

线性液动压抛光波纹度加工特性研究

淦作昆, 蔡姚杰, 许鑫祺, 洪滔, 文东辉

(浙江工业大学 机械工程学院, 杭州 310023)

摘要: **目的** 探究线性液动压抛光波纹度特性, 建立抛光波纹度预测模型, 获取最佳加工工艺参数组合。**方法** 结合线性液动压抛光原理, 分析抛光波纹度产生机理, 探究流场力分布特性, 并获得影响波纹度的相关工艺参数。设计单因素试验, 探究各工艺参数对波纹度的影响规律, 并进行显著性分析, 选取显著参数为试验因子, 设计正交试验, 以试验结果作为训练集, 建立基于支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR) 的波纹度预测模型。以该预测模型为适应度函数, 进行遗传算法寻优, 以获取最佳工艺参数。**结果** 线性液动压抛光波纹度由流场力分布特性及工件进给运动共同作用产生, 其大小受抛光间隙、抛光速度、进给速度和抛光液黏度影响。单因素试验分析结果显示, 抛光波纹度 W_a 随进给速度和抛光间隙的增大而增大, 随抛光速度的增大而减小, 随抛光液黏度的增大而先减小、再增大。其中进给速度的影响最显著, 抛光间隙和抛光速度次之, 而抛光液黏度的影响具有分段差异性, 显著性最弱。以正交试验数据所建立的抛光波纹度预测模型的回归相关系数 R^2 为 0.992 0。随机验证实验结果显示, 各组预测值与真实值的误差均在 10% 以内, 遗传算法寻优得到最佳工艺参数 $(h_0, u_0, v_f) = (50, 8, 200)$ 。抛光 1 h 后, 工件表面波纹度为 5.23 nm。**结论** 合理选取工艺参数可优化抛光波纹度, 基于 SVR 的线性液动压抛光波纹度预测模型, 预测能力可靠, 能够实现对抛光波纹度的可控加工。

关键词: 线性液动压抛光; 波纹度; 预测模型; 工艺参数; 支持向量回归机

中图分类号: TG580 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2022)06-0336-10

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2022.06.032

Processing Characteristics of Linear Hydrodynamic Polishing Waviness

GAN Zuo-kun, CAI Yao-jie, XU Xin-qi, HONG Tao, WEN Dong-hui

(School of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

ABSTRACT: This paper aims to explore the characteristics of linear hydrodynamic polishing waviness, establish a polishing waviness prediction model, and obtain the best combination of processing parameters. The waviness generation mechanism was analyzed according to the principle of linear hydraulic pressure polishing, the relevant process parameters that affect the waviness was obtained according to the force distribution characteristics of the flow field. A single factor experiment was

收稿日期: 2021-06-29; 修订日期: 2021-09-17

Received: 2021-06-29; Revised: 2021-09-17

基金项目: 国家自然科学基金 (51775509); 浙江省自然科学基金 (LZ17E050003)

Fund: The National Natural Science Foundation of China (51775509); Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LZ17E050003)

作者简介: 淦作昆 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为超精密加工装备及技术。

Biography: GAN Zuo-kun (1998-), Male, Postgraduate, Research focus: ultra-precision machining equipment and technology.

通讯作者: 文东辉 (1974—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为超精密加工装备及技术。

Corresponding author: WEN Dong-hui (1974-), Male, Doctor, Professor, Research focus: ultra-precision machining equipment and technology.

引文格式: 淦作昆, 蔡姚杰, 许鑫祺, 等. 线性液动压抛光波纹度加工特性研究[J]. 表面技术, 2022, 51(6): 336-345.

GAN Zuo-kun, CAI Yao-jie, XU Xin-qi, et al. Processing Characteristics of Linear Hydrodynamic Polishing Waviness[J]. Surface Technology, 2022, 51(6): 336-345.

designed to explore the influence of each process parameter on the waviness and a significant analysis was conducted, the significant parameter was selected as the experimental factor to design an orthogonal experiment. A Waviness prediction model based on Support Vector Regression (SVR) was established with a training set composed of experimental result, the prediction model was used as the fitness function to perform genetic algorithm optimization to obtain the best process parameters. Linear hydrodynamic polishing waviness is produced by the combined action of the force distribution characteristics of the flow field and the feed motion of the workpiece. Its size is affected by the polishing gap, polishing speed, feed speed and polishing fluid viscosity. The single factor experimental analysis results show: The W_a value of polishing waviness increases with the increase of feed speed and polishing gap, decreases with the increase of polishing speed, and first decreases and then increases with the increase of polishing liquid viscosity. The influence of feed speed is the most significant, followed by polishing gap and polishing speed, while the influence of polishing liquid viscosity has segmental differences, and the significance is the weakest. The regression correlation coefficient R^2 of the polishing waviness prediction model established by orthogonal experimental data is 0.992 0. The results of random verification experiments show that the errors between the predicted values and the true values of each group are within 10%. The optimal process parameters obtained by the genetic algorithm optimization are: $(h_0, u_0, v_f)=(50, 8, 200)$, the surface waviness of the workpiece after polishing for one hour is 5.23 nm. Reasonable selection of process parameters can optimize polishing waviness, and the SVR-based linear hydrodynamic polishing waviness prediction model has reliable predictive ability and can realize controlled processing of polishing waviness.

KEY WORDS: linear hydrodynamic polishing; waviness; prediction model; process parameters; the Support Vector Regression

现代光学和微电子学领域及其相关技术的高速发展, 对材料表面质量要求不断提高^[1-3], 高质量表面的制备是获取可靠元器件的关键环节之一。依赖于磨粒与工件表面软性接触的流体抛光技术是现如今获取少无损伤、超光滑表面的主流方法^[4-6]。该类抛光方法改善了传统机械抛光加工中磨粒与工件表面的刚性接触状态, 从而更有望实现低损伤超光滑的加工效果。如浴法抛光、浮法抛光、弹性发射加工等以抛光粒子的机械作用来进行工件表面的材料去除, 同时加工表面不存在离子注入、反应物等污染, 对于高质量表面的制备具有更好的适应性^[7-9]。

