

硬质合金激光辅助切削刀具磨损预测研究

魏 攀 牛晶晶 霍衍浩 牛 赢

(河南理工大学机械与动力工程学院, 焦作 454003)

文 摘 硬质合金YG10作为典型的难加工材料,使用普通切削方法易造成严重刀具磨损。针对这一问题,提出采用激光辅助切削方法进行加工,通过对比普通切削与激光辅助切削两种加工方式下的刀具磨损情况,证明激光辅助切削可有效降低切削力,减小刀具磨损。建立了支持向量机回归模型(SVR)及交叉验证-支持向量机回归模型(CV-SVR),并对特定切削参数下的后刀面磨损量进行预测。结果表明:两种模型预测结果与实际值误差较小,特别是CV-SVR模型拟合精度更高,相较于SVR模型平均相对误差减小10%左右;采用CV优化后的SVR模型可以有效模拟刀具磨损中的非线性关系,并能为实际加工中刀具磨损情况的判断提供依据。

关键词 硬质合金,激光辅助切削,刀具磨损预测

中图分类号: TG506.5

DOI: 10.12044/j.issn.1007-2330.2025.03.013

Research on Tool Wear Prediction of Laser-assisted Cutting of Cemented Carbide

WEI Pan NIU Jingjing HUO Yanhao NIU Ying

(School of Mechanical and Power Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003)

Abstract As a typical difficult-to-machine material, cemented carbide YG10 was prone to cause severe tool wear when common cutting method was used. In response to this problem, laser-assisted cutting method was proposed for machining. By comparing the tool wear conditions under the two machining methods of ordinary cutting and laser-assisted cutting, it was demonstrated that laser-assisted cutting could effectively reduce cutting force and tool wear. The support vector regression model (SVR) and cross-validation-support vector regression model (CV-SVR) were established, and the amount of flank wear under specific cutting conditions were predicted. The result shows that the prediction results of the two models have a small error with the actual values, in particular, the CV-SVR model has higher fitting accuracy, compared with the SVR model, the average relative error is reduces by about 10%. The CV-optimized SVR model can effectively simulate the nonlinear relationship in tool wear, and it can provide a basis for the judgment of tool wear in actual machining.

Key words Cemented carbide, Laser-assisted cutting, Tool wear prediction

0 引言

钨钴类硬质合金由于强度和硬度高、韧性及耐磨性好,常用于制备切削刀具及耐磨性零件,在机械加工、特种加工行业和航空航天领域得到广泛应用^[1-2]。但由于该类材料脆性高、断裂韧性低,在加工中易产生前后刀面及刃口的磨损,影响加工精度和质量。

超声振动切削是在传统切削方法上,在刀具或工件上施加超声振动,实现两者之间周期性接触和分离,此方法可减小切削力和刀具磨损,进而延长刀

具使用寿命^[3-5]。相对于一维超声振动,二维纵-弯超声振动切削刀具和工件完全分离,避免后刀面和已加工表面的挤压摩擦,能进一步降低切削力,减小刀具磨损^[6-8]。

激光加热辅助切削以高功率激光束为热源,使工件在加工前升到一定温度,改善材料切削特性,降低切削硬度如图1^[9]所示,减小切削力,增强材料塑性和可加工性,进而达到降低切削力、减小刀具磨损的目的^[10-12]。

收稿日期: 2023-04-05

基金项目: 河南省自然科学基金(202300410172); 河南省高校基本科研业务费专项资金资助(NSFRF230409)

第一作者简介: 魏攀, 1996年出生, 硕士研究生, 主要从事精密加工技术与装备的研究工作。E-mail: 317557760@qq.com

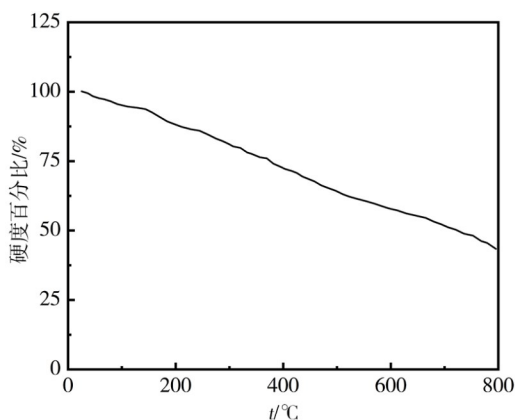


图1 不同温度下的WC硬质合金

Fig. 1 WC Cemented carbide at different temperatures

在切削加工中,随着切削路程的增加,刀具磨损会变得越来越严重,如果不及时更换刀具,将会影响加工精度,严重时会对机床造成破坏。因此,对刀具磨损预测研究具有重要意义。在工程实际中,刀具磨损和寿命评估需要通过大量切削实验来获取,所以建立磨损预测模型具有重要意义^[13-15]。当前,在经典刀具磨损模型之外,机器学习已被广泛应用到刀具磨损预测中。

