨损监测信号的磨损辨识系统; 然后, 采用时域特征: 最大值  $p1$ 、均方根  $p2$ 、标准差  $p3$ 、绝对值均值  $p4$  结合小波频段能量特征分析的方法进行了铣削加工信号分析, 采用 PSO-LS-SVM 算法建立了刀具磨损状态识别模型和刀具磨损量预测模型; 最后, 通过时域与小波分析, 从采集到的振动、切削力及声发射信号中提取了 71 维信号特征, 并优化降维至 24 维; 以 24 维特征作为输入, 刀具磨损状态和刀具磨损量为输出, 对该刀具磨损识别及预测算法进行了验证。研究表明: 基于 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损状态辨识模型在多传感器特征方面的磨损识别准确率为 99.39%, 相比单传感器特征, 其识别准确率更高; 刀具磨损量预测模型的预测精度达到了 99.75%, 相比其他模型, 平均准确率提高了 8.02%。

**关键词:** 刀具磨损监测; 多传感器特征; 特征提取; 粒子群优化; 最小二乘支持向量机; 磨损识别与预测

中图分类号: TH117.1; TG71

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2024)11-2019-10

## Milling cutter wear recognition method based on multi-sensor multi-eigenvalues fusion decision

HE Mingru<sup>1,2</sup>, WU Shuangfeng<sup>2</sup>, LI Meng<sup>2</sup>, ZHANG Wei<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China; 2. Ningbo Academy of Intelligent Machine Tool Co., Ltd., China Academy of Machinery, Ningbo 315700, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low accuracy of tool wear prediction and lack of comparison of single sensor coverage features in milling process, a tool wear judgment method combining particle swarm optimization (PSO)-least squares support vector machine (LS-SVM) algorithm and multi-sensor eigenvalues was proposed. Firstly, a tool wear recognition system using vibration, cutting force and sound emission as tool wear monitoring signals was constructed. Then, the time domain eigenvalues: maximum  $p1$ , root mean square  $p2$ , standard deviation  $p3$ , absolute mean value  $p4$  combined with the wavelet frequency band energy eigenvalues were used to analyze the milling processing signals. The recognition model of tool wear state and the prediction model of tool wear value were established by PSO-LS-SVM algorithm. Finally, through the process of time domain and wavelet analysis, the 71-dimensional signal eigenvalues were extracted from the vibration, milling force and acoustic emission signals, and the dimensionality was reduced to 24. With 24 dimensional eigenvalues as input, tool wear state and tool wear value as output, the tool wear recognition and prediction algorithm were verified. The research results show that the tool wear state recognition model based on PSO-LS-SVM algorithm has a wear identification accuracy of 99.39% on multi-sensor features, which is higher than that of single sensor features. The prediction accuracy of the tool wear prediction model reaches 99.75%, which is 8.02% higher than that of other models.

**Key words:** tool wear monitoring; multi-sensor eigenvalues; eigenvalues extraction; particle swarm optimization (PSO); least squares support vector machine (LS-SVM); wear recognition and prediction

收稿日期: 2024-03-21

基金项目: 宁波市科技创新 2025 重大专项(2022Z047)

作者简介: 贺明茹(1996-), 女, 陕西西安人, 硕士研究生, 主要从事精密加工与智能检测方面的研究。E-mail: 1678469164@qq.com

通信联系人: 吴双峰, 男, 博士, 研究员, 硕士生导师。E-mail: wsf010@126.com

## 0 引 言

随着工业界对精密零件加工质量和效率的需求不断增加,刀具磨损智能监测技术也已取得了较大的突破,这对提高生产效率和降低制造成本具有重要意义<sup>[1]</sup>。研究表明,采用准确可靠的刀具磨损监测技术,可使机床利用率提高 1.5 倍,最高可提升 50% 的切削速度,并使总加工成本降低 30% 左右<sup>[2]</sup>。

目前,单一传感器检测主要检测振动、切削力<sup>[3]</sup>、电流和功率<sup>[4]</sup>、声发射<sup>[5]</sup>、工件表面图像<sup>[6-7]</sup>等;但单一传感器信号缺乏参照,不能用于准确判断刀具的磨损。

多传感器监测技术采用多维度信息互补方法,以实现更高精度的过程故障识别目的。

史靠军等人<sup>[8]</sup>采用振动监测技术结合频域分析的方法,通过分析功率谱的频带能量、过齿频率基频等特征,提出了基于功率谱特征并结合加工质量的监测方法;但加工振动信号受到机床自身颤振影响,无法保证刀具磨损识别的准确率。张学忱、周兆锋等人<sup>[9-10]</sup>采用声发射监测技术结合小波分析的方法,通过分析声发射信号均方根和小波能量特征,发现了声发射信号均方根(root mean square, RMS)值结合小波包能量特征,可适用于刀具磨损状态监测;但声发射信号衰减快,且设备昂贵,目前还难以在工业上普及。MEHDI N 等人<sup>[11]</sup>采用切削力监测技术结合力学模型分析的方法,通过研究切削力模型系数,提出了基于切削力模型系数的刀具磨损监测方法;这种方法虽不受制于切削条件,但测量设备昂贵且实时性差,难以在工业大规模应用。AKBARI A 等人<sup>[12]</sup>采用电信号监测技术结合谐波分析的方法,通过研究刀具磨损的非线性谐波畸变,提出了利用电流信号的总谐波失真和峰值因子,从而获得刀具磨损的方法;但电流信号监测受电网电压稳定性的影响,同时,监测采样频率低于刀具实时频率,从而难以实时获取刀具磨损状态。

以上学者对单传感器中的传感器特征与刀具磨损进行了研究。但实际加工过程中,条件复杂,并且存在大量的随机干扰,靠单一传感器难以准确反映刀具磨损状态。

一些学者对应用于故障诊断领域的支持向量机(support vector machine, SVM)算法进行了研究。

GUAN Shu-yue 等人<sup>[13]</sup>采用小波包分析方法与 SVM 算法,通过研究电机齿轮箱的振动信号特征,提出了基于小波包分析与 SVM 的故障诊断方法,为刀具磨损识别提供了新思路;但该方法利用振动信号获得信号特征,仍具有一定局限性。LI Yan-shu 等人<sup>[14]</sup>采

用小波包分析结合 GA-SVM 的方法,通过研究电机故障特征,提出了故障诊断方法;但该方法的识别准确率较低,难以在刀具磨损识别过程中得到很好的应用。

东北大学的关山等人<sup>[15]</sup>采用声发射监测技术与熵特征分析方法,研究了磨削声发射的云特征参数,提出了基于云理论和 LS-SVM 的刀具磨损辨识方法,其磨损识别准确率达到 96.67%;但声发射信号衰减快,受噪声干扰,难以进行大规模工业化应用。