上述流体抛光方法对于抛光工具的要求较为苛刻, 有的在加工过程中还存在抛光工具磨损情况, 从而导致成本提高。随着人们对材料表面微观形貌要求的进一步提高, 迫切需要对现有加工方法提出改进。在此背景下, 笔者课题组基于流体动压润滑理论, 提出了线性液动压抛光技术^[10], 其能在工件表面产生沿抛光工具轴向分布的线性动压带, 可实现材料的均匀去除。在对 K9 玻璃进行抛光试验后, 能够将其表面粗糙度 Ra 从 45.41 nm 降低至 0.91 nm。高质量表面的制备不仅需要有效改善材料表面的纳米形貌, 还要尽可能地消除材料表面的残留波纹。表面波纹度会对材料的抗腐蚀性、耐磨性和抗疲劳强度等各个方面性能产生负面影响, 进而减少材料的使用寿命, 尤其在航空航天、微电子学等高精密领域的影响更甚^[11]。例如, 中频波纹度会使陀螺仪中反射镜的反射角度产生额外误差, 其中高精度陀螺仪的效果更甚^[12]。超精密金刚石刀具刀尖圆弧轮廓误差会复制到加工零件表面, 而波纹度小的刀具, 更易获得面型精度高的零件^[13]。

本文基于线性液动压抛光原理, 对其波纹度加工

特性展开研究, 通过单因素试验获得各工艺参数对抛光波纹度 W_a 的影响规律。设计正交试验, 并依据其试验数据建立基于支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR) 的波纹度预测模型, 再进行工艺寻优, 以获取最佳参数组合。该研究将有助于实现线性液动压抛光波纹度的可控加工。

1 线性液动压抛光

1.1 原理

线性液动压抛光原理如图 1 所示, 其以带有若干结构槽的圆柱辊子作为抛光工具。抛光加工时, 辊子浸没于磨粒混合液中, 并与工件保持微小间距。工件固定安装在夹具上, 能够随着夹具完成进给运动。线性液动压抛光过程主要由 2 方面作用实现: 一方面, 抛光液中的微细磨粒在流体动压效应产生的速度场

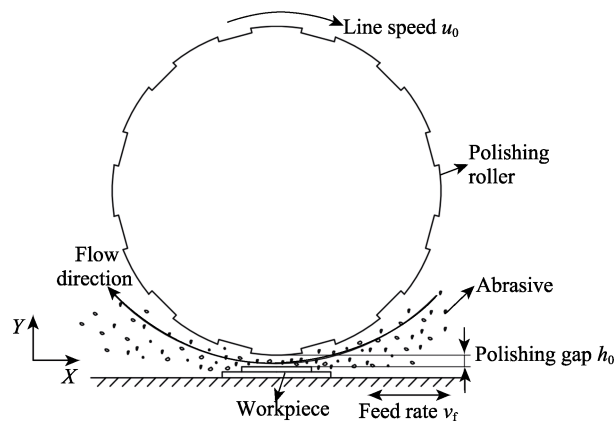


图 1 线性液动压抛光原理

Fig.1 Schematic diagram of linear hydraulic polishing

和压力场中获得能量,从而以一定速度对工件表面凸起微原进行切削和挤压;另一方面,辊子旋转带动黏性流体,利用其动力效应产生的剪切力对工件表面凸起微原产生作用,由此完成材料去除。

1.2 抛光波纹度理论研究

由于线性液动压抛光对材料的去除作用主要由流场动压力和剪切力共同实现,经过流体仿真后发现,抛光间隙处的流体动压力和剪切力均呈由中心朝

两侧递减的趋势分布,如图2所示。磨粒流在此流场力的驱动下冲击工件表面,将会导致工件表面出现去除率不一(两边高、中间低)的微形貌。同时,由于工件在抛光过程中不断进行往复进给运动,使得其表面的流体动压力和剪切力将沿反方向移动,即在下一个瞬时内,工件表面的下一个位置也会出现上述形貌。若干规律排布的微形貌即线性液动压抛光表面波纹度(如图3所示),故加工间隙中的流场力分布即为工件表面波纹度形成的直接原因。

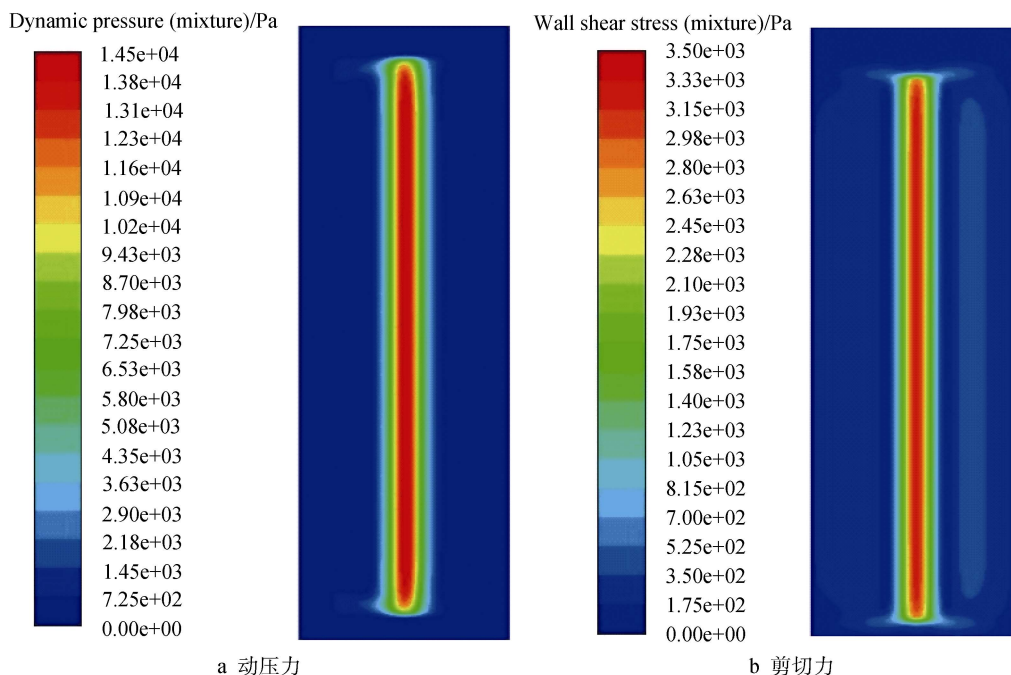


图2 工件表面流场力分布云图

Fig.2 Distribution cloud map of flow field force on workpiece surface: a) dynamic pressure; b) shear stress

