

doi: 10.11933/j.issn.1007-9289.20220513001

# 基于 PSO-ELM 的 316L 不锈钢细长管磁粒研磨 内表面粗糙度预测模型\*

李昌龙 陈松 吴炫炫 赵耀耀 李雨龙 李鑫  
(辽宁科技大学机械工程与自动化学院 鞍山 114051)

**摘要:** 针对 316L 不锈钢细长管磁粒研磨加工过程中, 最佳工艺参数难以选择, 以及加工后对工件内表面粗糙度 ( $Ra$ ) 的预测问题, 将影响磁粒研磨 316L 不锈钢细长管内表面粗糙度的四个工艺参数作为输入值, 内表面粗糙度作为输出值, 构建粒子群 (PSO) 优化极限学习机 (ELM) 模型来预测 316L 不锈钢细长管内表面粗糙度, 利用 PSO 对工艺参数进行全局寻优, 获得最佳工艺参数组合, 最后通过试验与预测结果进行对比。构建的 PSO-ELM 表面粗糙度预测模型拟合优度  $R^2$  为 0.984 8, 绝对误差 (MAE) 为 0.013 4, 均方根误差 (RMSE) 为 0.021 4。得到的最佳工艺参数组合为: 主轴转速 2 389.011 r/min, 进给速度 3.167 mm/s, 磨料粒径 216.185  $\mu\text{m}$ , 加工时间 35.856 min, 预测  $Ra$  为 0.178  $\mu\text{m}$ 。对工艺参数进行调整, 试验得到的  $Ra$  为 0.182  $\mu\text{m}$ , 与预测值相比误差为 2.24%。基于 PSO-ELM 方法构建 316L 不锈钢细长管内表面粗糙度预测模型, 实现对工件内表面粗糙度的精确预测, 应用粒子群方法得到最佳工艺参数组合, 提高了磁粒研磨 316L 不锈钢细长管的加工效率。  
**关键词:** 磁粒研磨; 细长管; 内表面; 粒子群 (PSO); 极限学习机 (ELM); 表面粗糙度

中图分类号: TG176

## Inner Surface Roughness Prediction Model of 316L Stainless Steel Slender Tube by Magnetic Abrasive Finishing Based on PSO-ELM

LI Changlong CHEN Song WU Xuanxuan ZHAO Yaoyao LI Yulong LI Xin  
(College of Mechanical Engineering and Automation, University of Science and Technology Liaoning,  
Anshan 114051, China)

**Abstract:** In the magnetic abrasive finishing processing of a 316L stainless steel slender tube, it is very important to accurately estimate the surface roughness of the workpiece after finishing under the combination of different process parameters. Several experiments and empirical methods are used to determine the improved surface quality and the processing efficiency of the workpiece to solve for the best process parameter combination, but these ways are inefficient and inaccurate. Considering the rotation speed of the workpiece, feeding speed of the magnetic pole, magnetic abrasive powder size, and processing time as the input values, the inner surface roughness  $Ra$  can be obtained using a combination of different process parameters as the output value, and an orthogonal experiment with four factors and levels is designed. The test results are recorded based on the retention method. The weight of the link between the input and hidden layers and the threshold of the hidden layer in the extreme learning machine (ELM) are optimized by the particle swarm optimization (PSO) algorithm to improve the prediction accuracy of the ELM model. Based on the orthogonal test data, a PSO-ELM magnetic abrasive finishing 316L stainless steel slender tube inner-surface roughness prediction model is established. To verify the superiority of the PSO-ELM model, two types of surface roughness prediction models are established using the multivariate nonlinear regression method and the support vector machine (SVM), which are compared with the PSO-ELM surface roughness model. The predictive models are evaluated using machine-learning regression evaluation metrics. Then, the prediction model constructed by PSO-ELM is used as the objective function of the particle swarm optimization algorithm, and again the particle swarm

\* 国家自然科学基金 (51775258)、辽宁省教育厅 (2020FWDF05, 2020FWDF07) 和辽宁科技大学基金 (2018FW05) 资助项目。

Fund: Supported by National Natural Science Foundation of China (51775258), Liaoning Provincial Department of Education Project (2020FWDF05, 2020FWDF07), and Fund Project of University of Science and Technology Liaoning (2018FW05).

20220513 收到初稿, 20221107 收到修改稿

optimization algorithm with the ability of global optimization is used again to optimize the process parameters. Therefore, the best combination of process parameters for the magnetic abrasive finishing of a 316L stainless steel slender tube is obtained. The test is performed using a combination of process parameters obtained after optimization, and the results obtained after the test are compared with the predicted results. The model's accuracy is evaluated by the evaluation index of machine learning performance, and the constructed PSO-ELM surface roughness prediction model has a high prediction accuracy and small error. The model's goodness-of-fit  $R^2$  is 0.984 8, mean absolute error (MAE) is 0.013 4, and root mean square error (RMSE) is 0.021 4. The optimal combination of process parameters obtained using the particle swarm optimization algorithm is as follows: the speed of the workpiece is 2 389.011 r / min, the feed speed of the magnetic pole is 3.167 mm / s, the abrasive particle size is 216.185  $\mu\text{m}$ , and the processing time is 35.856 min. The surface roughness predicted by the optimal combination of process parameters is 0.178  $\mu\text{m}$ . The optimal combination of process parameters must be rounded-off and converted into a standard form. After the test, according to the fine-tuned process parameters, the surface roughness  $R_a$  of the obtained workpiece is 0.182  $\mu\text{m}$ , which error with the predicted value is 2.24 %. Based on the PSO-ELM method, a prediction model of the inner surface roughness of a 316L stainless steel slender pipe is constructed, which realizes the controllability of the accurate prediction of the inner surface roughness of the workpiece and uses the particle swarm optimization ability to obtain the best process parameter combination, which improves the magnetic abrasive finishing efficiency of the 316L stainless steel slender tubes.