目前研究较多的机器学习模型有人工神经网络、隐马尔可夫模型和支持向量机等^[16-18]。人工神经网络训练中需要大量的数据样本,其泛函求解容易陷入局部最优解;相较于人工神经网络,支持向量机可以有效避免局部最优问题,并且能较好地解决小样本、多维度、非线性的问题,常用于刀具磨损预测^[19-20]。谢楠等^[15]以功率信号为基础,建立刀具磨损状态监测模型,利用主成分分析(PCA)对数据进行降维,采用C-支持向量机分类(C-SVM)识别刀具磨损状态,验证了该方法在小样本数据下仍然有效。吴广垚^[21]将信号特征提取与支持向量机分类和支持向量机回归预测模型结合起来,针对车削加工中工况的特点,选取切削力信号和声发射信号对加工中的刀具磨损进行监测,并对所建立模型的可靠性进行了验证。CUI等^[22]提出了在协整理论的基础上,对采集的铣削力信号进行特征处理,并用提取的特征训练和测试支持向量机模型,研究结果表明支持向量机可以有效预测刀具磨损状态。KONG等^[23]采集切削加工中的静态和动态切削力信号,使用核主成分分析(KPCA)技术对特征融合,并输入到所建立的支持向量机回归(ν -SVR)的刀具磨损预测模型,试验证明了所提出模型的精度和泛化能力。

综合考虑激光加热辅助切削技术与二维纵-弯超声振动在切削硬脆难加工材料时的优势,本文提出激光加热与二维纵-弯超声振动协同的方法,对硬

质合金YG10展开研究,进行普通切削与激光辅助切削(激光加热与二维纵-弯超声振动)两种不同加工方式下的刀具磨损实验,基于支持向量机建立磨损预测模型,探讨激光辅助切削硬质合金刀具后刀面磨损的预测方法。

1 激光辅助切削

1.1 二维纵-弯超声振动切削机理

超声振动装置由超声波发生器、换能器和变幅杆组成。其工作原理为超声波发生器产生的电信号在换能器的作用下转化成机械振动,驱动变幅杆做单一轴向振动。本研究对单一轴向超声振动变幅杆进行改进,在变幅杆上开斜槽实现变幅杆的二维纵-弯超声振动效果,二维纵-弯超声振动装置如图2所示。



图2 二维纵-弯超声振动装置

Fig. 2 Two-dimensional longitudinal-bending ultrasonic vibration device

与普通超声振动切削不同,二维纵-弯超声振动切削中刀具以恒定速度进行切削的同时,在切削速度与切屑流出所在方向平面内做椭圆振动。不同的刀具运动轨迹对加工产生的影响也不同,这主要取决于椭圆的长短轴。

针对正椭圆情况进行分析,刀尖超声椭圆振动轨迹为:

$$\begin{cases} x(t) = vt + A \cos(2\pi ft) \\ y(t) = B \sin(2\pi ft) \end{cases} \quad (1)$$

式中, A 表示椭圆振动沿 x 方向振动时的振幅称为弯向振幅, B 表示椭圆振动沿 y 方向振动时的振幅称为纵向振幅, f 表示椭圆振动频率, t 表示时间, v 表示切

削速度。从式(1)分析可得,振幅的变化会使刀具振动轨迹发生改变,当振幅增大时,振动轨迹面积会增加。对各参数赋值, $A=4\text{ }\mu\text{m}$, $B=4\text{ }\mu\text{m}$, $f=35\text{ kHz}$,代入椭圆运动轨迹方程,仿真结果如图3所示。

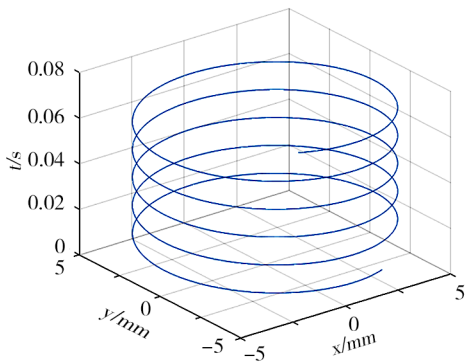


图3 二维超声椭圆振动轨迹

Fig. 3 Two-dimensional ultrasonic elliptical vibration trajectory

从图3可知,二维纵-弯超声振动切削在刀尖振动轨迹上与普通超声切削有明显的不同,其分离特性、瞬时速度变化特性、刀屑间摩擦力周期性反转等优良特性能有效降低切削力,提高加工表面质量,减小刀具磨损。

1.2 激光加热辅助切削机理

激光加热辅助切削过程中,既要保证激光照射后的温度达到材料软化效果,又要避免温度过高对加工表面产生破坏,因此需要对加热温度进行监测。本文采用红外测温仪对激光加热后的表面进行测温,测温装置如图4所示,红外测温仪规格参数如表1所示。

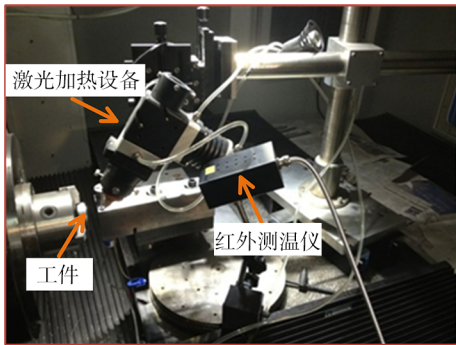


图4 测温装置

Fig. 4 Temperature measuring device

表1 红外测温仪规格参数

Tab. 1 Infrared thermometer specifications

制造商	设备名称	型号	测温范围/℃	辐射率	响应时间/ms
OPTRIS	红外温度传感器	CTXL3MH2 CF3-J	200~1500	0.350	1

在激光加热辅助切削过程中,不同的激光加工参数会对工件待加工区域温度及软化深度产生不同的影响,可以通过有限元模拟仿真分析不同激光加工参数下的切削区温度变化规律,激光加热温度场模型如图5所示。可以看出,激光加热区域与无激光加热区域温度有明显的区别。

