精密与超精密加工

基于 SPSO–BP 神经网络的自适应抛光工艺参数匹配

潘杰[1]，陈凡[1,2]，杨炜[3]，金闻达[3]

（1.华中科技大学无锡研究院，江苏 无锡 214174；2.华中科技大学 机械科学与工程学院，武汉 430074；3. 江苏集萃华科智能装备科技有限公司，江苏 无锡 214174）

摘要：目的 在湿性物理抛光作业中，根据不同工件的表面抛光质量和效率要求，实现抛光工艺参数的自适应匹配，达到理想的抛光效果。**方法** 基于工件表面材料去除原理，建立工艺参数与材料去除率（MRR）和表面粗糙度的数学关系模型，明确影响抛光效果的工艺参数。针对工艺参数与抛光质量和效率之间的复杂且交互影响的关系，以及理论计算的抛光效果与实际结果存在差异的问题，提出 SPSO–BP 预测模型，分别以 20 组不同的抛光工艺参数与对应抛光结果为训练样本，训练 SPSO–BP 模型，并与传统 PSO–BP 模型进行对比。基于训练好的预测模型，根据不同的基础条件与抛光质量和抛光效率的要求，通过模型自适应匹配抛光工艺参数。针对 SUS304 板材，设定表面粗糙度目标 Ra_1—Ra_5 和材料去除率目标 R_{m1}—R_{m5}，分别通过 SPSO–BP 和 PSO–BP 模型预测获得的工艺参数进行抛光试验，将获得的真实粗糙度 Ra_{z1}—Ra_{z5} 和材料去除率 R_{mz1}—R_{mz5} 与目标值进行对比验证。**结果** SPSO–BP 预测模型比 PSO–BP 预测模型具有更高的收敛精度，SPSO–BP 和 PSO–BP 预测模型的收敛精度分别为 1.26×10^{-6}、0.180，并且 SPSO–BP 模型对样本具有较好的跟踪能力和泛化能力。以 SPSO–BP 模型预测的工艺参数进行抛光，获得的真实粗糙度 Ra_z 和真实材料去除率 R_{mz}，相较于 PSO–BP 预测模型与目标值更接近。通过 SPSO–BP 和 PSO–BP 预测模型获得的真实粗糙度值 Ra_z 与目标值 Ra 的最大误差比分别为 8.00%和 20.00%，平均误差比分别为 5.77%和 14.07%，最小误差比分别为 2.50%和 10.00%；真实材料去除率 R_{mz} 与目标值 R_m 的最大误差比分别为 3.00%和 8.57%，平均误差比分别为 2.14%和 7.46%，最小误差比分别为 1.11%和 4.38%。**结论** 根据不同的基础条件及抛光质量和抛光效率要求，可以通过 SPSO–BP 预测模型自适应匹配抛光工艺参数，与传统 PSO–BP 预测模型相比具有更高的收敛精度，可以获得与抛光目标更接近的真实抛光效果。

关键词：抛光；材料去除率；表面粗糙度；SPSO；神经网络；预测模型；工艺参数；自适应

中图分类号：V261.2+5 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-3660(2022)08-0387-13

DOI：10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2022.08.035

收稿日期：2021–09–27；**修订日期：**2022–01–05

Received：2021-09-27；**Revised：**2022-01-05

基金项目：国家重点研发计划（2018YFB1308700）

Fund：National Key Research and Development Program (2018YFB1308700)

作者简介：潘杰（1993—），男，硕士，主要研究方向为机械设计及理论。

Biography：PAN Jie (1993-), Male, Master, Research focus: mechanical design and theoretical research.

通讯作者：陈凡（1986—），男，博士，副高级工程师，主要研究方向为智能制造、自动化打磨抛光、电磁驱动等。

Corresponding author：CHEN Fan (1986-), Male, Doctor, Deputy senior engineer, Research focus: intelligent manufacturing, automated grinding and polishing, electromagnetic drive.

引文格式：潘杰，陈凡，杨炜，等. 基于 SPSO–BP 神经网络的自适应抛光工艺参数匹配[J]. 表面技术, 2022, 51(8): 387-399.

PAN Jie, CHEN Fan, YANG Wei, et al. Adaptive Polishing Process Parameter Matching Based on SPSO-BP Neural Network[J]. Surface Technology, 2022, 51(8): 387-399.