多传感器监测技术也在刀具磨损方面有所应用。西安交通大学谢振龙等人<sup>[16]</sup>采用力结合振动监测的技术,通过研究经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)子信号的功率谱熵和均方根指标,提出了基于 EMD-SVM 算法的刀具磨损识别方法;但超参数严重影响 SVM 算法的识别准确率。

为此,笔者结合铣刀加工过程中的多传感器监测信号,以刀具磨损为研究对象,建立刀具磨损监测识别系统;根据切削过程中的切削力、振动和声发射,确定时域结合时频域的信号特征提取方法,建立基于多传感器特征和 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损识别和磨损量预测方法;最后对该方法的正确性和优越性进行验证。

## 1 刀具磨损辨识系统搭建

### 1.1 刀具磨损实验

为了验证该方法的有效性,笔者采用美国 PHM 协会 2010 年竞赛中发布的铣削实验刀具磨损数据集<sup>[17]</sup>进行分析。

实验所用数据采集平台如图 1 所示。

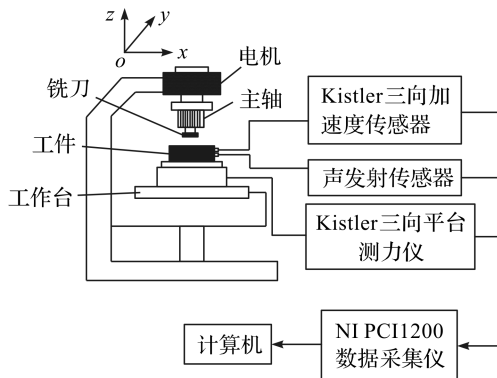


图 1 刀具磨损信号采集实验

Fig. 1 Tool wear signal acquisition experiment

图 1 中,实验平台使用 Roders Tech RFM760 的高速数控铣床,该铣床配备三刃硬质合金球头铣刀,对不锈钢材料进行铣削加工实验。

笔者采用 Kistler8636C 三向振动加速度传感器、Kistler9265B 三向平台测力仪、Kistler8152 声发射传感

器对铣削加工过程进行信号采集(数据采集仪型号为 NIDAQPCI 1200,采集频率为 50 kHz),获得铣刀在不同磨损状态下的振动信号、切削力信号和声发射信号。

铣削加工实验参数如表 1 所示。

表 1 铣削加工参数

Table 1 Milling experiment processing parameters

主轴转速 $V_s/(r/min)$	进给速度 $V_f/(mm/min)$	径向切深 $f/mm$	轴向切深 $a_p/mm$
10 400	1 555	0.125	0.2
铣削方式	冷却方式	工件材料	刀具
顺铣	干铣	不锈钢 HRC52	硬质合金

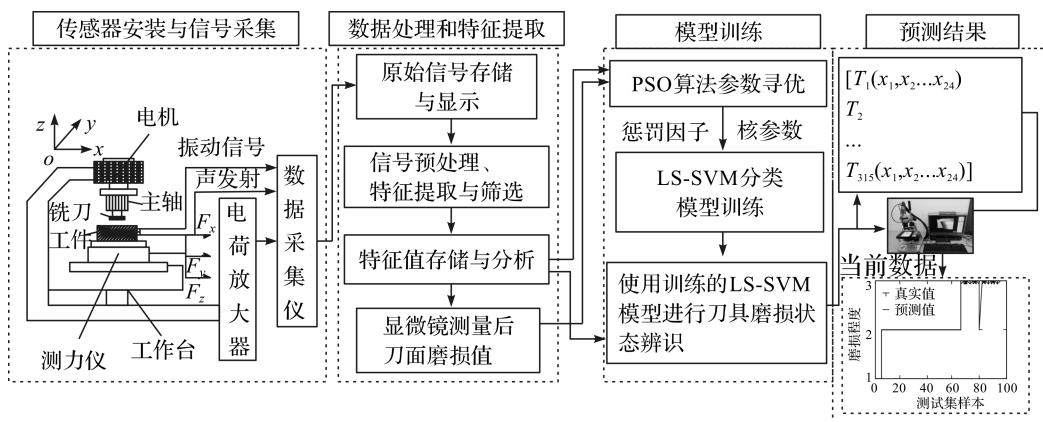


图 2 刀具磨损状态监测系统

Fig. 2 Tool wear state monitoring system

图 2 中,笔者采用反映刀具磨损的物理量(即三向切削力、三向加速度、声发射量),应用传感器进行数据在线同步采集,并标记采集数据为  $X^{f \times 7}$ 。

因为笔者采集的原始数据包含设备及环境噪声干扰,所以需要对其进行滤波处理及特征提取。

笔者将从滤波信号中提取的全部特征记为  $T_{nk} [1:n, n=1, 2 \dots 315, k=1, 2 \dots 24]$ 。

针对刀具磨损无法进行在线测量,因此,当每一次铣削走刀结束后,笔者采用显微镜离线测量刀具三切削刃后刀面的磨损值,并计算均值且记为  $VB$ 。

按照刀具磨损值的实际变化趋势,将磨损状态沿时间序列划分为三个阶段,标记为  $Y_i (i=1, 2, 3)$ 。LS-SVM 初始参数惩罚因子  $\gamma$  和核参数  $\sigma$  需要利用寻优算法来确定,最终得到了基于 PSO-LS-SVM 算法的最优刀具磨损状态辨识模型,并利用优化后的模型,识别当前的刀具磨损状态。

## 2 信号特征提取理论

### 2.1 时域分析

在刀具磨损监测实验中采集到的传感器信号具有很强的干扰信号。原始信号与刀具磨损之间的关联性

在表 1 的工况下,笔者采集铣刀 315 次全寿命铣削过程的传感器信息(每次铣削对应的传感器原始信号为  $(f, 7)$  的张量,每次铣削沿  $x$  轴方向端铣 108 mm),并采用 LEICAMZ12 显微镜,分别测量三个切削刃的后刀面磨损值。

### 1.2 刀具磨损辨识系统

刀具磨损监测系统由数控铣床、传感器安装与信号采集、信号处理与特征提取、特征融合与磨损状态识别等模块组成。

刀具磨损状态监测系统如图 2 所示。

很难辨别,因此不能直接进行分析,需要对信号进行降噪、滤波等预处理并提取能反映刀具磨损的有用特征。

时域分析法是以时间为横坐标,对信号各统计特征的变化进行分析的方法。它是信号特征分析中最直观的方法。当刀具的磨损状态改变时,信号的时域幅值也会随之改变,所以信号的时域特性可以用来反映刀具的磨损状态。