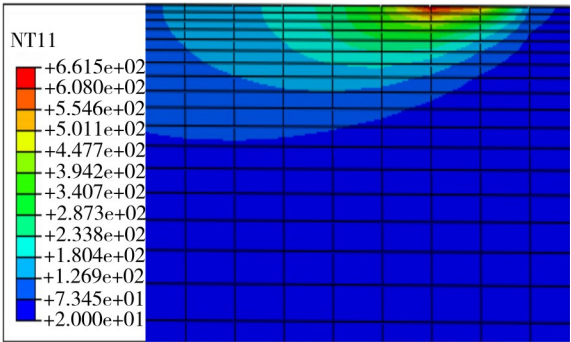


图5 激光加热温度场模型

Fig. 5 The temperature field model of laser heats

根据理论分析,在进行有限元模拟仿真实验时,将激光光斑直径固定为0.8 mm,改变激光功率,当激光功率为350 W时,得到激光加热温度场模型如图6所示。

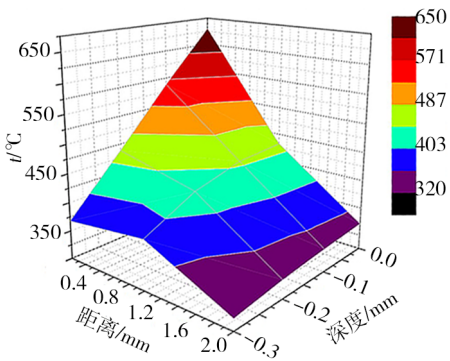


图6 激光功率为350 W时的温度场模型

Fig. 6 The temperature field model of laser power at 350 W

从图6可以看出,离激光中心越近,温度越高,温度梯度也越大;反之,离光斑中心距离越远,温度越低,温度梯度也越小。因此,调整激光参数,对切削区温度严格控制是激光加热辅助切削的关键。

2 激光辅助切削刀具磨损试验

2.1 实验件

原材料为硬质合金YG10,直径49 mm。切削刀具为聚晶立方氮化硼(PCBN)。

2.2 实验设备

加工机床为超精密金刚石数控机床 SPHERE360,激光加热类型为1.06 μm YAG; VHX-2000C超景深显微镜;Talysurf CCI 6000三维白光干涉仪;KEYENCE激光位移传感器;OPTRIS-CT红外

测温仪;Kistler三向测力仪。试验装置如图7所示。

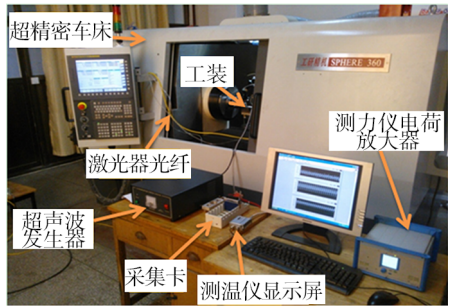


图7 试验装置
Fig. 7 Testing device

2.3 实验方法

- (1)采用普通切削方式对实验件端面进行切削,切削速度 15 m/min,切削深度 10 μm ,进给量 0.01 mm/r。
- (2)采用激光辅助切削方式对实验件端面进行切削,超声振动频率 35 kHz,超声振幅 4 μm ;激光功率 350 W,光斑直径 0.8 mm,入射角 60°,斑距刀尖 4 mm。
- (3)使用三向测力仪对切削过程中的切削力进行信号采集;利用超景深显微镜连续观察刀面磨损情况。
- (4)对不同切削路程的后刀具磨损带最大宽度测量三次,取测量平均值作为刀具后刀面磨损量。

2.4 结果分析

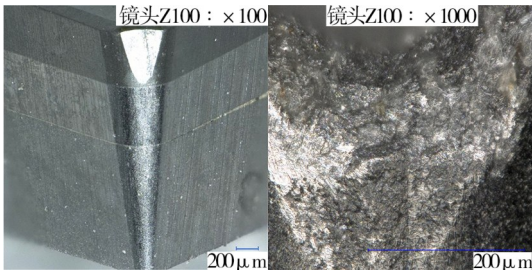
两种切削方式下,随切削路程的增加,刀具后刀面的磨损量、切削力的试验结果如表2所示。