**Keywords:** magnetic abrasive finishing; slender tube; inner surface; particle swarm optimization(PSO); extreme learning machine (ELM); surface roughness

## 0 前言

316L 不锈钢在不锈钢分类中属于低碳奥氏体不锈钢, 它完美地继承了不锈钢的抗腐蚀性和耐热性的优点, 同时也具有良好的可加工性<sup>[1]</sup>, 基于以上优点它广泛应用在日常和工业生产领域之中。316L 在局部腐蚀当中表现优越, 主要用于工业设备管道当中, 这就要求 316L 不锈钢拥有良好的室温力学性能和高温力学性能, 并具有较好的管道表面质量<sup>[2]</sup>。表面粗糙度对于金属零件是一个重要参数, 其大小直接影响到零件的精度、配合性能、振动和噪声等, 因此金属零件加工必须对表面粗糙度进行限定<sup>[3]</sup>。

随着科技发展和工程技术的需要, 使用机器学习算法来探究自变量与因变量之间的关系越来越受研究者们关注。通过使用机器学习算法对加工过程中影响表面粗糙度的因素进行分析和研究, 来准确预测表面质量的变化趋势, 进一步挖掘加工参数之间的相互影响, 在保证加工质量的基础上, 有针对性地对加工参数进行调整, 这种方法可以降低加工成本并加速转变产业化<sup>[4]</sup>。

磁粒研磨加工主要使用  $R_a$  这一参数标准来衡量研磨效果。磁粒研磨技术广泛应用在曲面加工、内外圆表面加工、平面加工等方面, 是因为磁粒研磨是一种柔性加工方式, 具有良好的自锐性和自适应性及操作简单方便等优点<sup>[5-8]</sup>。肖作义<sup>[9]</sup>分析了磁粒研磨当中不同的工艺参数, 对于工件表面质量的影响。李刚<sup>[10]</sup>使用多元回归分析法建立磁粒研磨

TC4 钛合金细长管内表面粗糙度预测模型, 用来指导 TC4 钛合金细长管研磨加工。张家有等<sup>[11]</sup>采用逐步回归分析方法分析了不同研磨参数对 20CrMnTi 材质的轴类零件表面粗糙度的影响程度, 并建立磁粒研磨 20CrMnTi 材质的轴类零件表面粗糙度预测模型。邓曰明等<sup>[12]</sup>采用响应面法探究了磁粒研磨镍钛合金血管支架内壁最佳工艺参数。上述学者应用多元回归思想来解决磁粒研磨工艺优化问题, 由于多元回归模型随着参数的增加模型结构逐渐复杂, 难以建立, 并且预测误差逐渐增大, 因此李文龙等<sup>[13]</sup>通过 BP 神经网络建立 TC4 钛合金弯管表面粗糙度与主要工艺参数之间的非线性关系, 利用遗传算法寻优能力, 得到最优加工工艺参数来提高工件表面质量。但是 BP 神经网络算法存在收敛速度慢及易陷入局部极小点等问题<sup>[14]</sup>。极限学习机<sup>[15-16]</sup> (ELM) 是一种单隐层神经网络, 相比传统神经网络训练速度快, 精度高, 同时无须设置太多参数。但极限学习机输入权值和隐含层神经元阈值的设置会直接影响到预测精度。

因此, 针对 316L 不锈钢细长管研磨后表面粗糙度与加工工艺参数之间存在非线性关系, 建立 316L 不锈钢细长管关于主轴转速、进给速度、磨料粒径、加工时间四种研磨参数为自变量, 表面粗糙度为因变量的 ELM 表面粗糙度的预测模型。粒子群算法具有全局寻优能力, 不宜陷入局部最小值。可用于极限学习机中输入权值和隐含层神经元阈值进行择优选择, 以提高预测精度。分别使用多元非线性回归和支持向量机建立两种表面粗糙度预测模

型与其进行对比,通过机器学习性能的评估指标来对模型最终的准确率进行评估。用粒子群算法对工艺参数进行寻优,得到最佳的工艺组合,为磁粒研磨细长管表面粗糙度预测提供理论参考。

## 1 磁粒研磨光整加工原理及试验

### 1.1 磁粒光整加工原理

图 1 为磁粒研磨 316L 不锈钢细长管原理示意

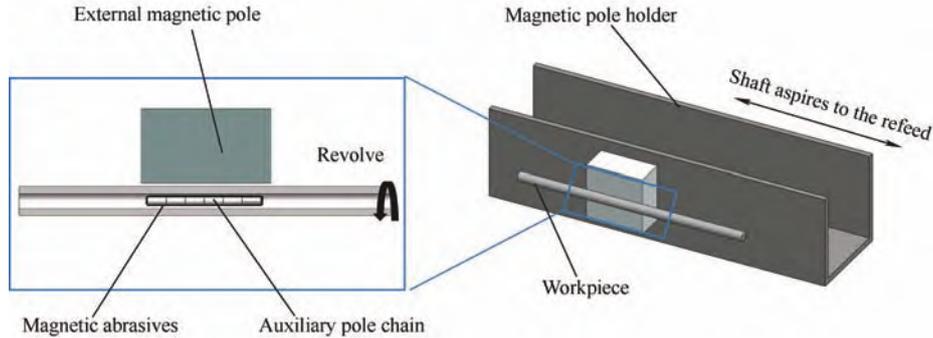


图 1 磁粒研磨加工 316L 细长管原理

Fig. 1 Principle of magnetic abrasive finishing 316L slender tube

### 1.2 试验设计及条件

#### 1.2.1 磁场理论模拟

在磁粒研磨细长管过程中,当辅助磁极尺寸相同时,选用多个径向小磁极组成的辅助磁极比单个径向辅助磁极研磨效果要更优<sup>[21]</sup>,因此采用辅助磁极链对 316L 不锈钢细长管进行研磨。通过 ANSYS Maxwell 有限元软件对磁场进行模拟仿真,并在研磨区域添加辅助线来探究磁感应强度变化,结果如图 2 所示。

从图中可以看出,加工区域的磁场存在多个明显的峰值,磁感应强度曲线变化波动大,研磨区域最强磁感应强度为 0.60 T,研磨区域最小磁感应强度为 0.43 T。究其原因,辅助磁极由多个小磁极组成,辅助磁极与矩形磁极之间形成闭合磁感线,由于边缘效应磁感线从棱边聚集发散而形成较强磁场,提供较大的研磨压力。但是两磁极之间存在间隙,间隙处磁感线较为稀疏,磁感应强度较低,使加工区域形成梯度变化较大的磁场。在研磨加工过程中,较大磁场梯度能够促进磁性磨料翻滚更新,延长其使用寿命。