笔者提取信号最大值  $p1$ 、均方根  $p2$ 、标准差  $p3$  和绝对均值  $p4$ ,以此对刀具的磨损状态进行表征。

时域信号特征如表 2 所示。

表 2 时域信号特征

Table 2 Time domain signal eigenvalues

时域特征	表达式
峰值	$p1 = \max  x_i $
均方根值	$p2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}$
标准差	$p3 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
绝对值均值	$p4 = (\sum_{i=1}^n  x_i ) / n$

注: $x_i$  为原始离散信号; $\bar{x}$  为信号均值。

## 2.2 小波分析理论

为了更准确地识别刀具磨损状态,笔者对切削力和振动信号进行频谱分析。从功率谱图可以看出,三向切削力信号的频谱能量集中在 0 ~ 5 kHz 频段,振动信号的频谱能量在 0 ~ 5 kHz 和 15 kHz ~ 20 kHz 频段。但是刀具磨损程度相对频段能量的关联尚不明确。

为了对频段信号开展进一步分析,笔者采用小波分析法对振动信号进行不同层数的小波分解,确定分解层数为 8 层。

笔者利用小波分析工具对信号进行分解,选择小波基函数 db8,信号被分解到由 1 个细节频段和 8 个近似频段组成的 9 个频段内(其中包含磨损信息所在频段),并计算提取各频段的小波能量和小波能量系数。

小波能量系数定义如下:

假设铣削实验信号  $S(n)$  经过  $J$  层的小波分解表示如下:

$$S(n) = A_J S(n) + D_J S(n) + D_{J-1} S(n) + \dots + D_1 S(n) \quad (1)$$

式中: $A_J$  为低频段信号小波系数; $D_J$  为高频段小波系数。

则小波分解得到的低频能量表示如下:

$$E_J^A S(n) = (A_J S(n))^2 \quad (2)$$

式中: $E_J^A S(n)$  为  $J$  层分解得到低频段信号的能量。

高频能量表示如下:

$$E_J^D S(n) = \sum_{j=1}^J (D_j S(n))^2 \quad (3)$$

式中: $E_J^D S(n)$  为  $J$  层分解得到高频段信号的能量。

铣削实验监测信号总能量表示如下:

$$E_J S(n) = E_J^A S(n) + E_J^D S(n) \quad (4)$$

式中: $E_J S(n)$  为信号总能量。

由于通过小波分解得到的每层信号对应原始信号不同的频段范围,所以定义分解后的各层能量与总能量的比值为小波能量系数,表示如下:

$$\gamma_{E_J^A} = E_J^A S(n) / E_J S(n) \quad (5)$$

式中: $\gamma_{E_J^A}$  为低频小波能量系数。

$$\gamma_{E_J^D} = E_J^D S(n) / E_J S(n) \quad (6)$$

式中: $\gamma_{E_J^D}$  为高频小波能量系数。

## 3 LS-SVM 原理及相关理论

### 3.1 LS-SVM 基本原理

SVM 是利用内积核函数来替代高维空间的非线性映射。SVM 的最终决策函数仅由少数支持向量决定,所以该算法可以避免样本空间的“维数灾难”,并

且鲁棒性很强。

SVM 采用了结构风险最小化原则,可以有效实现小样本高维非线性系统的精度拟合目的。LS-SVM 将 SVM 求解二次规划问题转换为线性规划问题,使计算复杂度大大降低。

LS-SVM 算法推导如下:

设数据样本集表示如下:

$$S = \{ (\mathbf{x}_i, y_i) \mid \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^{nk}, y_i \in \{-1, +1\}, i = 1, 2, 3, \dots, n \} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}_i$  为  $n$  维训练样本的  $k$  维输入特征向量; $y_i$  为训练样本输出; $n$  为全部训练数据样本。

基于结构风险最小化原则,LS-SVM 算法的目标优化函数表示如下:

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{w}, e) = \min \left( \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \right) \\ \text{s. t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\gamma$  为惩罚因子, $\gamma > 0$ ; $\varphi(\mathbf{x}_i)$  为核空间映射函数; $\mathbf{w}$  为权重矢量; $b$  为偏置量; $e_i$  为实际值与输出值的误差变量。

引入拉格朗日乘数,则上述优化问题表示如下:

$$L_{\text{LS-SVM}}(\mathbf{w}, b, e, \alpha_i) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 +$$

$$\frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i \} \quad (9)$$

式中: $\alpha_i$  为拉格朗日乘数。

笔者分别对变量  $\mathbf{w}, b, e_i, \alpha_i$  求偏导数。

目标函数最优解条件表示如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial L_{\text{LS-SVM}}}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L_{\text{LS-SVM}}}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L_{\text{LS-SVM}}}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial L_{\text{LS-SVM}}}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{w}^T$  为  $\mathbf{w}$  矩阵转置。

通过求解式(10)可以得到  $b$  和  $\alpha_i$ ,故 LS-SVM 模型表示如下:

$$y(x) = \langle \mathbf{w}, \varphi(x) \rangle + b = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (11)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}) \quad (12)$$

式中: $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$  为内积核函数; $\varphi(\mathbf{x}_i)^T$  为核空间映射函数的转置。

笔者选用径向基核函数表示如下:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = e^{-t}, (t = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2 / 2\sigma^2), \sigma > 0 \quad (13)$$