Adaptive Polishing Process Parameter Matching Based on SPSO-BP Neural Network

PAN Jie[1], *CHEN Fan*[1,2], *YANG Wei*[3], *JIN Wen-da*[3]

(1. HUST-Wuxi Research Institute, Jiangsu Wuxi 214174, China; 2. School of Mechanical Science & Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Jiangsu Jitri-Hust Intelligent Equipment Technology Co., Ltd., Jiangsu Wuxi 214174, China)

ABSTRACT: With the development of science and technology, the requirements for the surface roughness value and precision polishing efficiency of key parts in the fields of aviation, aerospace, national defense, and medical treatment were getting stricter. The wet physical polishing method can reduce the deformation of the material during the polishing process and obtain a lower surface roughness value. When testing the polishing process parameters, it was necessary to manually select the polishing process parameters, observe the polishing results, and repeatedly adjust the process parameters based on experience to achieve the desired polishing effect. The test process required a lot of time and energy, relying on people's subjective experience to adjust the parameters, the accumulated knowledge and experience were difficult to transfer among different operators. The surface roughness and material removal rate are usually measured after the parts are polished, when the test does not meet the requirements, it often leads to scrapped parts. This paper aims to achieve the self-adaptive matching of polishing parameters according to the requirements of different workpiece surface polishing quality and efficiency, and endeavors to achieve the ideal polishing effect. Based on the principle of material removal on the surface of the workpiece, this paper established a mathematical model of the relationship between process parameters, material removal rate and surface roughness value, and the process parameters that affected the polishing effect was clarified. Aimed at the complex and interactive relationship between process parameters and polishing quality and efficiency, as well as the difference between the theoretically calculated polishing effect and the actual result, the SPSO-BP prediction model was proposed. 20 sets of different polishing process parameters and corresponding polishing results were taken as training samples. The SPSO-BP model was trained with the samples and compared with the traditional PSO-BP model. Based on the trained prediction model, the polishing process parameters are adaptively matched through the model according to different basic conditions, polishing quality and polishing efficiency requirements. For SUS304 plates, the surface roughness value targets Ra_1-Ra_5 and the material removal rate targets R_{m1}-R_{m5} were set. Moreover, the process parameters in the SPSO-BP and PSO-BP models were predicted, then polishing test was performed. The actual roughness values Ra_{z1}-Ra_{z5} and the material removal rate R_{mz1}-R_{mz5} were achieved, compared and verified with the target values. Compared with the PSO-BP prediction model, the SPSO-BP prediction model had higher convergence accuracy. The convergence accuracy of the SPSO-BP and PSO-BP were 1.26×10^{-6} and 0.180 respectively, and the SPSO-BP model has good tracking ability and generalization ability for samples. The real roughness value Ra_z and the real material removal rate R_{mz} obtained by the SPSO-BP prediction model were closer to the target value than the PSO-BP prediction model. The maximum error ratios of the real roughness value Ra_z and the target value Ra obtained by the SPSO-BP and PSO-BP prediction models were 8.00% and 20.00%, the average error ratios were 5.77% and 14.07%, and the minimum error ratios were 2.50% and 10.00%; the maximum error ratios of the true material removal rate R_{mz} and the target value R_m are 3.00% and 8.57%, the average error ratios were 2.14% and 7.46%, and the minimum error ratios were: 1.11% and 4.38%. According to different basic conditions, polishing quality and polishing efficiency requirements, the SPSO-BP prediction model can be used to adaptively match the polishing process parameters. In comparison with the traditional PSO-BP prediction model, it had higher convergence accuracy, which can achieve a more closer real polishing result to the target requirement.

KEY WORDS: polish; material removal rate; surface roughness; SPSO; neural networks; predictive model; process parameters; self-adaptive

表面质量是影响零件耐磨性、耐腐蚀性、疲劳强度、配合稳定性等性能的关键因素，表面粗糙度是表面质量最具代表性的指标[1-2]。随着科学技术的发展，在航空、航天、国防、医疗等领域，对关键精密零件的表面粗糙度及抛光效率的要求越来越高[3-4]。这些复杂零件表面通常在进行传统加工后需要再进行机器人抛光，从而得到零件最终的表面状态，达到较低的表面粗糙度[5-6]。