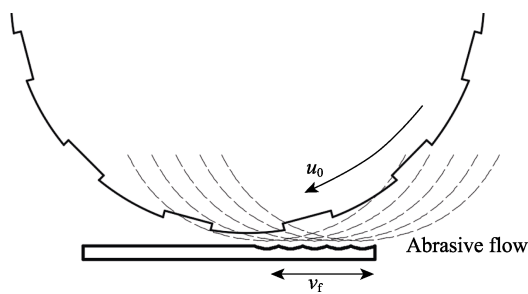


图3 波纹度形成示意图

Fig.3 Schematic diagram of waviness formation

课题组前期研究^[14]已推导出抛光间隙处流场力在工件表面的分布特性方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial p}{\partial x} &= 6u_0\mu \frac{h-h_0}{h^3} \\ \tau &= -3\mu u_0 \frac{h-h_0}{h^2} + \frac{u_0\mu}{h} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: p 为流体动压力; τ 为流体剪切力; u_0 为抛光辊子边缘线速度,之后简称为抛光速度; μ 为抛

光液黏度; h 为工件表面任意位置到辊子圆柱面的垂直距离, h_0 为该距离的最小值,即抛光间隙。

由式(1)可知,抛光间隙、抛光速度和抛光液黏度都会对2种流场力的分布特性产生影响,为了更直观地体现各参数对流场力的影响规律,借助 Fluent 进行流体仿真,提取流场力带横向中心线数据,结果如图4所示。由图4可知,各参数对动压力和剪切力的影响规律趋于一致。其中,抛光间隙不仅会影响2种流场力的强度,还会影响其分布宽度,更小的抛光间隙会产生更强且分布更窄的流场力;抛光液黏度和抛光速度只会对流场力的强度产生影响,更大的抛光液黏度和更快的抛光速度会产生强度更大的流场力。流场力的分布特性又是抛光波纹度产生的直接原因,故各工艺参数也会间接地对抛光波纹度的大小产生影响。同时,工件进给速度会影响流场力在工件表面的作用位置,进而影响波纹度的产生。综上所述,线性液动压抛光波纹度的影响因素包括抛光间隙、抛光速度、抛光液黏度和工件进给速度等。

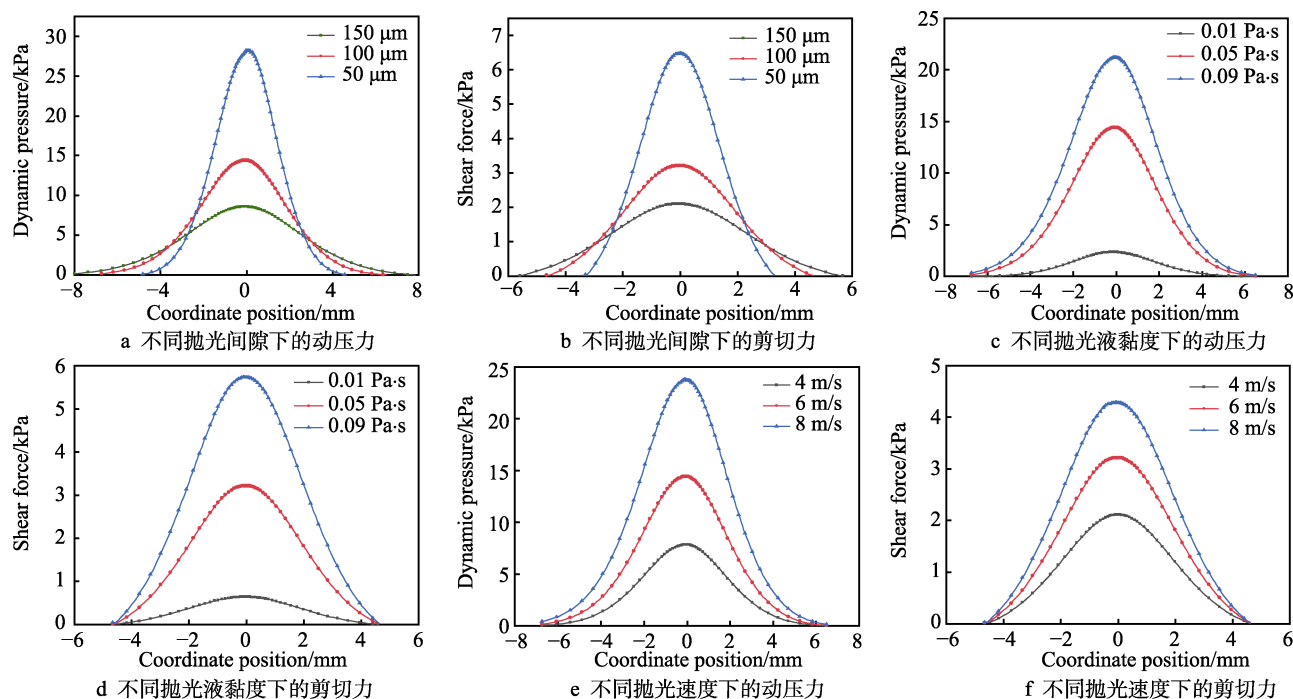


图 4 不同参数下的流场力

Fig.4 Flow field forces under different parameters: a) dynamic pressure under different polishing gaps; b) shear force under different polishing gaps; c) dynamic pressure under different polishing fluid viscosity; d) shear force under different polishing fluid viscosity; e) dynamic pressure under different polishing speeds; f) shear force under different polishing speeds

2 抛光波纹度规律研究

2.1 实验装置

搭建线性液压抛光加工平台, 其由抛光辊子、工件夹具、间隙微调节机构、进给机构和机床 5 部分组成, 如图 5 所示。

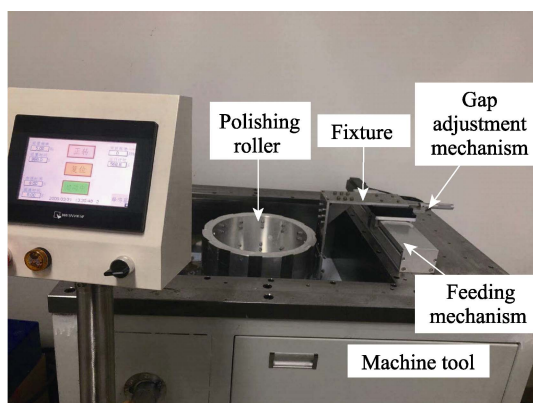


图 5 线性液压抛光平台实物
Fig.5 Physical picture of linear hydraulic pressure polishing platform