式中: $\sigma$  为核函数带宽(核参数)。

两个超参数  $\gamma$  和  $\sigma$  对 LS-SVM 模型性能有很大的影响,需采用寻优算法进行确定。

### 3.2 粒子群优化 LS-SVM 算法

目前,LS-SVM 已被广泛应用于许多领域。与神经网络相比,它具有更充分的数学理论基础和更高的预测准确率。

LS-SVM 算法性能的优劣主要取决于  $\gamma$  和  $\sigma$ ,因此,搜索参数能否达到最优至关重要。

常用的参数优化算法普遍存在计算效率低、并行性差等问题。粒子群算法具有支持大规模并行化、鲁棒性强、全局搜索等特点。

PSO-LS-SVM 算法流程图如图 3 所示。

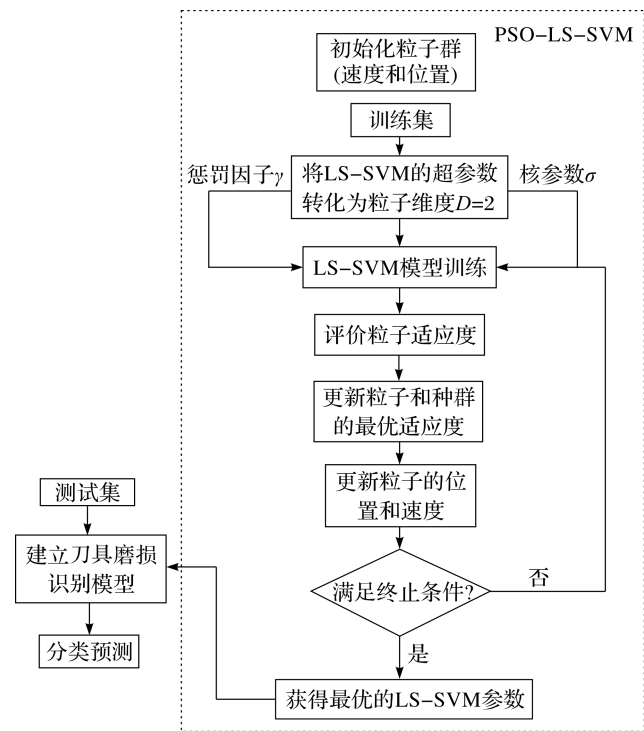


图 3 PSO-LS-SVM 算法流程图

Fig. 3 PSO-LS-SVM algorithm flow chart

## 4 实验结果分析

### 4.1 时域特征分析

铣削全寿命周期刀具磨损值曲线如图 4 所示。

由图 4 可知:铣刀的三个切削刃磨损值随切削次数的增加而逐渐增加。由于目前对刀具磨损状态的划分标准尚不统一,通常按照刀具实际磨损剧烈程度将其划分为三种状态,即轻度、中度和严重磨损。

所以,笔者根据实验刀具磨损值  $VB$  变化趋势将  $[0, 80) \mu\text{m}$ 、 $[80, 120) \mu\text{m}$ 、 $(\geq 120) \mu\text{m}$  分别定义为刀

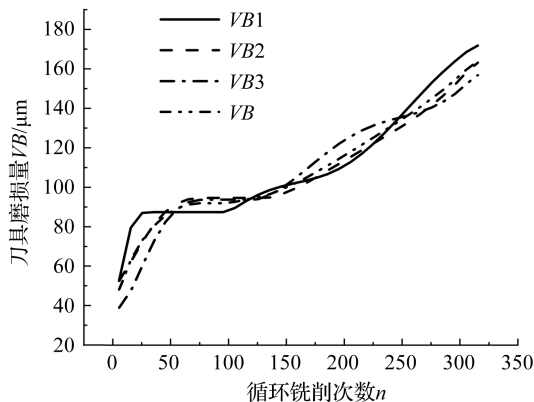


图 4 铣削全寿命周期刀具磨损值曲线

Fig. 4 Curve of tool wear value during milling

VB1 为切削刃 1 的磨损量;VB2 为切削刃 2 磨损量;VB3 为切削刃 3 的磨损量;VB 为 3 个切削刃磨损量的均值。

具的前期磨损、中期磨损和后期磨损阶段。

笔者通过铣削加工实验采集三个磨损阶段的 7 组传感器信号。由铣削加工过程监测到的信号时域波形可知,刀具磨损时域信号为非平稳信号,难以直接观测出刀具磨损的具体时间;每组数据样本包含  $1.2 \times 10^5$  个离散采样点,数据量巨大,不易获得刀具磨损信息。

因此,笔者对各维度原始信号(分别是三向力  $F/N$ 、三向振动  $V/g$  及声发信号  $AE/v$ )提取  $p1, p2, p3$  和  $p4$  四个时域统计参数,通过时域分析,得到铣刀在全寿命周期内的信号特征。

切削力标准差曲线如图 5 所示。

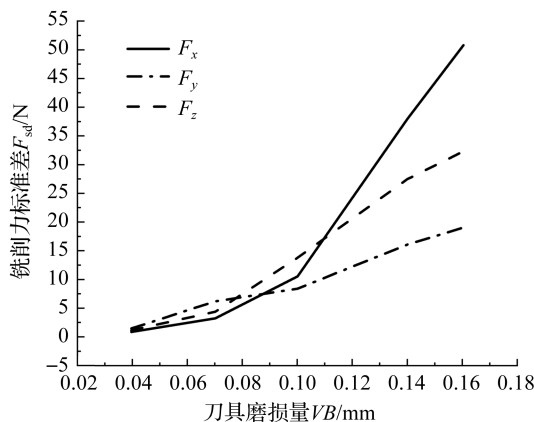


图 5 切削力标准差曲线

Fig. 5 The curve for standard deviation of cutting force signal

$F_x$  为  $x$  向切削力; $F_y$  为  $y$  向切削力; $F_z$  为  $z$  向切削力。

由图 5 可知:切削力的标准差随着刀具磨损量的增加,明显呈逐渐增大的趋势;标准差在刀具的初磨损阶段有明显增大的趋势, $x$  方向增加最快;并且初磨损阶段幅值比另外两个阶段幅值小。

振动信号标准差曲线如图 6 所示。

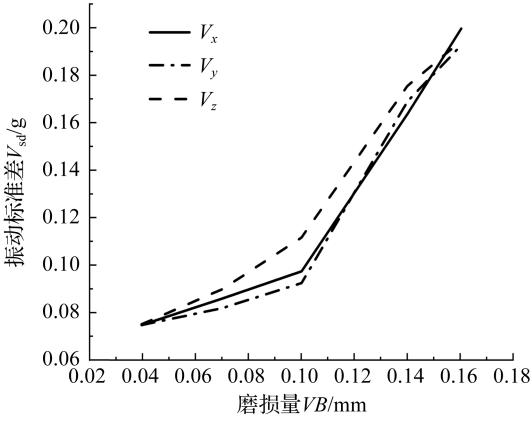


图 6 振动信号标准差曲线

Fig. 6 The curve for standard deviation of vibration signal

$V_x$  为  $x$  向振动;  $V_y$  为  $y$  向振动;  $V_z$  为  $z$  向振动;  $g$  为重力加速度。

由图 6 可知:在进入后期磨损之后,信号时域幅值的增加幅度较快(这是因为铣削振动信号的时域特征随刀具磨损量的增加,呈显著增大趋势),所以时域特征参数可以被提取出来,作为刀具磨损判定的特征量。

又因为铣削加工各方向的时域特征值存在比率关系,所以,笔者在时域特征的基础上,提取特征值比率和比率进行分析。

定义特征比率  $\delta_{mn-p}$  为在  $m$  方向的特征值  $P$  与  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向特征值之和  $n$  的比值,  $n$  为信号在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向的特征值之和;特征比值  $\lambda_{mw-p}$  的  $m$ 、 $w$  下标分别为铣削加工时传感器的三个不同测量方向  $x$ 、 $y$ 、 $z$  中的两个方向。

笔者共提取特征参数 71 个(其中时域基础特征 25 个,特征比率和特征比率 10 个,时频域小波特征 36 个),经刀具磨损相关性分析,选出 24 维有效特征:16 个时域特征,3 个时频域小波特征,5 个时域特征比率和时域特征比率。