表2 试验结果
Tab. 2 Testing results

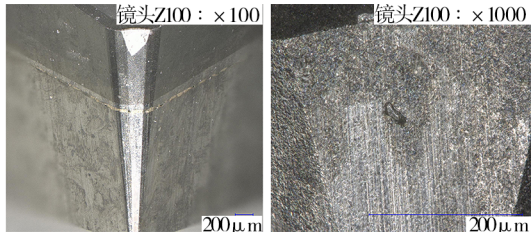
序号	切削路程/m	普通切削		激光辅助切削	
		切削力 /N	后刀面磨损量/ μm	切削力 /N	后刀面磨损量/ μm
1	100	115	170.90	100	96.42
2	147.32	123.50	232.40	110	99.86
3	194.60	132	277.90	120	129.61
4	220.98	135.27	303.30	114.05	146.21
5	283.30	143	379.78	100	186.64
6	294.64	145.33	393.70	99.32	194
7	366.20	160	399.20	95	248.96
8	443.10	210	458	72	257.57
9	515.62	235.66	509	65.84	274
10	584.40	260	514	60	287.94
11	662.94	308.86	534	84.43	327.57

对比普通切削与激光辅助切削两种加工方式下刀具磨损情况,当切削路程到 584 m后,分别在放大倍数为 100 倍和 1 000 倍时,观察后刀面磨损情况,如图8所示。从图8中分析可得,当刀具走过一定的路程后,两种切削方式下刀具后刀面都有不同程度的

磨损,相较于普通切削,激光辅助切削刀具后刀面磨损程度和磨损量均较小。



(a) 普通切削



(b) 激光辅助切削

图8 不同切削条件下刀具磨损形貌对比

Fig. 8 Comparison of tool wear morphology under different cutting conditions

根据试验所得后刀面磨损数据,使用 Origin 绘图软件,得到刀具磨损量随切削路程的变化趋势如图9所示。在两种加工方式下,后刀面磨损量均符合初期磨损、正常磨损、剧烈磨损三个阶段。普通切削方式下,由于工件的高强度、高硬度,导致刀具磨损较快。激光加热辅助切削方式下,工件会被软化,从而改善了材料的切削加工性能,减缓了后刀面和已加工表面的剧烈摩擦,同时,二维超声振动的施加,有效地解决了单纯激光加热引起的刀尖温度过高和快速磨损的问题。

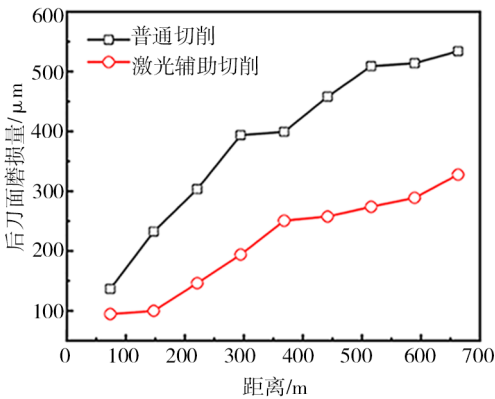


图9 后刀面磨损值与切削路程的变化曲线

Fig. 9 The change curves of the flank wear value and the cutting distance

两种切削方式下的切削力随切削路程变化趋势见图10。可以看出,相较于普通切削,激光辅助切削切削力变化较为平稳,材料的可加工性得到提升。

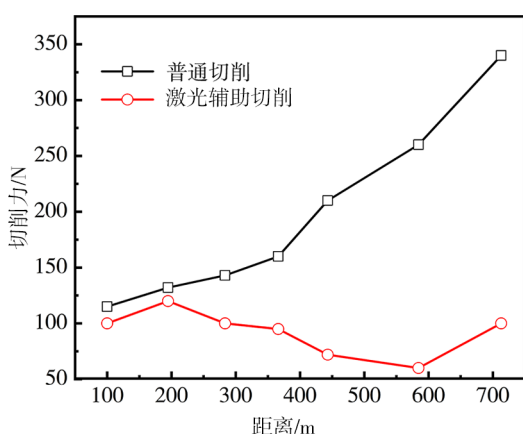


图10 切削力与切削路程的变化曲线

Fig. 10 The change curves of the cutting force and the cutting distance

综合以上分析,激光辅助切削在加工中优势明显,能有效减小切削力和刀具磨损,在工程实践中具有一定的现实意义。但通过传统试验方法获取刀具磨损量存在周期长、预测精度低的问题。为了对刀具后刀面磨损量进行准确判断和预测,提出基于支持向量机的刀具后刀面磨损预测模型,探讨激光辅助切削刀具磨损量的预测方法。

3 激光辅助切削刀具磨损量预测

在不同的切削方式下,当刀具走刀一定距离后都会产生后刀面不同程度的磨损,影响加工质量,降低刀具使用寿命,因此,寻找一种可靠的预测模型对刀具磨损量进行预测非常关键。本文主要分析在激光辅助切削条件下,测得随着切削路程的增加不同切削力对应下的刀具磨损量,通过对测得的切削力进行特征处理,建立基于支持向量机(SVM)的回归预测模型,对刀具后刀面磨损量进行预测。

3.1 最小二乘支持向量机(LS-SVM)基本原理

SVM是一种基于统计学理论,实现对小样本的高维度非线性数据的统计方法,包括支持向量机分类模型和支持向量机回归预测模型。在实际问题研究中使

用较多的是其变体,即LS-SVM,可将所求问题转换为线性方程组的求解,减小计算难度,提高模型预测精度。

以下为SVM理论数学模型^[24],LS-SVM的目标优化函数可以表示为:

$$\min J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (2)$$

式中, ω 为权重, c 为惩罚因子, e_i 为误差变量。

使用Lagrange函数变换并求导,可得LS-SVM拟合模型为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x, x_i) + b \quad (3)$$