线性液压抛光机床配备有伺服电机和精密主轴系统, 可为抛光加工过程提供稳定可调控的动力。抛光辊子通过螺钉连接于主轴末端, 可随主轴完成回转运动。进给机构固定于机床平台上, 其在抛光过程

中可带动工件实现平行于工件面的进给运动, 从而实现多片工件同时进行抛光加工。间隙微调节机构固定于进给机构之上, 借助螺旋千分头, 再搭配如图 6 所示的塞尺, 可实现抛光间隙微调节。夹具处于整套装置的执行末端, 固定于间隙微调节机构之上, 完成抛光辊子与进给系统的衔接。各功能模块相辅相成, 最终实现线性液压抛光的精密可控加工。



图 6 塞尺
Fig.6 Feeler gauge

2.2 单因素影响试验

为获取各工艺参数对抛光表面波纹度的影响规律, 以 K9 玻璃为加工对象 (该工件为统一采购件, 表面初始形貌相近), 抛光液为胶态二氧化硅, 分别选取抛光间隙 h_0 、抛光液黏度 μ 、辊子速度 u_0 和进给运动速度 v_f 进行单因素抛光试验。参数水平范围的确定

定以实验装置、耗材实际情况为基础扩展。基于前期课题组研究结果,取抛光时间为 60 min,得到的各参数水平选取详情见表 1。

表 1 单因素试验设计
Tab.1 Single factor experimental design

Levels	$h_0(\text{A})/\mu\text{m}$	$\mu(\text{B})/(\text{Pa}\cdot\text{s})$	$u_0(\text{C})/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_f(\text{D})/(\text{mm}\cdot\text{min}^{-1})$
1	50	0.01	2	200
2	100	0.05	4	400
3	150	0.09	6	600
4	200	0.13	8	800

为减小试验误差,提高试验可信度,在每组试样上随机选取 3 个点作为测试点,取该 3 个测试值的平均数作为试样抛光后的波纹度 W_a 有效值,波纹度值采用泰勒粗糙度仪测得。每组单因素试验均控制其他参数处于水平 2,以每组试样的波纹度 W_a 平均值作为该水平下的加工效果,绘制各工艺参数水平影响关系曲线,如图 7 所示。其中横坐标 A1、B1、C1、D1 分别代表 4 种工艺参数处于其对应的水平 1,以此类推。

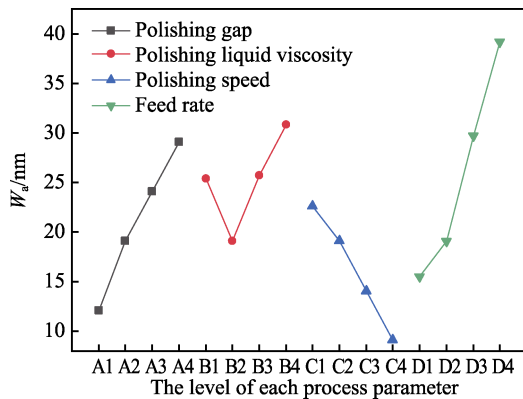


图 7 工艺参数水平影响关系
Fig.7 Process parameter level influence relationship

由图 7 可知,随着抛光间隙、进给速度的降低和抛光速度的提升,试样表面波纹度 W_a 也随之降低,而抛光液黏度水平的上升会导致试样表面波纹度 W_a 先下降、再上升。这是由于在实际加工过程中,抛光液黏度过大会使得液体的流动性减弱,从而导致流体动压力和剪切力强度下降,材料去除量减少,最终使得波纹度不降反升。再以试样表面波纹度 W_a 有效值极差作为衡量各工艺参数显著性的指标,结果见表 2。

分析表 2 可得,在各参数取值范围内,进给运动速度对波纹度的影响最为显著,其次是抛光间隙和抛光速度,最后是抛光液黏度,且抛光液黏度的影响存在分段差异化特性。在实际抛光过程中,抛光液黏度数值大小还会受到温度的显著影响,而抛光温度难以

控制,这就使得获得的结果可信度较低,故后续研究不再将其纳入讨论范围。

表 2 工艺参数对抛光波纹度的影响程度极差分析
Tab.2 Range analysis of the influence of process parameters on polishing waviness

Levels	Process parameters			
	Polishing gap	Slurry viscosity	Polishing speed	Feed rate
1	12.1	25.4	23.6	15.5
2	19.2	19.1	19.1	19.1
3	23.9	25.7	14	29.7
4	29.0	30.8	8.1	39.2
Range	16.9	11.7	15.5	23.7
Influence level	Feed rate>Polishing gap>Polishing speed>Slurry viscosity			

3 基于 SVR 的波纹度预测模型

为能实现线性液压抛光表面波纹度 W_a 在不同工艺参数组合下的准确预判评估,需建立一个合适的波纹度预测模型。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)隶属于机器学习领域,以结构风险最小化为学习准则,主要针对于分类诊断问题。SVR 则是在 SVM 的基础之上引入不敏感系数 ε ,从而可应用于非线性问题的回归估计^[15-17]。相比于 BP 神经网络,支持向量机不易陷入局部最优解^[18-19]。本文将以正交设计试验组为样本集,建立基于 SVR 的波纹度预测模型,旨在实现线性液压抛光波纹度的准确预测。

3.1 正交试验设计方案及结果

根据波纹度单因素分析结果,选择较为显著的抛光间隙、抛光速度、进给速度作为试验因子,各因子分别取 5 水平,见表 3。

表 3 因子水平
Tab.3 Factor level

Levels	$h_0/\mu\text{m}$	$u_0/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_f/(\text{mm}\cdot\text{min}^{-1})$
1	50	4	200
2	75	5	300
3	100	6	400
4	125	7	500
5	150	8	600