#### 1.2.2 试验设计

图 3 是磁粒研磨加工 316L 不锈钢细长管内表面的装置实物图。矩形磁极放置在磁极架上,磁极架安装在直线滑轨上,管件使用精密筒夹夹紧安装在电主轴上。电主轴带动管件旋转,直线滑轨带动磁极架上的永磁极沿管件外表面做往复轴向移动。

图,工件内部辅助磁极链与外部放置矩形钕铁硼永磁极形成闭合磁回路<sup>[17-19]</sup>。凭借磁力线对非导磁材料无线穿透力的特性,磁性磨料被内部磁场所磁化,磁化后磁性磨料在磁场力、摩擦力、轴向力和离心力的作用下形成磁粒刷。加工时管件高速旋转,外部磁极轴向往复进给,同时带动内部辅助磁极链沿轴向往复运动,辅助磁极运动过程会带动磁性磨料不停的翻滚、切削工件表面<sup>[20]</sup>,进而达到内表面研磨作用。

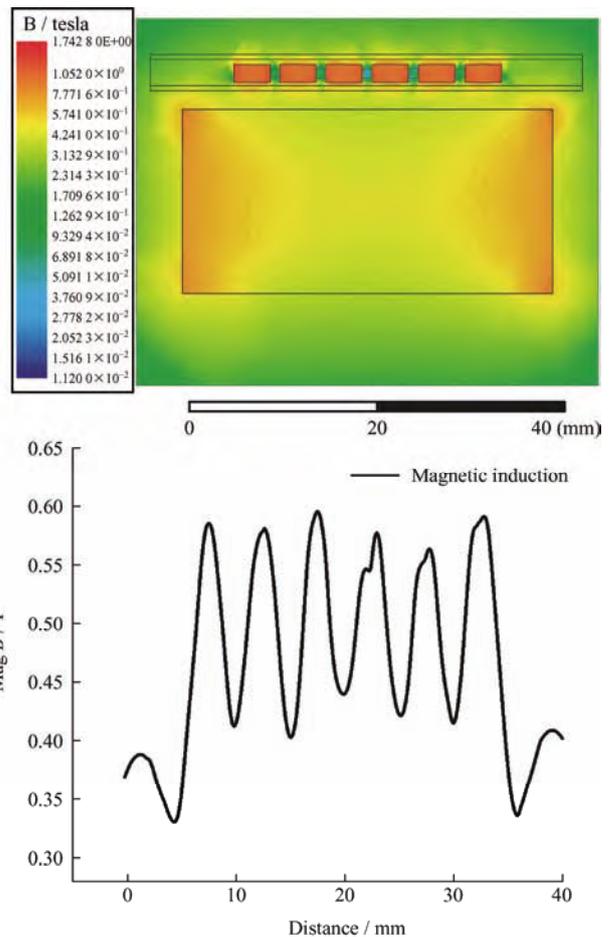


图 2 磁感应强度仿真云图和曲线图

Fig. 2 Magnetic induction intensity simulation cloud graph and curve graph

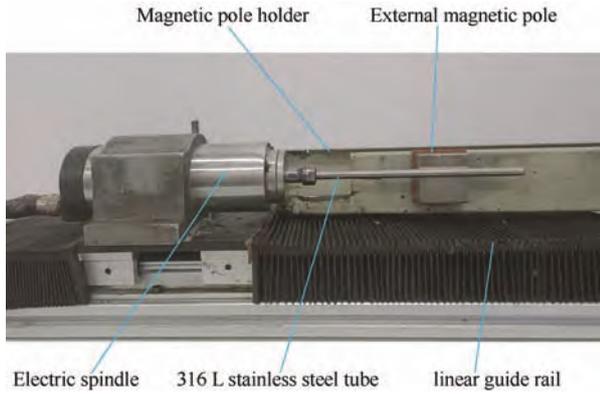


图 3 磁粒研磨加工 316L 不锈钢细长管实物图

Fig. 3 Picture of 316L stainless steel slender tube processed by magnetic abrasive finishing

试验管件选用为  $\phi 8 \times 200$  mm, 钕铁硼永磁极 (N35) 的尺寸为  $40 \text{ mm} \times 40 \text{ mm} \times 20 \text{ mm}$ , 6 个  $\phi 2 \times 5$  mm 径向磁极组成的辅助磁极链, 选择劳力恩 SR-991 珩磨油 (油性) 作为管件的研磨液, 试验选用烧结法制备的  $\text{Al}_2\text{O}_3$  磁性磨料。工件研磨完成之后, 将试验所用的 316L 不锈钢管件使用超声波清洗设备进行清洗, 然后使用 JB-8E 表面粗糙度测量仪和超景深显微镜分别测量工件的表面粗糙度  $Ra$  和工件的微观形貌。

试验设计为四因素四水平的正交试验, 选择主轴转速  $n$ 、进给速度  $v$ 、磨料粒径  $d$  和加工时间  $t$  为

参数进行试验, 正交试验因素水平表见表 1。

表 1 因素水平表

Table 1 Factor level table

Level	Spindle speed $n / (\text{r} / \text{min})$	Feed speed $v / (\text{mm} / \text{s})$	Abrasive size $d / \mu\text{m}$	Process time $t / \text{min}$
1	1 000	1	250	10
2	1 500	2	200	20
3	2 000	3	150	30
4	2 500	4	125	40

### 1.3 试验结果

基于留出法原则, 将原始数据分为训练集和验证集两个互斥数据集: 训练集  $S$ ; 验证集  $T$ 。二者关系为  $D = S \cap T, S \cap T = \emptyset$ , 在集合  $S$  上训练出预测模型后, 用集合  $T$  来评估其测试误差作为对泛化误差的估计。使用线切割机将工件沿轴向方向切开, 在研磨区域沿轴向方向均匀选取 5 个不同的点, 使用 JB-8E 表面粗糙度测量仪测量其表面粗糙度  $Ra$ , 并取表面粗糙度平均值作为表面质量评价标准。经测量管件内壁原始表面粗糙度  $Ra$  为  $1.253 \mu\text{m}$ 。随后将切开的工件粘接固定, 对工件内表面进行研磨加工, 研磨之后采用相同的方法测量工件内表面粗糙度  $Ra$ 。按照表 1 的因素水平表, 基于正交试验设计 16 组试验作为训练集, 试验结果见表 2。