式中, $K(x, x_i)$ 为核函数, a_i, b 为拟合系数。

选择具有极强泛化能力的径向基核函数(RBF):

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2g^2} \|x - x_i\|^2\right), \quad g > 0 \quad (4)$$

式中, g 为核函数。

由推导过程可知,基于径向基核函数的LS-SVM把要解决的最优问题转换成一个线性方程组,进而简化为确定惩罚因子 c 和核函数 g 的过程,大大减小计算过程的复杂程度。

3.2 刀具磨损信号特征提取

由于传感器测得的信号一般为非平稳信号,无法直接得出其与刀具磨损之间的关系,因此在刀具磨损预测之前对信号进行特征处理是非常必要的。本文采用时域分析中的均值特征对刀具磨损进行预测,利用Kistler测力仪采集不同加工路程下的切削力,并对切削力信号进行均值特征处理,同时记录对应切削路程下的后刀面磨损值,进而对所建立的刀具磨损模型进行训练和预测。图11为激光辅助切削条件下在一次切削过程即将退刀时的三向切削力,其中背向力(切削力)最大,主切削力和进给力趋势基本与背向力一致。在普通切削、激光辅助切削方式下,经过均值特征处理后的切削力及刀具磨损值如表2所示。

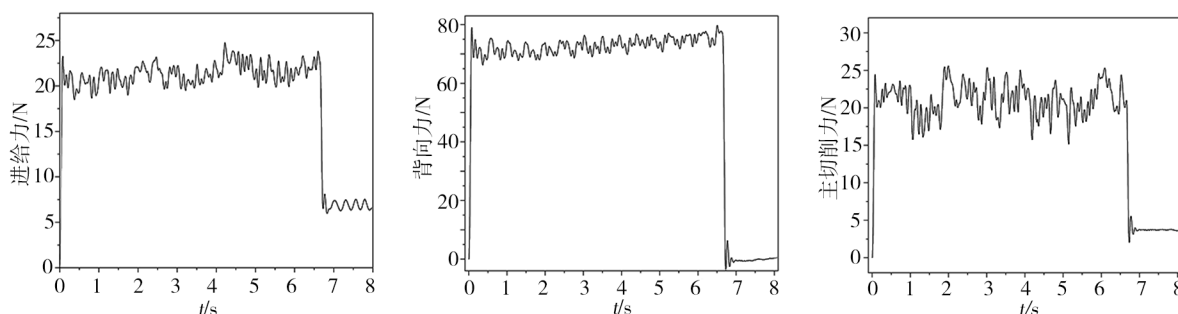


图11 切削力波形图

Fig. 11 The wave of the cutting force

3.3 支持向量机预测模型及验证

本文基于 MATLAB 语言及开发环境,使用工具箱 LIBSVM 对 SVM 回归模型进行预测,主要是对切削过程中的刀具磨损量进行的回归预测, $-s$ (SVM 类型)固定不变选为 3,表示进行支持向量机回归预测,由于高斯径向基(RBF)核函数具有极强的泛化能力, $-t$ 固定不变选为 2,表示选用高斯径向基核函数。支持向量机回归预测模型流程如图 12 所示。

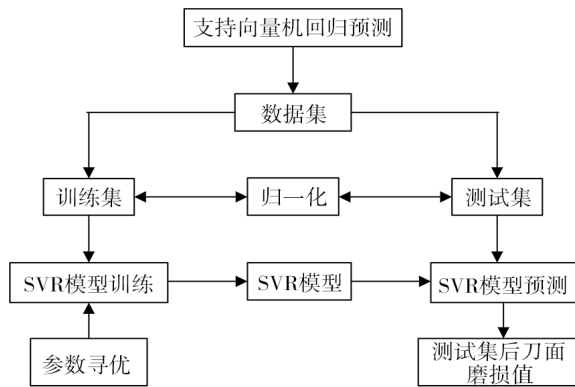


图 12 支持向量机回归预测流程

Fig. 12 The prediction process of support vector machines regress

3.3.1 支持向量机回归预测模型(SVR)

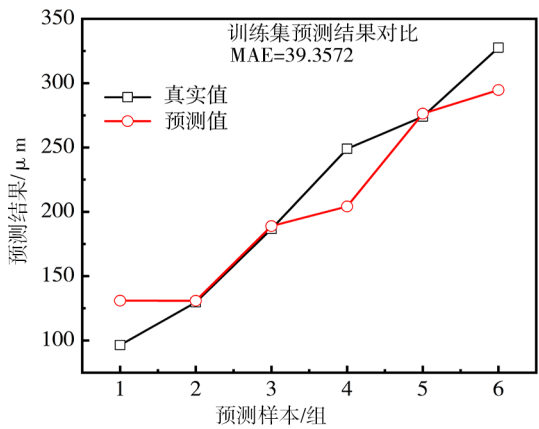
基于对切削力信号所提取的均值特性,以采集的 11 次切削路径下的切削力平均值作为特征输入,对应的刀具后刀面磨损值作为输出,对 SVR 预测模型进行训练和测试。表 2 中的前 6 组数据用于训练,后 5 组数据用于测试。归一化后的训练集为 1×6 的矩阵,测试集为 1×5 的矩阵,通过不同参数下多次仿真实验,能较好地反映切削力与刀具磨损之间的变化关系。表 3 列出了 5 次不同 $-c$ 、 $-g$ 选值下的模型误差,当 $-c$ 取为 4, $-g$ 取为 0.4 时所提出的 SVR 预测模型测试集误差最小。