现有的工件材料属性和抛光要求各不相同，材料的去除机理较复杂，工艺参数繁多且交互影响，通过理论模型计算的材料去除率和抛光后表面质量与实际结果存在差异[7-8]。在进行抛光工艺参数实验时，需要人工选择抛光工艺参数，观察抛光结果，并根据经验对工艺参数进行反复调整，以达到所需的抛光效果[9-10]。实验过程需要花费较多的时间和精力，且需要依赖人为主观经验调整参数，积累的知识和经验较难在不同操作者之间传授。表面粗糙度和材料去除率通常是在零件抛光完成后测量，当检测未满足要求时，常常会导致零件的报废。由此可见，明确工艺参数与材料去除率和抛光后表面粗糙度的关系，并根据不同工件的属性、抛光的工作条件、精密抛光表面粗糙度值及材料去除率要求，自适应匹配最优的工艺参数，从而达到理想的表面粗糙度值和抛光效率。在零件表面产生缺陷前对过程参数进行预先调整，减少了摸索抛光工艺的工作量。

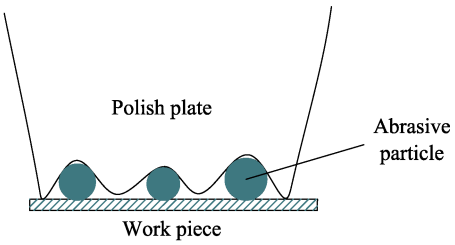
每个抛光工艺参数对表面粗糙度值和材料去除率，以及彼此之间的交互影响各不相同。为了明确工艺参数与抛光结果的关系，寻找合适的工艺参数，众多学者以表面质量或抛光效率为优化目标，对工艺参数采用正交试验、灰色关联度、响应面法、神经网络算法等方式进行优化[8,11-13]。严由春[8]结合 Preston 方程，对抛光机理进行了研究，建立了抛光材料去除率模型，通过工艺参数单因素试验，验证了材料去除率理论模型的合理性。针对粗抛和精抛的工艺参数分别进行了正交实验，以材料去除深度和表面粗糙度为评价指标，根据实验结果得出了影响程度的顺序和较优的工艺参数组合。罗杰维[12]使用柔性气囊针对镍磷合金进行了化学机械抛光方法（CMP），建立了材料去除模型和表面粗糙度模型。通过正交试验，分析了主要工艺参数对粗糙度和材料去除深度的影响，综合了材料去除率和表面粗糙度值等 2 个评价指标，得到了相对最优的抛光参数。槐创锋等[13]提出一种基于神经网络与遗传算法的抛光工艺参数优化方法，采用基于人工神经网络的工件表面粗糙度预测模型，解决了各工艺参数间复杂的非线性问题。结合粗糙度预测模型和抛光效率公式，通过遗传算法对各工艺参数进行了全局寻优，解决了加工质量目标优化问题，并得到了相对最优的工艺参数组合。上述文献中仅建立了工艺参数与工件表面粗糙度值或材料去除率的模型，仍然需要通过大量的人工试验获得能达到抛光要求的工艺参数。针对某类特定的材料、工件或抛光方式，不具备多类材料属性工件及抛光工艺的通用性。文中将在现有研究的基础上，采用湿性物理抛光法，以纯物理抛光液为研磨介质，减少研磨介质中的化学成分及固体磨粒抛光产生的粉尘对环境和操作者的影响，建立工艺参数与材料去除率和表面粗糙度值关系的理论模型，明确影响抛光效果的工艺参数，提出 SPSO–BP 的预测模型。基于实验样本，根据不同的基础条件、抛光质量及材料去除率要求，自适应匹配工艺参数组合，减少理论计算与实际结果的差异，以期获得理想的表面粗糙度和抛光效率，为实际精密抛光作业提供理论基础。

1　材料去除模型

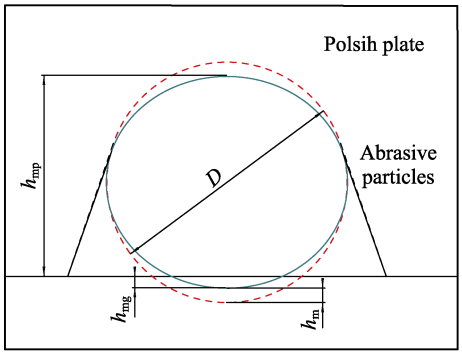
在采用液体研磨介质的湿性物理抛光作业中，工件表面的材料去除是抛光垫带动磨粒旋转，在工件表面进行微切削作用的过程。明确三者之间的微观变形及相互作用，对建立材料去除模型至关重要[14]。