表 2 正交试验结果

Table 2 Result of orthogonal experiments

Experimental number	Spindle speed $n / (\text{r} / \text{min})$	Feed speed $v / (\text{mm} / \text{s})$	Abrasive size $d / \mu\text{m}$	Process time $t / \text{min}$	Surface roughness $Ra / \mu\text{m}$
1	1 000	1	250	10	0.744
2	1 000	2	200	20	0.654
3	1 000	3	150	30	0.582
4	1 000	4	125	40	0.536
5	1 500	1	200	30	0.407
6	1 500	2	250	40	0.322
7	1 500	3	125	10	0.982
8	1 500	4	150	20	0.712
9	2 000	1	150	40	0.346
10	2 000	2	125	30	0.413
11	2 000	3	250	20	0.324
12	2 000	4	200	10	0.829
13	2 500	1	125	20	0.447
14	2 500	2	150	10	0.856
15	2 500	3	200	40	0.186
16	2 500	4	250	30	0.234

表 2 数据用于训练 316L 不锈钢管表面粗糙度预测模型。为了最终模型的可验证性, 能够有效

预测表面粗糙度, 使用 5 组随机验证集数据, 见表 3。

表 3 验证集数据

Table 3 Validation set data

Experimental number	Spindle speed $n / (\text{r} / \text{min})$	Feed speed $v / (\text{mm} / \text{s})$	Abrasive size $d / \mu\text{m}$	Process time $t / \text{min}$	Surface roughness $Ra / \mu\text{m}$
1	1 000	1	250	20	0.686
2	1 500	2	250	30	0.412
3	1 500	1	125	40	0.457
4	2 000	3	150	20	0.545
5	2 500	4	200	10	0.683

#### 1.4 回归评价指标

在预测回归模型当中，样本集合为  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ ，其中  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为自变量， $y_1, y_2, \dots, y_n$  为因变量。通过衡量真实值与预测值之间的关系，来评估判断预测回归模型的准确性。设预测回归模型为  $f(x)$ ，使用如下回归评价指标。

均方根误差 (RMSE)：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2} \quad (1)$$

平均绝对误差 (MAE)：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)| \quad (2)$$

模型的拟合优度：

$$R^2(y, f(x_i)) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (3)$$

式中， $R^2$  为可决定系数，也叫拟合优度； $RSS$  为残差平方和； $TSS$  为总平方和。

$R^2$  取值范围在  $[0, 1]$  变化，其值越接近 1 说明误差影响越小，即回归方程越准确。

## 2 316L 不锈钢细长管表面粗糙度预测模型

### 2.1 极限学习机算法基本原理

极限学习机 (ELM) 是一种单隐层前馈神经网络学习算法，是由输入层、隐含层和输出层共同组成的网络模型<sup>[22]</sup>。输入层的作用为接收外部输入变量，并传递给下层；隐含层主要功能为计算、识别；输出层用于输出预测结果<sup>[23]</sup>，其原理如下。

设给定  $N$  个任意输入样本  $(x_i, y_i)$ ，其式为：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_i &= [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in \mathbf{R}^n \\ \mathbf{y}_i &= [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T \in \mathbf{R}^m \end{aligned} \quad (4)$$

对于拥有  $L$  个隐含层神经网络，ELM 模型表达式为：

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中， $\beta_i$  为隐含层到输出层的权重； $g(x)$  为激活函数（选择 sigmoid 函数）； $w_i$  为隐含层与输入层的权重； $b_i$  为隐含层的偏置。

式 (5) 用矩阵形式可表达为：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} &= \mathbf{T}, \mathbf{T} = (y_1, y_2, \dots, y_N) \\ \mathbf{H} &= \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L} \end{aligned} \quad (6)$$

式中， $\mathbf{H}$  为隐含层的输出矩阵； $\boldsymbol{\beta}$  为隐含层和输出层之间的权重； $\mathbf{T}$  为 ELM 神经网络期望输出矩阵。

传统的梯度下降法需要通过多次迭代反馈进行调整参数，而 ELM 中输入层的权重  $w_i$  与隐含层的偏置  $b_i$  是随机产生的，无须赋值，因此输出矩阵  $\mathbf{H}$  也就唯一确定。此时式 (6) 就转变成求解线性方程组问题，ELM 算法训练的实质就转变为求隐含层和输出层之间权重的最小二乘解。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (7)$$

式中， $\mathbf{H}^+$  为矩阵  $\mathbf{H}$  的 Moore-Penrose 广义逆。

### 2.2 PSO 算法原理

粒子群算法是通过模拟鸟群觅食过程而提出的一种全局寻优算法，利用个体之间的协作与通信，不断寻找最优解<sup>[24]</sup>。粒子群算法是把需要优化问题中所有可行解当作多维空间内一群随机粒子，这些粒子组成寻优群体。每个粒子有自己的位置和速度，假设在多维空间当中有  $m$  个粒子构成一个群体，粒子  $i$  的速度和位置可以分别表示为  $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 、 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 。设  $P_i$  为第  $i$  个粒子历史最优值， $P_g$  为群体寻找到的最优值，粒子经过多次迭代更新，不断更新粒子和群体最优值位置，最优解在这些相互竞争的粒子之间搜寻得到<sup>[25]</sup>。每一个粒子迭代优化自身速度和位置公式如下：

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{id}^{(t+1)} &= w\mathbf{V}_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (P_{id}^{(t)} - X_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (P_{gd}^{(t)} - X_{id}^{(t)}) \\ \mathbf{X}_{id}^{(t+1)} &= X_{id}^{(t)} + \mathbf{V}_{id}^{(t)} \end{aligned} \quad (8)$$

式中， $\mathbf{V}_{id}^t$ 、 $\mathbf{X}_{id}^t$  分别为第  $i$  个粒子在  $t$  次迭代时的速度和位置； $r_1$ 、 $r_2$  为随机参数； $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子； $w$  为惯性权重系数。