以表面波纹度 W_a 为试验响应,抛光液黏度设为 0.05 Pa·s,抛光时间为 60 min,并控制各组试验无关参数一致,设计 3 因子 5 水平正交试验,设计方案及结果见表 4。

表 4 试验设计及结果
Tab.4. Experimental design and results

Experiment number	$h_0/\mu\text{m}$	$u_0/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_f/(\text{mm}\cdot\text{min}^{-1})$	W_a/nm
1	50	4	200	11.4
2	50	5	300	11.8
3	50	6	400	12.1
4	50	7	500	14.4
5	50	8	600	15.9
6	75	4	300	17.2
7	75	5	400	18
8	75	6	500	20.3
9	75	7	600	24.3
10	75	8	200	7.2
11	100	4	400	22.6
12	100	5	500	25.9
13	100	6	600	29.7
14	100	7	200	13.5
15	100	8	300	12.4
16	125	4	500	30.1
17	125	5	600	34.8
18	125	6	200	18.3
19	125	7	300	17.6
20	125	8	400	18.7
21	150	4	600	36.5
22	150	5	200	22.1
23	150	6	300	24.8
24	150	7	400	26.4
25	150	8	500	29.4

3.2 波纹度预测模型的建立

建立波纹度 SVR 预测模型的数学思想是寻找一个最优分离超平面,使得各样本点尽可能多地落在分类面决策边界内。通常的流程是将原始数据变量映射到高维空间,在高维空间构建最优分类面进行线性回归,进而得到在原空间进行非线性回归的效果。模型训练样本为 25 组正交试验的工艺参数水平及输出波纹度结果,其可表示为:

$$(x_i, y_i), (i=1, 2, \dots, 25) \quad (2)$$

式中: x_i 表示各工艺参数水平; y_i 表示对应水平下试样表面波纹度 W_a 值。

定义波纹度预测模型回归函数为:

$$f(x) = w\phi(x) + a \quad (3)$$

式中: $\phi(x)$ 为非线性变换函数,为将样本映射到高维特征空间,以进行非线性拟合。

SVR 回归机可表示为:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{25} (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & f(x_i, w) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & y_i - f(x_i, w) \leq \varepsilon + \xi_i \\ & i=1, 2, \dots, 25; \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\|w\|^2$ 代表模型复杂度的相关因素; ε 为不敏感损失函数; ξ_i 为松弛变量; ξ_i^* 表示样本偏离 ε 的程度; C 为惩罚系数。

为获得问题最优解,在此基础上引入拉格朗日乘子并进行对偶转换,如式(5)所示。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \beta} & \left\{ \sum_{i=1}^{25} \sum_{j=1}^{25} (\alpha_i - \beta_i)(\alpha_j - \beta_j) K(x_i, x_j) \right. \\ & \left. + \sum_{i=1}^{25} [y_i(\alpha_i - \beta_i) - \varepsilon(\alpha_i + \beta_i)] \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^{25} (\alpha_i - \beta_i) = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i, \beta_i \leq C \end{aligned} \quad (5)$$

式中: α 、 β 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x_j)$ 为核函数,满足 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$,其可将高维运算转化为低维运算,从而避免在样本映射过程中由于样本维数过高造成计算过于复杂。

求解式(5),即可得到 w :

$$w = \sum_{i=1}^{25} (\alpha_i - \beta_i) \phi(x_i) \quad (6)$$

则可得线性液动压抛光波纹度的预测模型函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{25} \sum_{j=1}^{25} (\alpha_i - \beta_i) K(x_i, x_j) + a \quad (7)$$

本文将以表 4 中的各正交试验组作为 SVR 模型随机训练样本的数据来源,借助 Matlab 软件构建线性液动压抛光波纹度的预测模型。由于正交试验组别中各工艺参数取值处于不同维度,这将会导致预测模型的收敛速度和训练精度大大降低,因此需对每个输入样本预先进行归一化处理,其具体操作是将不同维度的工艺参数因子都转换到[0,1]。同时预测模型的准确性与惩罚因子 C 和核因子 g 息息相关,具体表现为: C 值越大,模型允许的误差越小,其对未知样本的预测精度越低^[20-22]; g 值大小与试验数据输入范围呈正相关,即范围越大, g 值越大。本研究选用径向基核函数(RBF)作为模型核函数,并对 C 和 g 进行寻优。其思想是让 C 和 g 在一定范围内运行,利用交叉验证的方式找到使得模型精度最高的数值,可能会有多组 C 和 g 都对应最高的准确率,此时选择 C 值最小的那一对,因为惩罚参数不能设置太高,过高的 C 会造成过学习状态,最终寻找并确定最佳值为 $C=90.509\ 7$ 和 $g=0.015\ 6$ 。据此建立预测模型,模型建立具体步骤如图 8 所示。

为评价波纹度预测模型的优劣,对训练得到的模型进行仿真测试,得到训练样本拟合结果如图 9 所示。由图 9 可知,25 组预测值大部分都与训练样本点相接近,只有极少数点波动较大。波纹度预测模型的回归相关系数 $R^2=0.992\ 0$,其代表预测模型的拟合程度,越接近 1,表示模型拟合程度越高。模型训练集误

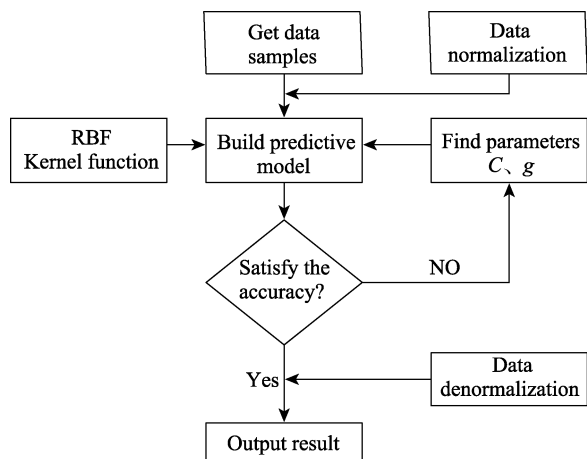


图8 SVR 预测模型流程
Fig.8 SVR prediction model flow chart

差均方值 (MSE) 为 0.002 2, 其值越小, 表明模型精度越高。由此证明, SVR 预测模型的训练精度较高。

3.3 模型验证及最佳工艺寻优

对未知样本的预测精度反应了预测模型的泛化能力和实际应用性能, 是评判该预测模型优劣的重要指标。为了进一步验证预测模型的准确性, 随机选取 5 组参数组合进行线性液动压抛光加工试验, 对比各