1.1　磨粒压入零件表面深度

在对工件表面进行抛光时，抛光垫在抛光载荷 F 的作用下，与工件表面贴合，抛光液内的研磨颗粒位于抛光垫与工件之间。假设磨粒外形近似为圆形，磨粒与抛光垫和工件的接触和变形情况如图 1 所示。



a 磨粒与抛光垫和工件之间的接触情况



b 磨粒与抛光垫和工件接触后的变形情况

图 1　磨粒与抛光垫和工件之间的接触和变形情况

Fig.1 Contact and deformation between polishing particles and the polishing pad and the workpiece: a) contact between abrasive particles and polishing pad and workpiece; b) deformation of abrasive particles after contact with polishing pad and workpiece

如图 2 所示，在抛光作业中，小部分磨粒悬浮在粗糙峰与粗糙峰之间的区域，或在抛光垫表面沟槽内，不随着抛光垫转动，而抛光垫材料的硬度远小于工件自身的硬度，因此这 2 个部分对工件材料的去除量可忽略不计。仅有嵌入抛光垫粗糙峰内，并随着抛光垫旋转的磨粒可以实现对工件表面材料的去除[8, 14]，这部分磨粒被称为有效磨粒。

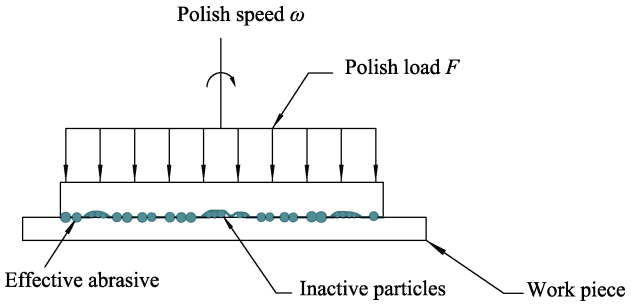


图 2 工件表面材料去除原理

Fig.2 Principle of material removal on workpiece surface

抛光压力 F 的计算见式（1）。

$$F = N_c F_s \tag{1}$$

式中：N_e 为有效磨粒数；F_s 为单粒磨粒的作用力，N。

由于磨粒与工件之间的变形为塑性变形，因此根据塑性接触力学理论可得到式（2）。

$$F_{mg} = H_g \pi D_m h_{mg} \tag{2}$$

式中：F_{mg} 为磨粒与工件之间的塑性接触力，N；H_g 为工件的表面硬度，N/mm^2；h_{mg} 为磨粒对工件表面的压入深度，μm；D_m 为平均磨粒直径，μm。

以常用的三氧化二铝研磨液为研究对象，其磨粒硬度与常见的金属材料硬度接近或略低，因此在对金属材料进行精密抛光时，需要考虑磨粒自身的形变，见式（3）。

$$D_m = h_{mp} + h_{mg} + h_m \tag{3}$$

式中：h_{mp} 为磨粒对抛光垫的压入深度，μm；h_m 为磨粒产生的变形量，μm。

由于抛光垫与磨粒之间为弹性接触，根据弹性接触理论可得式（4）。

$$F_{mp} = \frac{4}{3} E_{mp} \left(\frac{D_m}{2} \right)^{\frac{1}{2}} h_{mp}^{\frac{3}{2}} \tag{4}$$

式中：F_{mp} 为磨粒与抛光垫之间的弹性接触力，N；E_{mp} 为磨粒弹性模量 E_m 与抛光垫弹性模量 E_p 的综合弹性模量，两者的综合弹性模量可以通过式（5）获得。

$$E_{12} = E_1 E_2 / [E_1(1-v_2^2) + E_2(1-v_1^2)] \tag{5}$$

式中：E_1 和 E_2 分别为材料 1 和材料 2 的弹性模量，MPa；v_1 和 v_2 分别为材料 1 和材料 2 的泊松比。

由于磨粒的受力是平衡的，因此由式（2）、（4）可得式（6）。

$$H_g \pi D_m h_{mg} = \frac{4}{3} E_{mp} \left(\frac{D_m}{2} \right)^{\frac{1}{2}} h_{mp}^{\frac{3}{2}} \tag{6}$$