笔者根据相关性分析得到 5 个特征。这 5 个特征对刀具磨损具有很好的敏感度,分别表示如下:

$x$  方向切削力标准差特征比率  $\delta_{xn-F_{sd}}$  为:

$$\delta_{xn-F_{sd}} = \frac{F_{xsd}}{\sum_{i=x} F_{i-sd}} \quad (14)$$

式中:  $F$  为力信号;  $F_{sd}$  为力信号标准差;  $F_{xsd}$  为  $x$  方向力信号标准差;  $i$  为信号方向。

$z$  与  $y$  方向切削力绝对均值比值  $\lambda_{zy-F_{am}}$  为:

$$\lambda_{zy-F_{am}} = \frac{F_{zam}}{F_{yam}} \quad (15)$$

式中:  $F_{am}$  为绝对值均值;  $F_{zam}$  为  $z$  向力绝对值均值;  $F_{yam}$

为  $y$  向力绝对值均值。

$z$  与  $y$  方向切削力峰值比值  $\lambda_{zy-F_{peak}}$  为:

$$\lambda_{zy-F_{peak}} = \frac{F_{zpeak}}{F_{ypeak}} \quad (16)$$

式中:  $F_{peak}$  为峰值;  $F_{zpeak}$  为  $z$  向力峰值;  $F_{ypeak}$  为  $y$  向力峰值。

$z$  与  $y$  方向切削力均方根比值  $\lambda_{zy-F_{rms}}$  为:

$$\lambda_{zy-F_{rms}} = \frac{F_{zrms}}{F_{yrms}} \quad (17)$$

式中:  $F_{rms}$  为均方根;  $F_{zrms}$  为  $z$  向力均方根值;  $F_{yrms}$  为  $y$  向力均方根值。

$z$  与  $y$  方向切削力标准差比值  $\lambda_{zy-F_{sd}}$  为:

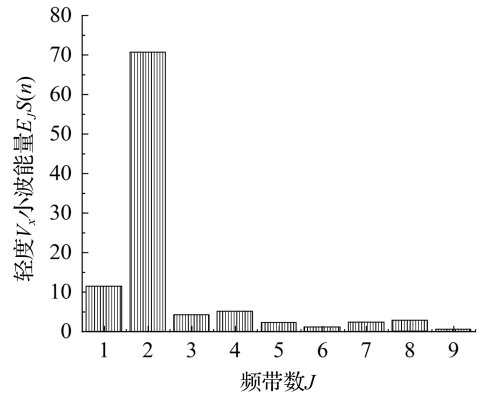
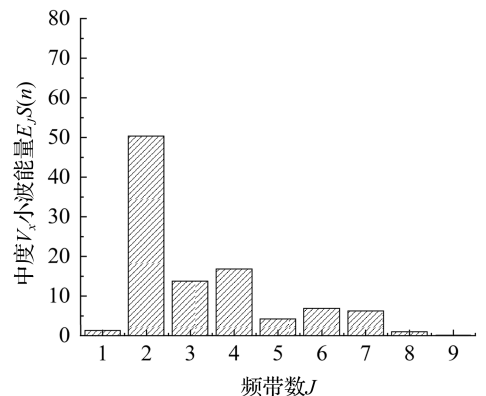
$$\lambda_{zy-F_{sd}} = \frac{F_{zsd}}{F_{ysd}} \quad (18)$$

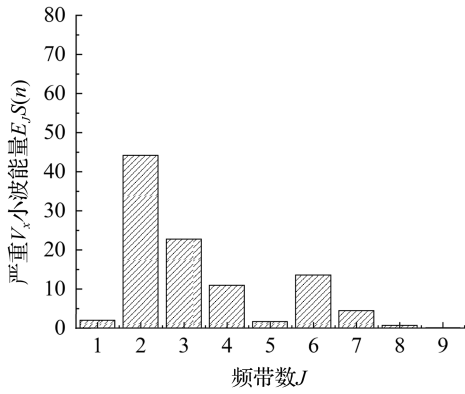
式中:  $F_{zsd}$  为  $z$  向力信号标准差;  $F_{ysd}$  为  $y$  向力信号标准差。

由于小波能量特征与刀具磨损相关性较好,且小波各层能量之间存在一定的比值关系,所以,接下来笔者再对各个方向的振动和切削力信号的小波能量系数进行分析。

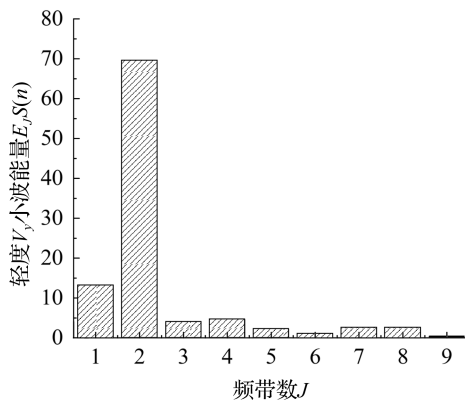
刀具磨损振动信号频段信号能量分析如图 7 所示(第八层分解后信号趋向平稳)。

由图 7 可以看出:各磨损阶段能量分布明显不同,因此可以通过小波能量系数表征刀具磨损状态。

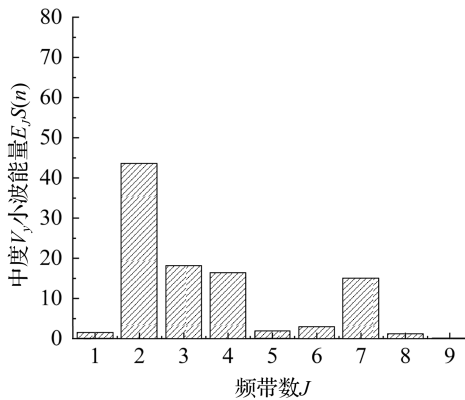
(a) 振动信号  $x$  向轻微磨损能量图(b) 振动信号  $x$  向中度磨损能量图



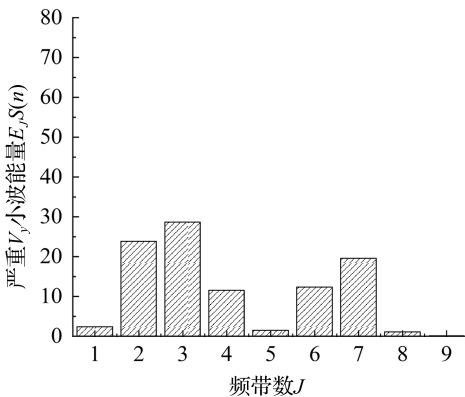
(c) 振动信号x向严重磨损能量图



(d) 振动信号y向轻微磨损能量图



(e) 振动信号y向中度磨损能量图



(f) 振动信号y向严重磨损能量图

图 7 振动信号频段能量分析

Fig. 7 Vibration signal frequency band energy analysis

经小波变换得到的 9 维特征,维数仍然很高,且不是每一层特征都与刀具磨损相关,因此,经特征优化得到的振动信号第 6 层小波能量系数  $\gamma_{V_{x}E6}, \gamma_{V_{y}E6}$  和切削力信号第 7 层小波能量系数  $\gamma_{F_{y}E7}$  与刀具磨损具有很好的一致性。