组合下试样表面波纹度 W_a 真实值与预测值。验证方案和结果见表 5。

由表 5 可知, 各组预测值与真实值趋于一致, 预测误差均在 10% 以内。同时利用建立的 SVR 预测模型对验证实验样本进行预测分析, 得到该样本评价参数 R^2 为 0.997 6, MSE 值为 0.003 8, 如图 10 所示, 预测精度较高。综上所述, 基于 SVR 的波纹度预测模型能够实现对未知样本的准确预测, 可用于线性液动压抛光波纹度工艺的可控预测研究。

为了能最大程度降低表面波纹度, 以训练完成后的 SVR 预测模型作为适应度函数, 借助遗传算法^[23-25]进行抛光工艺参数寻优。设定种群数量为 50、最大迭代进化次数为 100、交叉概率为 0.6、变异概率为 0.05。各工艺参数寻优范围即为预测模型使用范围。

适应度变化曲线如图 11 所示, 按照该参数设置寻优迭代进化 30 次后, 算法收敛, 得到最优参数组合为 $(h_0, u_0, v_f) = (50, 8, 200)$, 其对应波纹度预测值为 4.92 nm。以优化得到的参数组合进行线性液动压抛光实验, 随机选取试样表面 3 点, 利用泰勒粗糙度仪测试表面波纹度 W_a , 试样取点测试如图 12 所示。取平均数得到最佳波纹度 W_a 实际有效值为 5.23 nm, 预测值误差同样在 10% 以内。

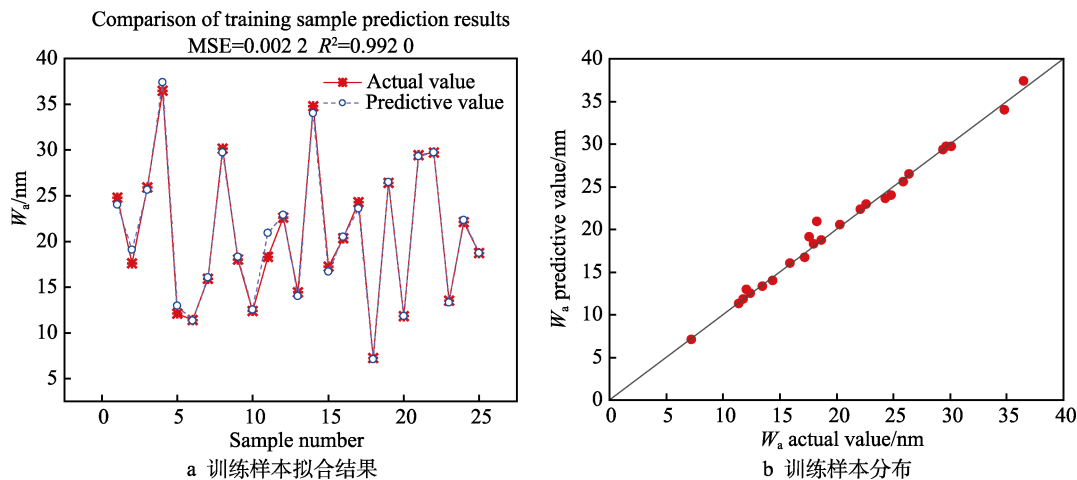


图9 SVR 预测模型评价
Fig.9 SVR prediction model evaluation chart: a) training sample fitting results; b) training sample distribution

表5 预测模型验证实验
Tab.5 Predictive model verification experiment

Experiment group number	$h_0/\mu\text{m}$	$u_0/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_f/(\text{mm}\cdot\text{min}^{-1})$	W_a		
				Actual value/nm	Predictive value/nm	Error/%
1	125	4	200	21.4	20.1	6.5
2	75	8	400	12.9	12.2	5.7
3	100	7	600	29.2	27.9	4.7
4	50	8	200	8.3	8.0	3.8
5	150	6	500	32.4	31.9	4.7