表 3 不同 $-c$ 、 $-g$ 和对应平均绝对误差

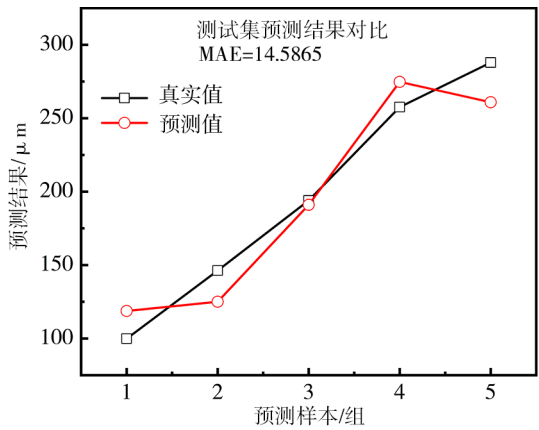
Tab. 3 Different $-c$ 、 $-g$ and corresponding mean absolute errors

序号	$-c$	$-g$	训练集 MAE	测试集 MAE
1	1	0.2	45.7181	19.9794
2	2	0.6	39.1752	15.0860
3	4	0.4	39.3572	14.5865
4	6	0.4	39.2109	14.7311
5	8	1	35.3138	20.1765

使用预先编制好的 SVR.m 脚本文件对刀具磨损进行预测,可以得到当 $-c$ 取为 4, $-g$ 取为 0.4 时的训练集和测试集的预测趋势,如图 13 所示。



(a) 训练集预测结果对比



(b) 测试集预测结果对比

图 13 训练集和测试集预测结果对比

Fig. 13 Comparison of prediction results between training and test sets

由图 13 分析可知, $-c$ 、 $-g$ 手动取值时,所提出的预测模型基本能预测刀具磨损的变化趋势,且测试集平均绝对误差较训练集小。但手动取值会使每次预测模型的平均绝对误差相差较大,不能保证平均绝对误差最小的为最优参数,而且增加模拟仿真实验时间,所以在此模型基础上引入交叉验证的方法,实现模型参数的自动寻优,提高模型的预测精度。

3.3.2 交叉验证-支持向量机回归预测模型(CV-SVR)

交叉验证法(CV)是指将训练数据划分为 Y 个子集,每次选一个子集作为测试集,其余的作为训练集,重复 Y 次实验,找到误差最小的参数组合即为参数最优解,并将最优参数组合输入到 SVR 模型中,即可得到最佳刀具磨损预测效果。

使用预先编制好的 CV-SVR.m 脚本文件对刀具磨损进行预测,表 2 的前 6 组数据用于训练,后 5 组数据用于测试,将模型预测值与实际值进行对比,计算预测误差,对比模型的准确性。预测值与真实值对比结果如图 14 所示。

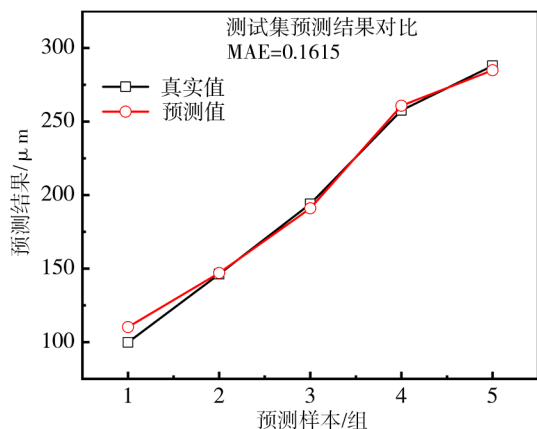


图 14 CV-SVR 测试集预测结果对比

Fig. 14 The prediction results of comparison of the CV-SVR test set

SVR 与 CV-SVR 两种模型的预测值与实际值之间的对比见表 4、表 5 和图 15、图 16。

表 4 两种模型预测效果对比

Tab. 4 Comparison of the prediction effects of the two models

模型	平均绝对误差(MAE)	决定系数(R^2)
SVR	14.5865	0.85234
CV-SVR	0.1615	0.86835

表 5 两种模型预测值的相对误差

Tab. 5 The relative error of predicted values of two models

序号	切削路程 /m	实测值 / μm	SVR 模型		CV-SVR 模型	
			预测值 / μm	相对误差 /%	预测值 / μm	相对误差 /%
1	147.32	99.86	119.9306	20.1	110.2510	10.4
2	220.98	146.21	114.9757	21.4	147.0492	0.6
3	294.64	194	194.5424	0.3	191.0276	1.5
4	443.10	257.57	280.7460	9.0	260.7491	1.2
5	584.40	287.94	258.4439	10.2	284.8894	1.1