根据刀具磨损的敏感性分析结果,笔者将 71 维特征降维至 24 维特征,然后进行刀具磨损状态识别,以得到更好的辨识结果。

特征表示如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \gamma_{V_{y}E6}, \gamma_{V_{x}E6}, V_{y\text{sd}}, V_{y\text{rms}}, V_{x\text{sd}}, V_{x\text{rms}}, \\ AE_{\text{rms}}, V_{z\text{sd}}, V_{z\text{rms}}, \delta_{xn-F_{\text{sd}}}, \lambda_{zy-F_{\text{peak}}}, \\ \lambda_{zy-F_{\text{rms}}}, \lambda_{zy-F_{\text{am}}}, \lambda_{zy-F_{\text{sd}}}, F_{y\text{am}}, F_{y\text{sd}}, \\ F_{y\text{rms}}, F_{z\text{am}}, F_{z\text{sd}}, F_{z\text{rms}}, F_{x\text{sd}}, F_{z\text{peak}}, \gamma_{F_{y}E7}, F_{y\text{peak}} \end{array} \right. \quad (19)$$

按照传感器类型,笔者将从信号时间维度、比值和比率维度及频段能量维度中提取的多元特征,分为:多传感器特征、切削力信号特征、振动信号特征、声发射信号特征。

数据样本集由各类特征矩阵和对应的刀具磨损状态组成,笔者根据刀具磨损状态,将数据分为三组:随机抽取数据样本集的 70% 作为训练样本集,30% 作为测试样本集。

由于不同特征之间的量纲和数量级不同,为了降低量纲和数量级差异导致后续数据分析误差,须对特征进行归一化处理。

笔者以  $T_{nk} [1:n, n=1, 2 \dots 315, k=1, 2 \dots 24]$  作为输入,  $Y_i$  作为刀具磨损状态输出,采用径向基函数作为核函数,建立刀具磨损状态预测模型。

经过多次交叉验证可知,当惩罚因子  $\gamma=2$ ,核参数  $\sigma=2$  时,建立的 LS-SVM 模型预测分类效果最好。

研究表明,当粒子群算法的参数学习因子  $c_1=c_2=2$  时,惯性权重  $w$  取值范围在  $[0.4 \ 0.9]$  时效果较好。笔者所选粒子规模  $N=20$ ,迭代次数  $G=50$ , PSO 算法参数寻优范围设置为  $[0.1 \ 1 \ 000]$ 。

基于 PSO-LS-SVM 算法的铣刀磨损识别结果如图 8 所示(1、2、3 分别表示刀具的三个磨损阶段)。

由图 8 可知:基于 PSO-LS-SVM 设计的刀具磨损状态辨识模型识别率为 99.39%,此时经 PSO 优化的参数  $\gamma=578.8205, \sigma=11.9511$ 。

刀具磨损状态预测只在中期磨损状态和急剧磨损状态的过渡阶段存在偏差,在初期磨损和中期磨损阶段的监测结果较为精准,辨识结果较好<sup>[18-20]</sup>。

利用不同的传感器特征所得到的模型辨识准确率不同。不同传感器特征的识别正确率如表 3 所示。

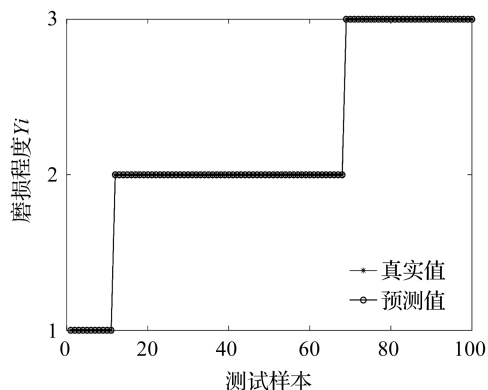


图 8 基于 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损识别结果

Fig. 8 Recognition results of tool wear based on PSO-LS-SVM algorithm

表 3 不同传感器特征的识别正确率

Table 3 Recognition accuracy of different sensor eigenvalues

识别模型	选择特征	正确率 /%
LS-SVM	$\gamma_{V_{yE6}}, \gamma_{V_{xE6}}, V_{ySD}, V_{yRMS}, V_{xSD}, V_{xRMS},$ $AE_{rms}, V_{zSD}, V_{zRMS}, \delta_{xn-Fsd}, \gamma_{F_{yE7}}, \lambda_{zy-F_{peak}},$ $\lambda_{zy-F_{rms}}, \lambda_{zy-F_{am}}, \lambda_{zy-F_{sd}}, F_{yam}, F_{ySD},$ $F_{yRMS}, F_{zam}, F_{zSD}, F_{zRMS}, F_{xSD},$ $F_{zpeak}, F_{ypeak}$	95.79
	$\delta_{xn-Fsd}, \gamma_{F_{yE7}}, \lambda_{zy-F_{peak}}, \lambda_{zy-F_{rms}}, \lambda_{zy-F_{am}},$ $\lambda_{zy-F_{sd}}, F_{yam}, F_{ySD}, F_{yRMS},$ $F_{zam}, F_{zSD}, F_{zRMS}, F_{xSD},$ $F_{zpeak}, F_{ypeak}$	96.84
	$\gamma_{yE4}, \gamma_{xE4}, V_{ySD}, V_{yRMS},$ $V_{xSD}, V_{xRMS}, V_{zSD}, V_{zRMS}$	94.74
	$AE_{rms}$	64.21
PSO-LS-SVM	$\gamma_{V_{yE6}}, \gamma_{V_{xE6}}, V_{ySD}, V_{yRMS}, V_{xSD}, V_{xRMS},$ $AE_{rms}, V_{zSD}, V_{zRMS}, \delta_{xn-Fsd}, \gamma_{F_{yE7}}, \lambda_{zy-F_{peak}},$ $\lambda_{zy-F_{rms}}, \lambda_{zy-F_{am}}, \lambda_{zy-F_{sd}}, F_{yam}, F_{ySD},$ $F_{yRMS}, F_{zam}, F_{zSD}, F_{zRMS}, F_{xSD}, F_{zpeak},$ $F_{ypeak}$	99.39
	$\delta_{xn-Fsd}, \gamma_{F_{yE7}}, \lambda_{zy-F_{peak}}, \lambda_{zy-F_{rms}}, \lambda_{zy-F_{am}},$ $\lambda_{zy-F_{sd}}, F_{yam}, F_{ySD}, F_{yRMS},$ $F_{zam}, F_{zSD}, F_{zRMS}, F_{xSD},$ $F_{zpeak}, F_{ypeak}$	98.46
	$\gamma_{V_{yE6}}, \gamma_{V_{xE6}}, V_{ySD}, V_{yRMS},$ $V_{xSD}, V_{xRMS}, V_{zSD}, V_{zRMS}$	95.38
	$AE_{rms}$	65.26