PSO 算法中，惯性权重  $w$  选择尤为重要。较大的惯性权重有助于粒子全局搜索，而较小的惯性权重有助于粒子局部搜索，因此固定值的惯性权重随迭代次数的增加，无法获得较好的寻优结果<sup>[25]</sup>。针对 PSO 算法后期容易在全局最优解附近产生震荡现象，采用一种线性递减策略来提高粒子全局寻优能力，改善局部不平衡现象。计算公式为：

$$w = w_{\max} - \frac{t(w_{\max} - w_{\min})}{t_{\max}} \quad (9)$$

式中， $w_{\max}$  为最大惯性权重； $w_{\min}$  为最小惯性权重。

### 2.3 粒子群算法优化极限学习机参数

ELM 模型当中期望输出矩阵是由输入权值矩阵和隐含层偏置所决定的，但这些参数是随机生成的，须要进行多次调试选择，为避免随机产生的参数影响模型预测精度，采用高效的人工智能算法来解决参数优化问题。在 ELM 构建的 316L 不锈钢表

面粗糙度预测模型中, 输入权值和隐含层神经元阈值直接影响到预测模型的准确性和泛化性, 因此为使预测模型获得最好的预测效果, 采用粒子群算法对预测模型当中的输入权值和隐含层神经元阈值进行寻优, 获取最优组合。316L 不锈钢管细长管预测表面粗糙度的流程图, 如图 4 所示。

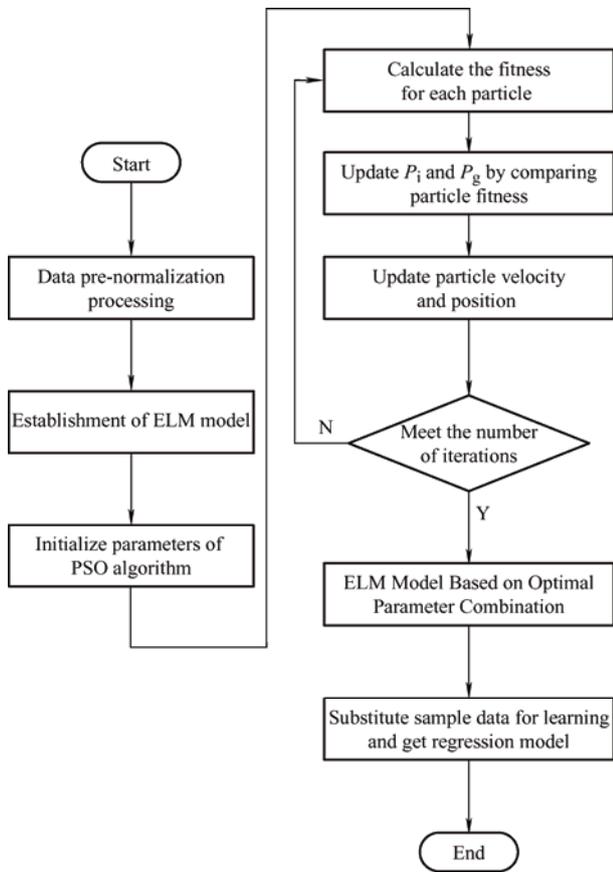


图 4 PSO-ELM 流程图

Fig. 4 PSO-ELM flowchart

### 3 结果与分析

#### 3.1 PSO-ELM 回归模型拟合性分析

根据 PSO-ELM 磁粒研磨 316L 不锈钢表面粗糙度预测模型, 表 2 作为模型训练集数据, 用来训练模型, 表 3 作为模型验证集数据, 用来验证模型准确性。PSO-ELM 磁粒研磨 316L 不锈钢表面粗糙度预测模型, 在粒子群算法中参数设置: 种群规模 10、最大迭代次数 50、学习因子  $c_1=1.5$ 、 $c_2=1.7$ ,  $w_{max}=0.8$ ,  $w_{min}=0.2$ 。得到的 PSO 算法的适应度曲线收敛图如图 5 所示。