根据图 1 可以看出，磨粒与工件之间的接触为球体与平面的接触，根据 Hertzian[15]方程可得式（7）。

$$h_m = \sqrt[3]{\frac{9F_{mg}^2}{8D_m E_{mg}^2}} \tag{7}$$

式中：E_{mg} 为磨粒弹性模量 E_m 与工件弹性模量 E_g 的综合弹性模量，可以根据式（5）计算得到。

将式（2）、（4）、（6）、（7）代入式（3）可得式（8）。

$$h_{mg}^3 + \left(\frac{9\pi^2 H_g^2}{8E_{mg}^2} \right) \left(1 + \left(\frac{E_{mp}}{E_{mg}} \right)^{\frac{2}{3}} \right)^3 D_m h_{mg}^2 - 3D_m h_{mg}^2 + 3D_m^2 h_{mg} - D_m^3 = 0 \tag{8}$$

1.2 有效磨粒数的计算

假设抛光时磨粒在研磨介质中均匀分布，则单位体积的抛光液中磨粒数量 N_0 的计算见式（9）[16]。

$$N_0 = \frac{d_s \rho_s c_{s\text{-}a}}{\rho_a \frac{\pi}{6} D_m^3} \tag{9}$$

式中：d_s 为研磨液的稀释比例；ρ_s 为研磨液被稀释前的密度，g/cm^3；$c_{s\text{-}a}$ 为研磨液稀释前的浓度（抛光液中固体磨粒的质量与液体质量的比值）；ρ_a 为磨粒的密度，g/cm^3。

根据 Green−Williamson 粗糙表面接触模型[17]，工件与抛光垫接触的粗糙峰数量 N_c 的计算见式（10）。

$$N_c = n_0 A_p \int_d^\infty \phi(h_c) \mathrm{d}z = \frac{1}{2} n_0 A_p \tag{10}$$

式中：h_c 为抛光垫粗糙峰的高度，μm；A_p 为抛光垫的表面积，cm^2；n_0 为单位面积内粗糙峰的数量。

其中：

$$\varphi(h_c) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(u-d)^2}{2\sigma_1^2} \right] \tag{11}$$

式中：d 为平均粗糙峰高度，μm；σ_1 为粗糙峰高度标准差。

单个粗糙峰与工件的接触面积 A_{cg} 的计算见式（12）。

$$A_{cg} = \pi r_c \delta_c \tag{12}$$

式中：r_c 为抛光垫粗糙峰半径，μm；δ_c 为抛光垫粗糙峰的变形量。

根据弹性接触理论[15]，δ_c 的计算见式（13）。

$$\delta_c = \left(\frac{9F_c^2}{16 r_c E_{dg}} \right)^{\frac{1}{3}} \tag{13}$$

式中：F_c 为单个粗糙峰受到的载荷，N；E_{dg} 为抛光垫与工件之间的综合弹性模量，MPa。

抛光垫与工件表面之间的实际接触面积 A_c 的计算见式（14）。

$$A_c = N_c A_{cg} \tag{14}$$

有效磨粒数量 N_e 的计算见式（15）。

$$N_e = N_0 A_c \tag{15}$$

将式（9）—（14）代入式（15）可得有效磨粒数 N_e，见式（16）。

$$N_e = \frac{\pi N_0}{2} \sqrt[3]{\frac{9 n_0 A_p r_c^2 F_{mp}^2}{4 E_{dg}}} \tag{16}$$

1.3　材料去除模型的建立

材料去除过程原理：磨粒在抛光垫压力的作用下，有效磨粒被固定在抛光垫表面，随着抛光垫的旋转和工件表面的相对移动，对零件表面产生了微切削作用。

单颗磨粒的材料去除率（R_{ms}）按式（17）计算。

$$R_{ms}=S_{dm}\omega \tag{17}$$

式中：S_{dm} 为单颗磨粒压入工件的表面积，μm^2；ω 为抛光转速，r/min。

S_{dm} 可以按式（18）进行计算。

$$S_{dm}=r_m\left(\frac{D_m}{2}-h_{mg}\right)+r_m\left(\frac{D_m}{2}\right)^2\arcsin\left(\frac{r_m}{D_m/2}\right) \tag{18}$$

式中：r_m 为磨粒压入工件抛光面时的接触圆半径，μm。

将式（18）代入式（17）可得 R_{ms}，见（19）。

$$R_{ms}=r_m\omega\left(\frac{D_m}{2}-h_{mg}\right)+r_m\omega\left(\frac{D_m}{2}\right)^2\arcsin\left(\frac{r_m}{D_m/2}\right) \tag{19}$$