由表 3 分析可知:相比于传统 LS-SVM,基于 PSO-LS-SVM 算法的磨损状态识别方法的识别准确率更高,且基于多传感器的多元特征融合的识别效果最好。

### 4.2 基于 PSO-LS-SVM 的铣刀磨损量预测

刀具磨损信号特征与刀具磨损量之间存在非线性

映射关系。

笔者以样本特征矩阵  $T_{nk} [1:n, n=1, 2 \dots 315, k=1, 2 \dots 24]$  为输入,刀具磨损预测量  $y_n$  为输出,设计基于 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损量预测模型,设置初始学习因子  $c_1 = 1.5, c_2 = 1.7$ ,迭代循环次数为 100,粒子规模为 10,  $\gamma$  寻优范围为  $[0.1 \ 100], \sigma$  为  $[0.01 \ 1000]$ 。基于 PSO-LS-SVM 预测回归模型进行磨损量预测,经过 PSO 优化的  $\gamma$  最优值为 0.725 4,  $\sigma$  为 0.1。

刀具磨损量预测结果如图 9 所示。

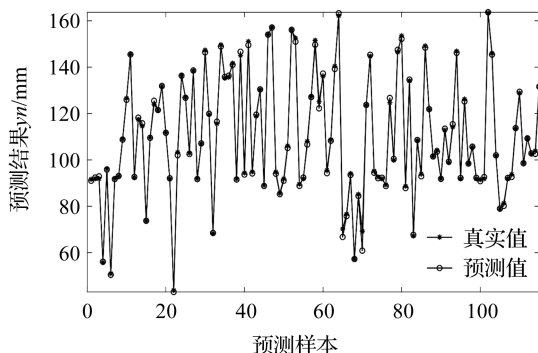


图 9 刀具磨损值预测结果

Fig. 9 Prediction result of tool wear value

为了说明笔者所用特征分析方法和 PSO-LS-SVM 回归预测算法在刀具磨损量预测应用中的有效性,对比相同的数据在其他模型上的性能,笔者采用均方误差 (mean squared error, MSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和准确率 (accuracy, A) 三种模型评价方法来判断预测效果。

不同模型预测性能对比如表 4 所示。

表 4 不同模型预测性能对比

Table 4 Comparison of prediction performance for different models

模型	MSE/ $10^{-4}$	MAE/ $10^{-3}$	A/%
对比模型 1 <sup>[21]</sup>	3.591 0	13.07	86.90
对比模型 2 <sup>[22]</sup>	5.810 0	14.80	85.90
对比模型 3 <sup>[23]</sup>	0.243 0	3.23	93.70
对比模型 4 <sup>[24]</sup>	2.190 0	4.69	92.70
对比模型 5 <sup>[25]</sup>	0.462 0	3.31	93.40
对比模型 6 <sup>[26]</sup>	0.114 0	2.33	97.90
PSO-LS-SVM 模型	0.000 1	0.93	99.75

由表 4 可知:笔者引用的模型平均预测准确率为 91.75%;与其他 6 种研究方法相比,PSO-LS-SVM 刀具磨损预测准确率提升了 8.02%。

## 5 结束语

笔者采用时频分析法及机器学习方法分析了铣削



加工过程的在线监测信号,并采用多传感器特征结合 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损识别方法对刀具磨损状态进行了识别,对刀具磨损量进行了预测。

研究结论如下:

1)分析三刃铣刀顺铣加工过程中采集的振动、力及声信号,并根据基础时域特征提取出特征比值和比率作为刀具磨损监控的指标。结果证明,某些特征比值和比率适用于监测刀具磨损;

2)采用该方法得到的磨损识别准确率提升至 99.39%;相比 LS-SVM 算法的准确率提高了 3.62%。说明应用 PSO 优化算法的多传感器特征融合决策,其识别的准确率得到了提高;

3)对比现有其他 6 种研究方法,基于多传感器特征与 PSO-LS-SVM 算法的刀具磨损量预测方法的评价指标,MSE、MAE 值更小;刀具磨损预测准确率提高到了 99.75%,平均预测准确率提高了 8.02%,且计算速度有较大提升。

笔者后续会加强刀具磨损识别及预测算法在多加工条件中的泛化性研究。

## 参考文献 (References):

[1] LI Kai, LI Zhou-long, JIA Xian-shi, et al. A domain adversarial graph convolutional network for intelligent monitoring of tool wear in machine tools [J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 48(187):109795.

[2] 任泽宇. 刀具磨损监测技术的研究现状及发展趋势[J]. 中国设备工程, 2019, 34(2):76-77.

REN Ze-yu. Research status and development trend of tool wear monitoring technology [J]. China Plant Engineering, 2019, 34(2):76-77.

[3] 李鑫, 张宇, 朱鲲鹏. 基于 S 变换时频特征的刀具磨损监测方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022, 62(10):88-91.

LI Xin, ZHANG Yu, ZHU Kun-peng. Tool wear monitoring method based on S-transform time-frequency characteristics [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022, 62(10):88-91.

[4] 田颖, 王文豪. 一种基于主轴功率的刀具状态监测方法[J]. 天津大学学报: 自然科学与工程技术版, 2021, 54(11):8.

TIAN Ying, WANG Wen-hao. A method for tool condition monitoring based on spindle power [J]. Journal of Tianjin University: Science and Technology, 2021, 54(11):8.

[5] 李令, 阎秋生, 李锴, 等. 基于声发射信号的带材剪切刀具磨损在线监测方法[J]. 机电工程, 2023, 40(7):1102-1111.

LI Ling, YAN Qiu-sheng, LI kai, et al. Tool wear online monitoring during shearing process strip based on acoustic emission signal [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(7):1102-1111.

[6] 李姗姗, 刘丽冰, 李莉, 等. 基于区域生长法的数控刀具磨损状态检测方法[J]. 制造技术与机床, 2017, 66(2):132-136.

LI Shan-shan, LIU Li-bing, LI Li, et al. A method of CNC tool wear condition monitoring based on region growing arithmetic [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2017, 66(2):132-136.