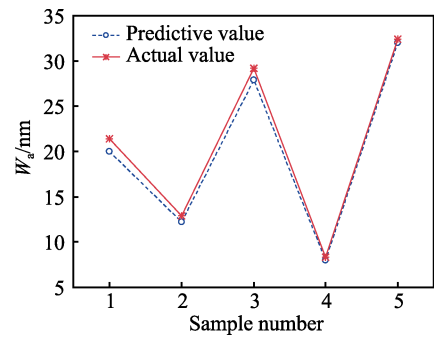


图 10 未知样本预测结果
Fig.10 Unknown sample prediction results

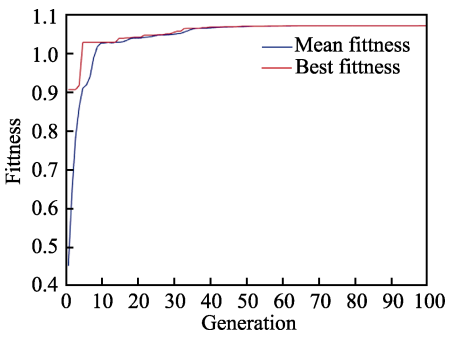


图 11 适应度变化曲线
Fig.11 Fitness curve

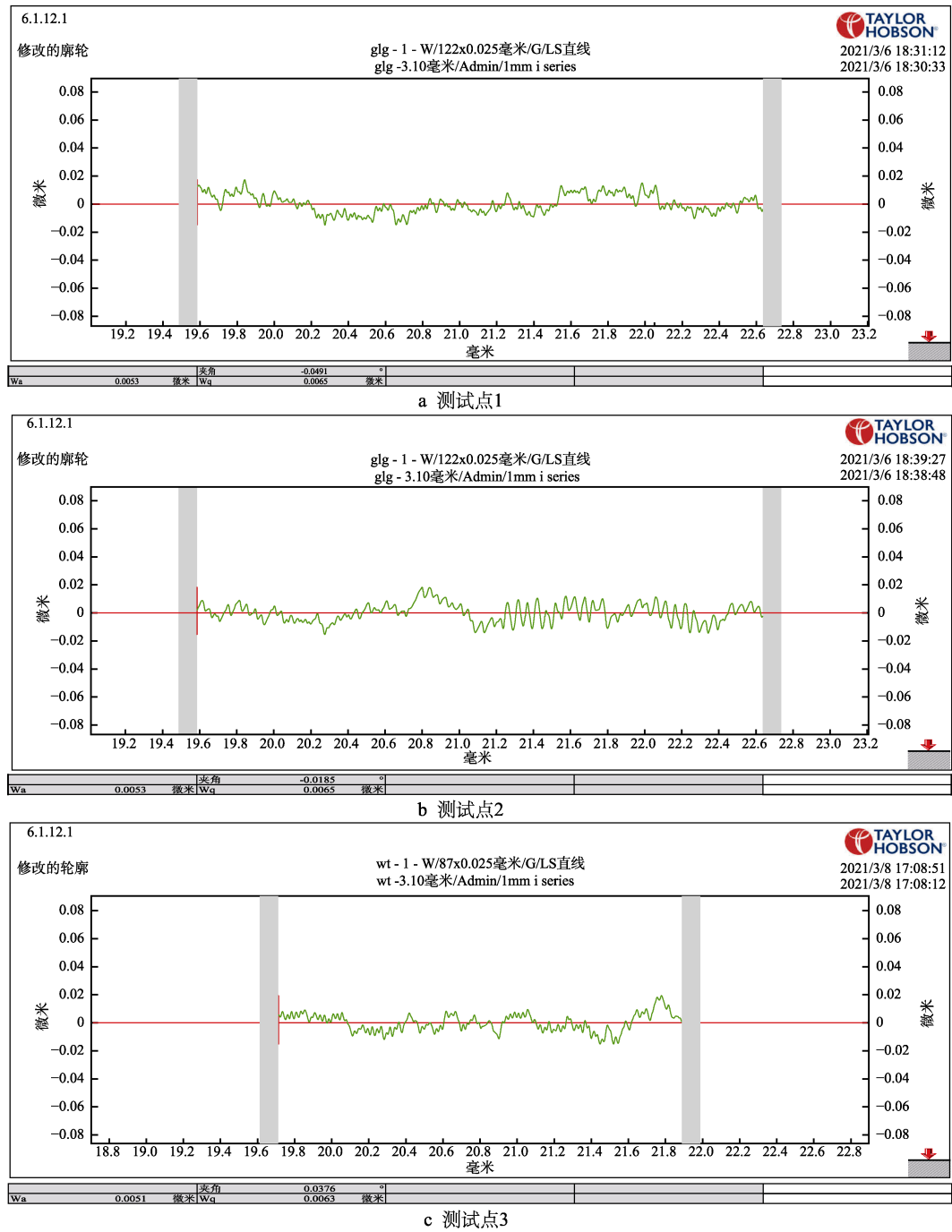


图 12 试样取点测试
Fig.12 Sample taking point test chart: a) test point 1; b) test point 2; c) test point 3

4 结论

1) 依据线性液动压抛光流场力分布及加工特性, 分析了加工波纹度的产生机理, 通过对流场力分布特性的研究, 获得了影响抛光波纹度产生的加工因素, 分别为抛光间隙、抛光液黏度、抛光速度和工件进给运动速度。

2) 选取抛光间隙、抛光液黏度、抛光速度和进给运动速度分别进行单因素抛光试验。分析试验结果表明, 抛光波纹度 W_a 随进给速度和抛光间隙的增大而增大, 随抛光速度的增大而减小, 随抛光液黏度的增大而先减小、再增大。以波纹度 W_a 极差作为衡量指标, 其中进给速度的影响最显著, 抛光间隙和抛光速度次之, 而抛光液黏度的影响具有分段差异性, 显著性最弱。

3) 以正交试验结果作为 SVR 的训练集, 建立线性液动压抛光波纹度预测模型, 所得模型回归相关系数 R^2 为 0.992 0, 表明该模型可靠性较高, 拟合效果良好。

4) 预测模型验证实验结果表明, 各组预测值与真实值趋于一致, 预测误差均在 10% 以内, 表明预测模型对抛光波纹度的预测能力有效可靠。借助遗传算法进行参数寻优, 得到最佳参数组合为 $(h_0, u_0, v_f) = (50, 8, 200)$, 对应预测值为 4.92 nm, 实际有效值为 5.23 nm, 预测误差在 10% 以内。

该研究结果将为线性液动压抛光波纹度可控加工提供理论基础。

参考文献:

- [1] 王嘉琪, 肖强. 磁流变抛光技术的研究进展[J]. 表面技术, 2019, 48(10): 317-328.
WANG Jia-qi, XIAO Qiang. Research Progress of Magnetorheological Polishing Technology[J]. Surface Technology, 2019, 48(10): 317-328.
- [2] 戴一帆, 钟曜宇, 石峰, 等. 强光光学元件加工技术发展[J]. 中国机械工程, 2020, 31(23): 2788-2797.
DAI Yi-fan, ZHONG Yao-yu, SHI Feng, et al. Development of High-Light Optical Element Processing Technology[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(23): 2788-2797.
- [3] 陈逢军, 唐宇, 苗想亮, 等. 磨料射流表面抛光研究综述[J]. 表面技术, 2015, 44(11): 119-127.
CHEN Feng-jun, TANG Yu, MIAO Xiang-liang, et al. Review on the Abrasive Jet Surface Polishing (AJP) Technology[J]. Surface Technology, 2015, 44(11): 119-127.
- [4] 徐志强, 王秋良, 张高峰, 等. 可控柔性表面抛光研究综述[J]. 表面技术, 2017, 46(10): 99-107.
XU Zhi-qiang, WANG Qiu-liang, ZHANG Gao-feng, et al. Controllable Flexible Surface Polishing[J]. Surface Technology, 2017, 46(10): 99-107.
- [5] HASHIMOTO F, YAMAGUCHI H, KRAJNICK P, et al. Abrasive Fine-Finishing Technology[J]. CIRP Annals, 2016, 65(2): 597-620.
- [6] 郭东明, 孙玉文, 贾振元. 高性能精密制造方法及其研究进展[J]. 机械工程学报, 2014, 50(11): 119-134.
GUO Dong-ming, SUN Yu-wen, JIA Zhen-yuan. Methods and Research Progress of High Performance Manufacturing[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(11): 119-134.
- [7] 杨辉. 精密超精密加工技术新进展[M]. 北京: 航空工业出版社, 2016.
YANG Hui. New development of precision and ultra-precision machining technology[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2016.
- [8] 朱海. 先进陶瓷成型及加工技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2016.
ZHU Hai. Advanced ceramics forming and processing technology[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2016.
- [9] 彭文强. 基于材料弹性域去除的超光滑表面加工关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
PENG Wen-qiang. Study on the Key Technology of Ultrasmooth Surface Fabrication Based on the Material Removal in Elastic Mode[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [10] 郑子军, 薛凯元, 文东辉, 等. 线性液动压抛光加工的流体动压特性研究[J]. 中国机械工程, 2020, 31(8): 907-914.
ZHENG Zi-jun, XUE Kai-yuan, WEN Dong-hui, et al. Study on Hydrodynamic Pressure Characteristics of Linear Hydrodynamic Pressure Polishing[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(8): 907-914.
- [11] 王洪乐, 王家序, 周青华, 等. 航空结构件铣削加工表面波纹度特征提取与研究[J]. 表面技术, 2016, 45(9): 154-162.
WANG Hong-le, WANG Jia-xu, ZHOU Qing-hua, et al. Characteristic Extraction and Study of the Surface Waviness of Aircraft Structure Components in Milling Process[J]. Surface Technology, 2016, 45(9): 154-162.
- [12] WEN Ming-wu, KOZHEVNIKOV I V, SIEWERT F, et al. Effect of the Surface Roughness on X-Ray Absorption by Mirrors Operating at Extremely Small Grazing Angles[J]. Optics Express, 2018, 26(16): 21003-21018.
- [13] 雷大江, 岳晓斌, 崔海龙, 等. 金刚石刀具刀尖圆弧波纹度的测量及评价[J]. 光学精密工程, 2017, 25(10): 2697-2705.
LEI Da-jiang, YUE Xiao-bin, CUI Hai-long, et al. Measurement and Evaluation of Tool Tip Arc Waviness of Diamond Tool[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(10): 2697-2705.
- [14] 文东辉, 许鑫祺, 郑子军. 线性液动压抛光流场的剪切

- 特性研究[J]. 中国机械工程, 2021, 32(18): 2203-2210.
- WEN Dong-hui, XU Xin-qi, ZHENG Zi-jun. Research on Shear Characteristics of LHP Flow Fields[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(18): 2203-2210.
- [15] 姚望, 黄延禄, 杨永强. 基于支持向量回归的定向能量沉积熔道尺寸预测[J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0802007.
- YAO Wang, HUANG Yan-lu, YANG Yong-qiang. Size Prediction of Directed Energy Deposited Cladding Tracks Based on Support Vector Regression[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0802007.
- [16] 朱大业, 丁晓红, 王神龙, 等. 基于支持向量机模型的复杂非线性系统试验不确定度评定方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(8): 177-184.
- ZHU Da-ye, DING Xiao-hong, WANG Shen-long, et al. Uncertainty Evaluation Method of Complex Nonlinear System Test Based on Support Vector Machine Model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(8): 177-184.
- [17] 单忠德, 朱福先. 应用 PCD 刀具铣削砂型的刀具磨损机理和预测模型[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 124-132.
- SHAN Zhong-de, ZHU Fu-xian. Wear Mechanism and Prediction Model of Polycrystalline Diamond Tool in Milling Sand Mould[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 124-132.
- [18] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
- PEI Hong, HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, et al. Review of Machine Learning Based Remaining Useful Life Prediction Methods for Equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 1-13.
- [19] ZHANG Xiang, KREWET C, KUHLENKÖTTER B. Automatic Classification of Defects on the Product Surface in Grinding and Polishing[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2006, 46(1): 59-69.
- [20] ZHANG Jiu-si, JIANG Yu-chen, LUO Hao, et al. Prediction of Material Removal Rate in Chemical Mechanical Polishing via Residual Convolutional Neural Network[J]. Control Engineering Practice, 2021, 107: 104673.
- [21] 陈法法, 杨勇, 陈保家, 等. 基于模糊信息粒化与小波支持向量机的滚动轴承性能退化趋势预测[J]. 中国机械工程, 2016, 27(12): 1655-1661.
- CHEN Fa-fa, YANG Yong, CHEN Bao-jia, et al. Degradation Trend Prediction of Rolling Bearings Based on Fuzzy Information Granulation and Wavelet Support Vector Machine[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(12): 1655-1661.
- [22] QIN Long-hui, ZHANG Yi-lei. Roughness Discrimination with Bio-Inspired Tactile Sensor Manually Sliding on Polished Surfaces[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2018, 279: 433-441.
- [23] 郭继通, 郑方志, 徐成宇, 等. 基于遗传算法和神经网络的软脆工件研磨加工工艺智能决策系统[J]. 表面技术, 2020, 49(4): 23-29.
- GUO Ji-tong, ZHENG Fang-zhi, XU Cheng-yu, et al. Intelligent Decision System for Lapping Process of Soft and Brittle Workpiece Based on Genetic Algorithm and Neural Network[J]. Surface Technology, 2020, 49(4): 23-29.
- [24] LIU Bo-wen, JIN Wen-tao, LU An-jin, et al. Optimal Design for Dual Laser Beam Butt Welding Process Parameter Using Artificial Neural Networks and Genetic Algorithm for SUS316L Austenitic Stainless Steel[J]. Optics & Laser Technology, 2020, 125: 106027.
- [25] 李文龙, 陈燕, 赵杨, 等. 采用神经网络和遗传算法优化磁粒研磨 TC4 弯管工艺参数[J]. 表面技术, 2020, 49(6): 330-336.
- LI Wen-long, CHEN Yan, ZHAO Yang, et al. Optimizing Technological Parameters of Magnetite Grinding TC4 Elbow by Neural Network and Genetic Algorithms[J]. Surface Technology, 2020, 49(6): 330-336.

责任编辑: 刘世忠