所有有效磨粒材料的去除率可以通过单颗磨粒的摩擦磨损所产生的材料去除率 R_{ms} 与有效磨粒数 N_e 的乘积得到，见式（20）。

$$R_m=N_e{*}R_{ms} \tag{20}$$

将式（16）、（19）代入式（20）可得材料去除率。

$$R_m=\left\{r_m\omega\left(\frac{D_m}{2}-h_{mg}\right)+r_m\omega\left(\frac{D_m}{2}\right)^2\arcsin\left(\frac{r_m}{D_m/2}\right)\right\}\cdot \frac{\pi N_0}{2}\sqrt[3]{\frac{9n_0A_pr_c^2F_{mp}^2}{4E_{dg}}} \tag{21}$$

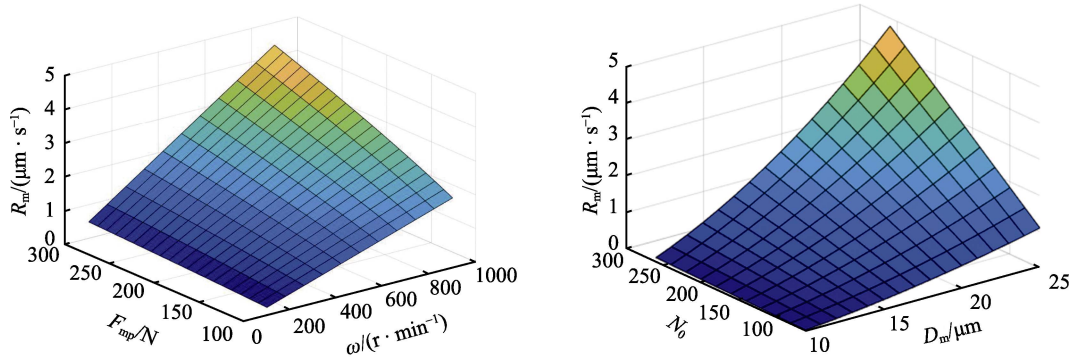
根据式（21）推导得出的材料去除率表达式，材料去除率与抛光转速、研磨介质材料特性、抛光垫的材料特性、工件表面的材料特性、抛光垫的表面状态、抛光压力等工艺参数相关。在实际抛光作业过程中，抛光压力、抛光转速、平均磨粒直径、单位体积内磨粒数量是工艺试验中主要的调整参数[18]，在 Matlab 中建立材料去除率模型，并设定工艺参数，见表 1。

根据上述推导公式及表 1 中的工艺参数，绘制抛光压力、抛光转速、平均磨粒直径及单位体积内磨粒数量在一定范围内变化对材料去除率的影响关系曲线，仿真结果如图 3 所示。

表 1　Matlab 材料去除模型工艺参数设定

Tab.1 Matlab material removal model process parameter setting table

Parameter	r_m/μm	ω/(r·min^{-1})	D_m/μm	H_{mg}/MPa	ρ_p/（g·cm^{-3}）	C	N_0	R_c/μm	F_{mp}/N	n_0	A_p/cm^2	E_{dg}/MPa
Value	4	100-900	10-22	90	1.6	0.3	60-260	3	100-300	80	176	160



a 抛光压力 F_{mp}、抛光转速 ω 与材料去除率　　b 磨粒数量 N_0、平均磨粒直径 D_m 与材料去除率

图 3　抛光工艺参数与材料去除率关系曲线

Fig.3 Relationship curve between polishing parameters and material removal rate: a) polishing pressure F_{mp}, polishing speed ω and material removal rate; b) polishing particle number N_0, average particle diameter D_m and material removal rate

2　抛光粗糙度模型建立

现在的研究普遍认为，磨粒对工件的切入深度符合瑞利分布[19]，其概率密度分布函数见式（22）。

$$f(h_{mg})=\begin{cases}\dfrac{h_{mg}}{\sigma_2}e^{-\frac{h_{mg}}{2\sigma_2}} & h_{mg}>0\\ 0 & h_{mg}\leqslant 0\end{cases} \tag{22}$$