[7] 赵东旭, 袁志响, 易思广, 等. 基于双路并行卷积信息融合的刀具磨损识别[J]. 现代制造工程, 2024, 45(1):124-129.

ZHAO Dong-xu, YUAN Zhi-xiang, YI Si-guang, et al. Tool wear identification based on dual-channel convolutional information fusion [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024, 45(1):124-129.

[8] 史靠军, 胡维鑫, 贾保国, 等. 基于振动信号功率谱能量的钛合金铣削过程刀具磨损监测研究[J]. 制造技术与机床, 2023, 72(9):66-73.

SHI Kao-jun, HU Wei-xin, JIA Bao-guo, et al. Tool wear monitoring for the titanium alloy milling process based on power spectrum energy of spindle vibration [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2023, 72(9):66-73.

[9] 张学忱, 刘红岩, 史尧臣, 等. 基于声发射信号的振动钻削刀具磨损状态监测试验研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(13):189-192.

ZHANG Xue-zhen, LIU Hong-yan, SHI Yao-chen, et al. Experimental study on vibration drilling tool wear monitoring based on AE signal [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(13):189-192.

[10] 周兆锋, 洪捐, 黄传锦. 基于声发射信号分析的刀具磨损状态在线监测研究[J]. 工具技术, 2022, 58(12):51-55.

ZHOU Zhao-feng, HONG Juan, HUANG Chuan-jin. Analysis of acoustic emission signal of cutting tool wear state based on acoustic emission technology [J]. Tool Engineering, 2022, 58(12):51-55.

[11] MEHDI N, BARRY F, BETH Z, et al. Real-time tool wear monitoring in milling using a cutting condition independent method [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2015, 42(89):1-13.

[12] AKBARI A, DANESH M, KHALILI K. A method based on spindle motor current harmonic distortion measurements for tool wear monitoring [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences & Engineering, 2017, 14

- (39):5049-5055.
- [13] GUAN Shu-yue, HUANG Da-rong, GUO Sheng-hui, et al. An improved fault diagnosis approach using LSSVM for complex industrial systems [J]. *Machines*, 2022, 11 (6): 443-443.
- [14] LI Yan-shu. Exploring real-time fault detection of high-speed train traction motor based on machine learning and wavelet analysis [J]. *Neural Computing & Applications*, 2022, 29 (12): 9301-9314.
- [15] 关山, 康振兴, 彭昶. 基于云理论与 LS-SVM 的刀具磨损识别方法 [J]. *振动. 测试与诊断*, 2017, 37 (5): 996-1003.
- GUAN Shan, KANG Zhen-xing, PENG Chang. Method of tool wear recognition based on cloud theory and LS-SVM [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37 (5): 996-1003.
- [16] 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 Zhen-long, YUE Cai-xu, LIU Xian-li, 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.
- [17] SHRIVASTAVA N A, KHOSRAVI A, PANIGRAHI B K. Prediction interval estimation of electricity prices using PSO-tuned support vector machines [J]. *IEEE. Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11 (2): 322-331.
- [18] 康晓敏, 吕凤林, 邵佳伟, 等. 刨煤机刨刀在典型载荷作用下的变形及应力规律研究 [J]. *机械设计*, 2023, 40 (3): 90-101.
- KANG Xiao-min, LV Feng-lin, SHAO Jia-wei, et al. Study on the deformation and stress law of coal plough blade under typical load [J]. *Journal of Machine Design*, 2023, 40 (3): 90-101.
- [19] 梁璐娜, 魏建安, 袁雅阁, 等. 基于机器学习的刀具磨损状态智能预测方法研究 [J]. *机电工程技术*, 2024, 53 (2): 29-34, 123.
- LIANG Lu-na, WEI Jian-an, YUAN Ya-ge, et al. Research on intelligent prediction method of tool wear state based on machine learning [J]. *Mechanical & Electrical Engineering Technology*, 2024, 53 (2): 29-34, 123.
- [20] 朱炜炜, 杨赟, 李全林, 等. 基于主轴电流和振动信号的数控机床刀具磨损在线预测 [J]. *机械制造*, 2023, 61 (2): 70-75, 78.
- ZHU Wei-wei, YANG Yun, LI Quan-lin, et al. On line tool wear prediction of CNC machine tools based on spindle current and vibration signals [J]. *Machinery*, 2023, 61 (2): 70-75, 78.
- [21] 张锴锋, 袁惠群, 聂鹏. 基于广义维数与优化 BP 神经网络的刀具磨损量预测 [J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2013, 34 (9): 1292-1295.
- ZHANG Kai-feng, YUAN Hui-qun, NIE Peng. Prediction of tool wear based on generalized dimensions and optimized BP neural network [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2013, 34 (9): 1292-1295.
- [22] 曹大理, 孙惠斌, 张纪铎, 等. 基于卷积神经网络的刀具磨损在线监测 [J]. *计算机集成制造系统*, 2020, 26 (1): 74-80.
- CAO Da-li, SUN Hui-bin, ZHANG Ji-duo. In-process tool condition monitoring based on convolution neural network [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2020, 26 (1): 74-80.
- [23] FU Pan, HOPE A D, GAO Hong-li. A Neural-fuzzy Pattern Recognition Algorithm Based Cutting Tool Condition Monitoring Procedure [C]//Lecture Notes in Computer Science. Portugal: [s. n.], 2007: 293.
- [24] 王晓强. 刀具磨损监测和剩余寿命预测方法 [D]. 武汉: 华中科技大学材料科学与工程学院, 2016.
- WANG Xiao-qiang. Tool Wear Monitoring and Remaining Useful Life Prognosis [D]. Wuhan: School of Materials Science and Engineering of HUST, 2016.
- [25] ZHAO Rui, WANG Jin-jiang, YAN Ru-qiang, et al. Machine Health Monitoring with LSTM Networks [C]//2016 10th International Conference on Sensing Technology (ICST). Portugal: [s. n.], 2016: 7796266.
- [26] 李恒, 叶叶坤, 查文彬, 等. 基于多传感器信息决策级融合的刀具磨损在线监测 [J]. *兵工学报*, 2021, 42 (9): 2024-2031.
- LI Heng, YE Zu-kun, ZHA Wen-bin, et al. Tool wear online monitoring based on multi-sensor information decision-making level fusion [J]. *Acta Armamentarii*, 2021, 42 (9): 2024-2031.

#### 本文引用格式:

贺明茹, 吴双峰, 李萌, 等. 基于多传感器多元特征融合决策的铣刀磨损辨识方法 [J]. *机电工程*, 2024, 41 (11): 2019 - 2028.

HE Mingru, WU Shuangfeng, LI Meng, et al. Milling cutter wear recognition method based on multi-sensor multi-eigenvalues fusion decision [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2024, 41 (11): 2019 - 2028.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>