将优化后的参数代入 ELM 表面粗糙度预测模型, 得到基于 PSO-ELM 的磁粒研磨 316L 不锈钢细长管表面粗糙度预测模型。为了验证预测模型的准确

度, 分别将训练集和验证集的样本数据代入模型中, 得到模型训练集的拟合结果和验证集的拟合结果如图 6 和图 7 所示。

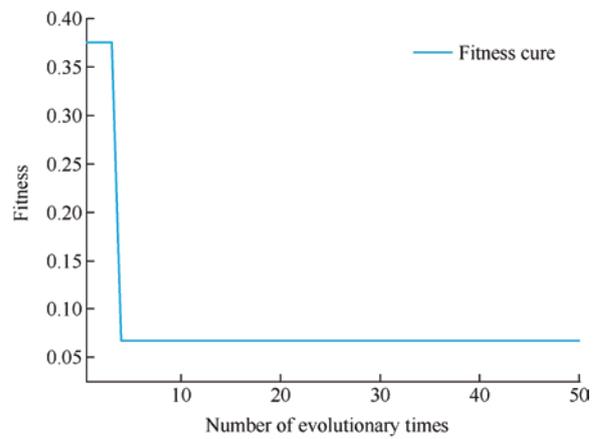


图 5 迭代进程

Fig. 5 Iterative process

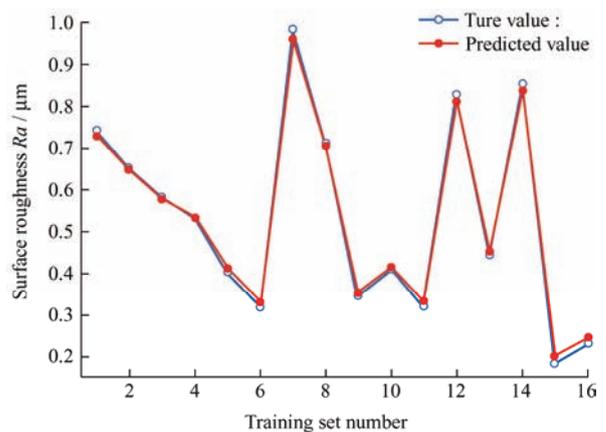


图 6 训练集拟合结果

Fig. 6 Training set fitting results

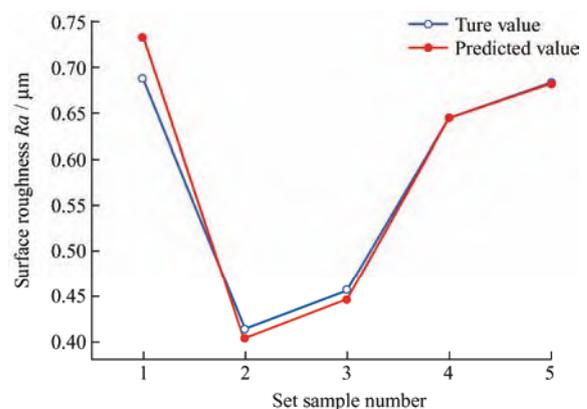


图 7 验证集拟合结果

Fig. 7 Validation set fitting results

从图 6 和图 7 中可以看出模型预测值和真实值变化趋势基本一致。经评价回归指标计算测试集和

验证集拟合度分别为 99.65 % 和 98.48 %，平均绝对误差为 0.011 2 和 0.013 4。说明预测模型拟合度高，预测值与真实值误差波动小。利用 PSO 算法对 ELM 的权值和阈值进行选优，得到的模型具有良好的泛化性，能有效解决 ELM 的权值和阈值随机产生导致模型泛化能力低的问题。

### 3.2 预测结果对比分析

为了进一步验证模型的准确性，使用相同的样本数据建立多元非线性预测模型和 SVM(采用径向基核函数) 预测模型进行对比。

多元非线性模型<sup>[26]</sup>可以用式 (10) 来表达，预测结果对比如图 8 所示。并通过均方根误差、平均绝对误差和模型的拟合优度来进行验证，计算公式分别为式 (1) ~ (3)。不同模型的预测评价结果见表 4。

$$Ra = Kn^{\beta_1} v^{\beta_2} d^{\beta_3} t^{\beta_4} \quad (10)$$

式中， $Ra$  为表面粗糙度； $K$  为模型相关系数； $n$  为主轴转速； $v$  为进给速度； $d$  为磨料粒径； $t$  为加工时间。

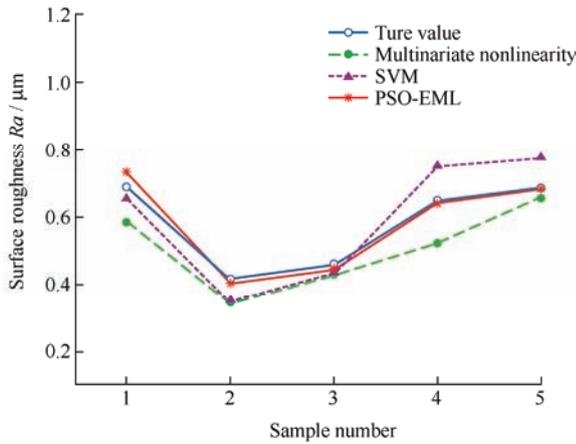


图 8 预测结果对比

Fig. 8 Comparison of prediction results

表 4 模型预测精度对比

Table 4 Comparison of model prediction accuracy

Model	PSO-ELM	SVM	Multiple nonlinear regression
MAE	0.013 4	0.063 6	0.063 6
RMSE	0.021 4	0.713 8	0.713 8
$R^2$	0.984 8	0.904 1	0.890 8

从图 8 可以看出，通过不同模型的预测结果与真实值相比，PSO-ELM 模型预测结果更接近真实值。从表 4 可以看出，PSO-ELM 的  $R^2$  为 0.984 8，RMSE 为 0.021 4，MAE 为 0.013 4，与 SVM 预测模型和多元非线性预测模型相比，PSO-ELM 模型拟

合优度最高，平均绝对误差和均方根误差最小，预测结果更加准确。PSO-ELM 预测模型不同于多元非线性预测模型会由多种因素之间存在相互作用，造成预测结果会有较大的误差；同时也不像 SVM 预测模型通过二次规划求解来实现预测，须要耗费大量时间进行调试试验来选择核函数和核函数参数，才能保证模型的预测趋势和精度。究其原因，PSO-ELM 预测模型是一种模仿人脑结构及功能的信息处理方法，能够在复杂情况环境下依然保留较强的学习能力，具有较强的鲁棒性，能够逼近复杂的非线性关系，利用 PSO 可有效避免极限学习中参数的随机选择，具有较高的预测精度，可以较好地指导 316L 不锈钢细长管磁粒研磨。

## 4 工艺参数寻优

### 4.1 工艺参数寻优结果

粒子群算法具有理解容易、实现方便等优点，在许多优化问题中得到成功应用<sup>[27]</sup>。因此，使用粒子群算法对工艺参数进行寻优。输入工艺参数寻优范围见表 5。历经 60 次迭代寻优之后，在全局搜索下最优表面粗糙度为 0.178  $\mu\text{m}$ ，适应度曲线如图 9 所示。获得磁粒研磨 316L 不锈钢细长管的最优工艺参数为：主轴转速 2 389.011 r/min，进给速度 3.167 mm/s，磨料粒径 216.185  $\mu\text{m}$ ，加工时间 35.856 min。

表 5 工艺参数寻优范围

Table 5 Optimization range of process parameters

Object	Spindle speed $v / (\text{r} / \text{min})$	Feed speed $v / (\text{mm} / \text{s})$	Abrasive size $d / \mu\text{m}$	Process time $t / \text{min}$
Range	[1 000, 2 500]	[1, 4]	[125, 250]	[10, 40]

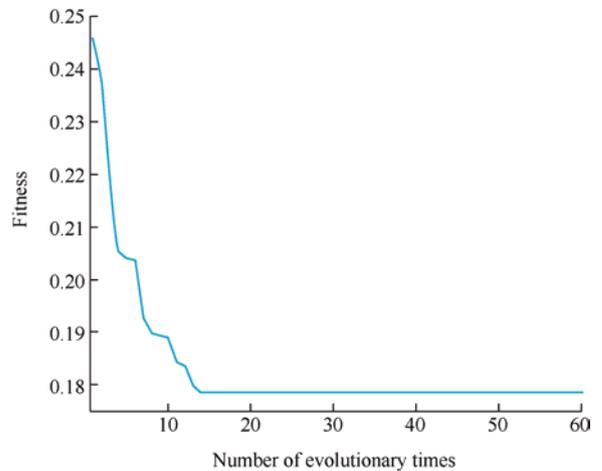


图 9 粒子群优化适应度曲线

Fig. 9 Particle swarm optimization fitness curve

## 4.2 试验结果验证

考虑到试验设备条件有限的情况, 无法精确达到最优工艺参数, 在保证其他加工条件不变的情况下, 须要对寻优得到的工艺参数进行调整。最终得到的工艺参数为: 主轴转速为 2 390 r/min, 进给速度为 3 mm/s, 磨料粒径为 200  $\mu\text{m}$ , 加工时间为 36 min。