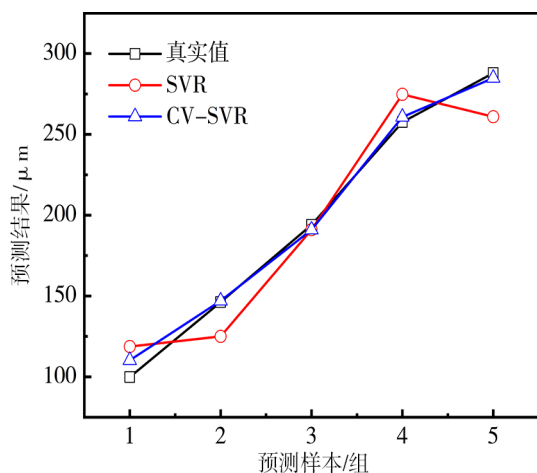


图 15 两种模型预测结果对比

Fig. 15 Comparison of prediction results between the two models

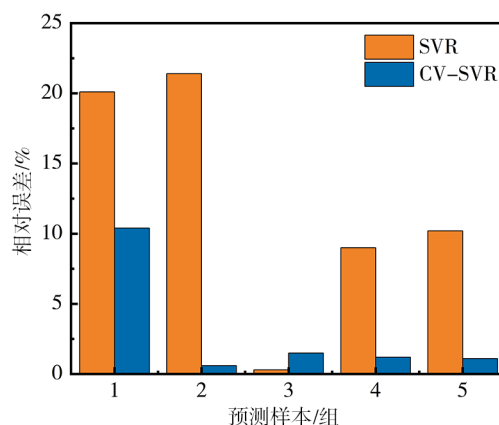


图 16 两种模型预测相对误差

Fig. 16 Relative prediction errors of the two models

通过对预测值和实际值的模拟仿真分析,表 4 列出了两模型的 MAE 和 R^2 。其中 MAE 越接近于 0, R^2 越趋近于 1, 模型预测效果越好、拟合程度越高。表 5 对比分析了两种模型预测值与实际值之间的相对误差,对五组相对误差求平均值可得, CV-SVR 模型相较于 SVR 模型平均相对误差减小 10% 左右,其变化趋势如图 16 所示。由图 15 和图 16 能够得出: CV-SVR 模型的预测误差更小、模型拟合程度更高,对测试集数据预测效果更佳。

以上数据分析表明, SVR 预测模型能较好地反映刀具磨损变化趋势,测试集精度要高于训练集精度,支持向量机回归模型在预测小样本、非线性问题上有一定的作用和优势;而交叉验证(CV)应用于 SVR 的参数寻优,可以使回归预测值更接近于真实值,相对误差更小。

4 结论

(1) 通过对比普通切削与激光辅助切削两种不同加工方式下的切削力及后刀面磨损量,分析得出,激光辅助切削可有效降低切削力、缓解刀具磨损,进而可延长刀具使用寿命。

(2) 由 MATLAB 仿真结果可知, CV-SVR 模型预测结果与试验结果差值较小,说明所建立的支持向量机回归模型能用于刀具后刀面磨损量的预测。

(3) 与 SVR 模型相比,使用交叉验证寻优算法的 CV-SVR 模型平均相对误差减小 10% 左右,预测精度更高、误差更小。

(4) CV-SVR 模型预测结果符合后刀面实际磨损规律,对刀具磨损程度判断、指导换刀时机具有一定参考意义。

参考文献

[1] 高鹏, 王鹏宇. 难加工材料加工方法的现状与发展趋势[J]. 中国金属通报, 2018(8): 8-9.

GAO P, WANG P Y. Current status and development trend

of processing methods for difficult-to-process materials [J]. China Metal Bulletin, 2018(8): 8-9.

[2] 张明军, 焦锋, 刘建慧, 等. 硬质合金激光辅助二维超声切削的表面质量[J]. 机械设计与研究, 2018, 34(5): 122-125.

ZHANG M J, JIAO F, LIU J H, et al. Research on surface quality of cemented carbide in laser assisted two dimensional ultrasonic cutting [J]. Machine Design & Research, 2018, 34(5): 122-125.

[3] 张卫兵, 刘向中, 陈振华, 等. WC-Co 硬质合金最新进展[J]. 稀有金属, 2015, 39(2): 178-186.

ZHANG W B, LIU X Z, CHEN Z H, et al. Latest development of WC-Co cemented carbide [J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2015, 39(2): 178-186.

[4] 张翔宇, 路正惠, 彭振龙, 等. 钛合金的高质高效超声振动切削加工[J]. 机械工程学报, 2021, 57(5): 133-147.

ZHANG X Y, LU Z H, PENG Z L, et al. High quality and efficient ultrasonic vibration cutting of titanium alloys [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(5): 133-147.

[5] 康仁科, 宋鑫, 董志刚, 等. 钨合金超声椭圆振动切削表面完整性研究[J]. 表面技术, 2021, 50(11): 321-328.

KANG R K, SONG X, DONG Z G, et al. Study on surface integrity of tungsten alloy processed by ultrasonic elliptical vibration cutting [J]. Surface Technology, 2021, 50(11): 321-328.

[6] 叶邦彦, 周泽华. 超声振动切削改善硬脆材料加工性的研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 1994, (5): 132-137.

YE B Y, ZHOU Z H. Research on ultrasonic vibration cutting to improve the processability of hard and brittle materials [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 1994, (5): 132-137.

[7] 张俊杰, 刘英想, 胡王杰, 等. TC4 钛合金纵弯超声振动铣削装置及其加工性能研究[J]. 航空制造技术, 2022, 65(8): 14-21.

ZHANG J J, LIU Y X, HU W J, et al. Study on longitudinal-bending hybrid ultrasonic vibration milling device and machining performance of TC4 titanium alloy [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(8): 14-21.

[8] 牛赢, 焦锋, 赵波, 等. 钛合金 Ti-6Al-4V 纵扭超声铣削残余应力试验研究[J]. 表面技术, 2019, 48(10): 41-51.

NIU Y, JIAO F, ZHAO B, et al. Experiment of machining induced residual stress in longitudinal torsional ultrasonic assisted milling of Ti-6Al-4V [J]. Surface Technology, 2019, 48(10): 41-51.

[9] ACCHAR W, GOMES U U, KAYSSER W A, et al. Strength degradation of a tungsten carbide-cobalt composite at elevated temperatures[J]. Materials Characterization, 1999, 43(1): 27-32.

[10] 张昌娟, 焦锋, 赵波, 等. 激光超声复合切削硬质合金的刀具磨损及其对工件表面质量的影响[J]. 光学精密工程, 2016, 24(6): 1413-1423.

ZHANG C J, JIAO F, ZHAO B, et al. Tool wear in laser ultrasonically assisted cutting cemented carbide and its effect on surface quality[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(6): 1413-1423.

[11] 焦锋, 史龙飞, 张明军, 等. 硬质合金激光超声辅助加工切削力特性[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(5): 131-135.

JIAO F, SHI L F, ZHANG M J, et al. Research on cutting force characteristics in laser heating and ultrasonic vibration assisted machining of tungsten carbide [J]. Machine Design & Research, 2016, 32(5): 131-135.

[12] 姚建华. 激光复合制造技术研究现状及展望[J]. 电加工与模具, 2017(S1): 4-11.

YAO J H. Research progress and future prospect of laser hybrid manufacturing technology [J]. Electromachining & Mould, 2017(S1): 4-11.

[13] 郑敏利, 范依航. 高速切削典型难加工材料刀具摩擦与磨损机理研究现状[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2011, 16(6): 22-30.

ZHENG M L, FAN Y H. An overview of tool friction and wear behavior in high-speed machining-typical difficult-to-cut material [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2011, 16(6): 22-30.

[14] 郭景超, 李安海. 刀具磨损状态监测技术研究进展[J]. 工具技术, 2019, 53(5): 3-13.

GUO J C, LI A H. Advances in monitoring technology of tool wear condition [J]. Tool Engineering, 2019, 53(5): 3-13.

[15] 谢楠, 马飞, 段明雷, 等. 基于主成分分析与C-支持向量机的刀具磨损状态监测[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2016, 44(3): 434-439.

XIE N, MA F, DUAN M L, et al. Tool wear condition monitoring based on principal component analysis and C-support vector machine [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2016, 44(3): 434-439.

[16] 王强, 李迎光, 郝小忠, 等. 基于在线学习的数控加工刀具寿命动态预测方法[J]. 航空制造技术, 2019, 62(7): 49-53.

WANG Q, LI Y G, HAO X Z, et al. Dynamic prediction method of cutting tool life in NC machining based on online learning [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2019, 62(7): 49-53.

[17] 王国锋, 李志猛, 董毅. 刀具状态智能监测研究进展[J]. 航空制造技术, 2018, 61(6): 16-23.

WANG G F, LI Z M, DONG Y. Recent advances in intelligent monitoring of cutting tool condition [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(6): 16-23.

[18] LIU X L, MU D F. On-line tool wear monitoring
宇航材料工艺 <http://www.yhclgy.com> 2025年 第3期

based on machine learning [J]. Journal of Advanced Manufacturing Science and Technology, 2021, 1(2): 2021001–2021002.

[19] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural processing letters, 1999, 9: 293–300.

[20] 程灿, 李建勇, 徐文胜, 等. 基于支持向量机与粒子滤波的刀具磨损状态识别[J]. 振动与冲击, 2018, 37(17): 48–55.

CHENG C, LI J Y, XU W S, et al. Tools wear state recognition based on support vector machine and particle filtering [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(17): 48–55.

[21] 吴广垚. 基于支持向量机的刀具磨损状态预测 [D]. 河北工业大学, 2015.

WU G Y. Tool wear state prediction based on support vector

machine[D]. Hebei University of Technology, 2015.

[22] CUI Y H, WANG G F, PENG D B. Tool wear monitoring in milling processes based on cointegration modeling [J]. Applied Mechanics and Materials, 2010, 34: 1746–1751.

[23] KONG D D, CHEN Y J, LI N, et al. Tool wear monitoring based on kernel principal component analysis and v-support vector regression [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(1–4): 175–190.

[24] ZHU M Z, XIAO P F, ZHANG C Y. A modeling method for monitoring tool wear condition based on adaptive dynamic non-bias least square support vector machine [C]. 2016 International Conference on System Reliability and Science (ICSRS), Paris, France, IEEE, 2016: 53–59.