使用 JB-8E 触针式粗糙度仪和超景深显微镜分别对加工前后 316L 不锈钢细长管的表面粗糙度和

微观形貌进行观测, 如图 10 所示。从图 10a 中可以看到原始表面形貌凹凸不平, 具有较多的裂痕, 其表面粗糙度  $Ra$  为 1.253  $\mu\text{m}$ 。从图 10b 可以看出, 研磨加工 316L 不锈钢细长管 36 min 后, 表面质量明显得到提高, 凹坑和裂痕消失, 表面形貌平整, 纹路致密均匀, 表面粗糙度  $Ra$  为 0.182  $\mu\text{m}$ 。预测值与实际测量值误差为 2.24%, 说明使用粒子群算法得到的工艺参数可以较好地试验进行预测并得到最优值。

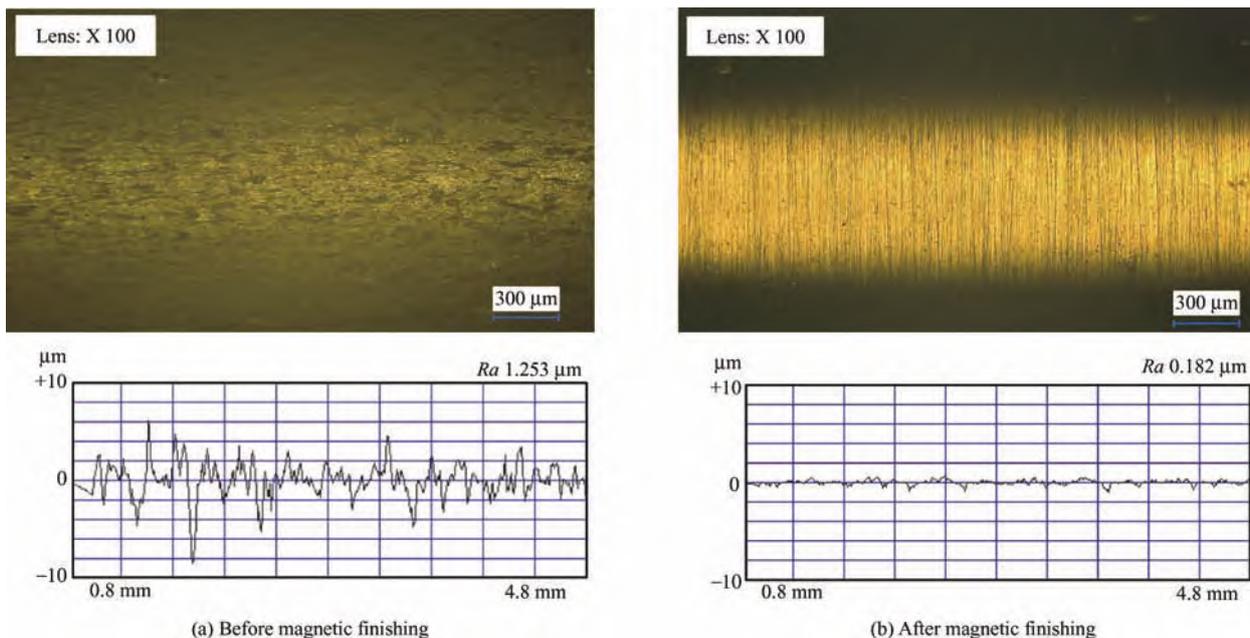


图 10 磁粒研磨 316L 不锈钢细长管前后微观形貌及表面粗糙度

Fig. 10 Magnetic abrasive finishing 316L stainless steel slender tube front and back microscopic morphology

## 5 结论

(1) 基于 PSO-ELM 方法构建的磁粒研磨 316L 不锈钢细长管内表面粗糙度预测模型, 能够实现对磁粒研磨内表面粗糙度变化的预测。

(2) 相对于支持向量机预测模型和多元非线性回归预测模型, 通过拟合优度、均方根误差和平均绝对误差分析计算, 验证了粒子群优化极限学习机预测模型的有效性和合理性。

(3) 使用 PSO 在构建的 PSO-ELM 预测模型进行工艺参数寻优, 确定了最佳工艺参数组合: 主轴转速 2389.011 r/min, 进给速度 3.167 mm/s, 磨料粒径 216.185  $\mu\text{m}$ , 加工时间 35.856 min。

## 参 考 文 献

[1] 陆世英. 不锈钢概论[M]. 北京: 化学工业出版社, 2013.

LU Shiyong. Introduction to stainless steel[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2013. (in Chinese)

[2] 王峭兵, 高亚龙, 朱建平. 316L 不锈钢管色带成因及解决方案[J]. 金属世界, 2020(2): 33-36.

WANG Shaobing, GAO Yalong, ZHU Jianping. Formation and solution of color band for 316L stainless steel pipe ribbon[J]. Metal World, 2020(2): 33-36. (in Chinese)

[3] 史柏迪, 庄曙东, 韩祺. 基于改进的粒子群优化神经网络粗糙度预测模型[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(2): 30-33, 38.

SHI Bodi, ZHUANG Shudong, HAN Qi. Roughness prediction model based on improved particle swarm optimization neural network[J]. Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2021(2): 30-33, 38. (in Chinese)

[4] 肖阳, 孙友松, 陈光忠. 永磁场磁力研磨 TC11 钛合金的实验研究[J]. 表面技术, 2017, 46(2): 229-234.

- XIAO Yang, SUN Yousong, CHEN Guangzhong. Experimental study of magnetic abrasive finishing of TC11 titanium alloy in permanent magnetic field[J]. Surface Technology, 2017, 46(2): 229-234. (in Chinese)
- [5] LIN C T, YANG L D, CHOU H M. Study of magnetic abrasive finishing in free-form surface operations using the Taguchi method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007, 34(1-2): 122-130.
- [6] 王庆仓, 张晓东, 苏建修, 等. SiC 单晶片化学机械研磨试验研究[J]. 表面技术, 2015, 44(4): 137-140, 146. WANG Qingcang, ZHANG Xiaodong, SU Jianxiu, et al. Experimental study on chemical mechanical lapping of SiC single crystal wafer[J]. Surface Technology, 2015, 44(4): 137-140, 146. (in Chinese)
- [7] 刘献礼, 刘强, 岳彩旭, 等. 切削过程中的智能技术[J]. 机械工程学报, 2018, 54(16): 45-61. LIU Xianli, LIU Qiang, YUE Caixu, et al. Intelligent machining technology in cutting process[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(16): 45-61. (in Chinese)
- [8] MOSLEHPOUR S, CAMPANA C, SHETTY D, et al. Stand-alone surface roughness analyzer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(3): 698-706.
- [9] 肖作义. 磁粒研磨加工机理的研究[J]. 机械制造, 2004(12): 39-41. XIAO Zuoyi. Study on the mechanism of magnetic particle grinding[J]. Machinery, 2004(12): 39-41. (in Chinese)
- [10] 李刚. 细长管内表面磁力研磨光整及表面粗糙度预测模型建立[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2019. LI Gang. Magnetic lapping and surface roughness prediction model of slender tube[D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2019. (in Chinese)
- [11] 张家有, 宋万万, 白玉珍, 等. 基于逐步回归分析法的表面粗糙度预测[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2021, 41(6): 63-67. ZHANG Jiayou, SONG Wanwan, BAI Yuzhen, et al. Surface roughness prediction based on stepwise regression analysis[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2021, 41(6): 63-67. (in Chinese)
- [12] 邓曰明, 赵玉刚, 刘广新, 等. 基于响应面法的镍钛合金血管支架管材料内壁磁粒研磨工艺参数研究[J]. 表面技术, 2021, 50(10): 384-393. DENG Yueming, ZHAO Yugang, LIU Guangxing, et al. Study on process parameters of magnetic abrasive finishing of the inner wall of Ni-Ti alloy cardiovascular stents based on response surface methodology[J]. Surface Technology, 2021, 50(10): 384-393. (in Chinese)
- [13] 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 Wenlong, 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. (in Chinese)
- [14] 徐睿, 梁循, 齐金山, 等. 极限学习机前沿进展与趋势[J]. 计算机学报, 2019, 42(7): 1640-1670. XU Rui, LIANG Xun, QI Jinshan, et al. Advances and trends in extreme learning machine[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(7): 1640-1670. (in Chinese)
- [15] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. Neuro Computing, 2005, 70(1): 489-501.
- [16] DING S F, XU X Z, RU N. Extreme learning machine and its applications[J]. Neural Computing & Application, 2014, 25(3-4): 549-556.
- [17] 陈燕, 张广彬, 韩冰, 等. 磁力研磨法对陶瓷管内表面超精密抛光技术的试验研究[J]. 摩擦学学报, 2015, 35(2): 131-137. CHEN Yan, ZHANG Guangbin, HAN Bing, et al. Experimental investigation of magnetic abrasive finishing for super precision polishing of inner surface of the ceramic tube[J]. Tribology, 2015, 35(2): 131-137. (in Chinese)
- [18] 韩冰, 云昊, 陈燕, 等. Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> 陶瓷管内表面高效精密研磨试验研究[J]. 机械设计与制造, 2016(1): 154-157. HAN Bing, YUN Hao, CHEN Yan, et al. Experimental study of high efficiency and low damage grinding on the inner surface of Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> ceramics tube[J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(1): 154-157. (in Chinese)
- [19] JAIN V K, KUMAR P, P K BEHERA, et al. Effect of working gap and components by a magnetic field assisted finishing process[J]. Precision Engineering, 2004(28): 135-142.
- [20] 刘冬冬, 朱子俊, 李逵, 等. 石英玻璃管磁粒研磨机理与光整试验研究[J]. 电镀与精饰, 2019, 41(9): 18-23. LIU Dongdong, ZHU Zijun, LI Kui, et al. Research on magnetite grinding mechanism and finishing test of quartz glass tube[J]. Plating & Finishing, 2019, 41(9): 18-23. (in Chinese)
- [21] 杨海吉, 张晓君, 陈燕, 等. 磁力研磨精密抛光  $\phi 4 \times$

- 150 mm TC4 管内表面的实验研究[J]. 表面技术, 2017, 46(12): 259-264.
- YANG Haiji, ZHANG Xiaojun, CHEN Yan, et al. Polishing of inner surface of  $\phi 4 \times 150$  mm TC4 tube by magnetic abrasive finishing[J]. Surface Technology, 2017, 46(12): 259-264. (in Chinese)
- [22] 陆思源, 陆志海, 王水花, 等. 极限学习机综述[J]. 测控技术, 2018, 37(10): 3-9.
- LU Siyuan, LU Zhihai, WANG Shuihua, et al. Review of extreme learning machine[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(10): 3-9. (in Chinese)
- [23] 任阳晖. 极限学习机算法及应用研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2017.
- REN Yanghui. Extreme learning machine algorithm and application research[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2017. (in Chinese)
- [24] NNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia, 1995-11-27. IEEE, 1995, 4: 1942-1948.
- [25] 徐菁, 李壮, 刁延松. 基于粒子群算法的大跨度空间结构监测系统中应变传感器最优布点研究[J]. 建筑钢结构进展, 2013, 15(1): 57-64.
- XU Jing, LI Zhuang, DIAO Yansong. Optimal placement of strain sensors for monitoring systems on reticulated shells using particle swarm optimization[J]. Progress in Steel Building Structures, 2013, 15(1): 57-64. (in Chinese)
- [26] 李鑫. 镁合金产品表面砂带磨削基础技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2008.
- LI Xin. Basic study on magnesium alloy products surface with belt grinding technology[D]. Chongqing: Chongqing University, 2008. (in Chinese)
- [27] LIU G, ZHU H. Displacement estimation of six-pole hybrid magnetic bearing using modified particle swarm optimization support vector machine[J]. Energies, 2022, 15(5): 1610-1610.

---

作者简介: 李昌龙, 男, 1997 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为精密加工与特种加工。

E-mail: 1584921805@qq.com

陈松, 男, 1976 年出生, 博士, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为精密加工与特种加工。

E-mail: paicchensong@126.com