式中：σ_2 为磨粒对工件切入深度的方差。

将磨粒的形状近似为球形，在工件表面磨削时留下划痕，如图 4 所示，根据表面粗糙度 Ra 的定义[20]，见式（23）。

$$Ra=\frac{1}{L}\int_0^L(y-y_{cl})\mathrm{d}y \tag{23}$$

式中：y 为轮廓线上的点到算术平均中线之间的距离，μm；y_{cl} 为算数平均中线高度，μm；L 为取样长度，μm。

2.1　轮廓算术平均中线的确定

在抛光作业中，由于磨粒对工件表面的切入深度符合瑞利分布，因此将磨粒的切入深度分为小于算术

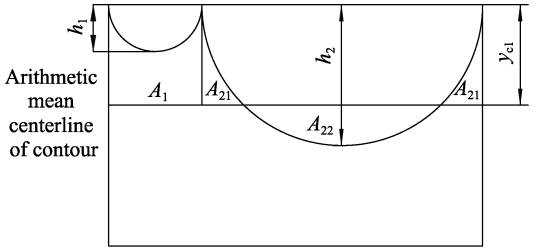


图 4 磨粒在工件表面切削简图

Fig.4 Schematic diagram of polishing particles cutting on the surface of the workpiece

平均中线高度和大于算术平均中线高度等 2 类。根据轮廓算术平均中线的定义，磨粒在工件表面形成的轮廓与算数轮廓平均中线围成面积的数学期望为 0[21-22]，见式（24）。

$$E[A(h_{mg})]=\int_0^{\infty}A(h_{mg})f(h_{mg})\mathrm{d}h=0 \tag{24}$$

式中：$A(h_{mg})$为磨粒在工件表面产生的轮廓线与算术平均中线之间的面积，μm^2。

磨粒去除深度小于算术平均中线的轮廓与算术平均中线围成区域的面积 A_1 的计算见式（25）。

$$A_1=2y_{cl}\sqrt{D_1h_1}-\frac{4}{3}h_1\sqrt{D_1h_1} \tag{25}$$

式中：D_1 为 A_1 处的磨粒直径，μm；h_1 为此处的磨粒去除深度，μm。

A_1 的数学期望计算见式（26）。

$$E(A_1)=2y_{cl}(E\sqrt{D_1})E(\sqrt{h_1})-\frac{4}{3}E(\sqrt{D_1})E\left(h_1^{\frac{3}{2}}\right) \tag{26}$$

磨粒去除深度大于算术平均中线的轮廓与算术平均中线围城区域的面积可以分为 A_{21} 和 A_{22}，如图 4 所示。其中，A_{21} 的计算见式（27）。

$$A_{21}=\frac{4}{3}(h_2-y_{cl})\sqrt{D_2(h_2-y_{cl})} \tag{27}$$

式中：D_2 为 A_2 处的磨粒直径，μm；h_2 为此处的磨粒去除深度，μm。

A_{21} 的数学期望计算见式（28）。

$$E(A_{21})=\frac{4}{3}E\left(\sqrt{D_2}\right)E\left[(h_2-y_{cl})^{\frac{3}{2}}\right] \tag{28}$$

面积 A_{22} 的计算见式（29）。

$$A_{22}=2y_{cl}\sqrt{D_2h_2}-\frac{4}{3}h_2\sqrt{D_2h_2}+\frac{4}{3}(h_2-y_{cl})\sqrt{D_2(h_2-y_{cl})} \tag{29}$$

A_{22} 的数学期望计算见式（30）。

$$E(A_{22})=2y_{cl}E(D_2)E(h_2)-\frac{4}{3}E(D_2)E(h_2^{\frac{3}{2}})+\frac{4}{3}E(D_2)E[(h_2-y_{cl})^{\frac{3}{2}}] \tag{30}$$

将式（24）展开，见式（31）。

$$E[A(h)]=p_1E(A_1)+p_2E(A_{21})-p_2E(A_{22})=0 \tag{31}$$

式中：p_1 为磨粒切入工件深度小于算术平均中线高度的概率，根据图 4，$p_1=\int_0^{y_{cl}}f(h)\mathrm{d}h$；$p_2$ 为磨粒切入工件深度大于算术平均中线高度的概率，根据图 4，$p_2=\int_{y_{cl}}^{\infty}f(h)\mathrm{d}h$。

将式（26）、（28）、（30）代入式（31），化简可得，见式（32）。

$$y_{cl}=\frac{2E(h^{\frac{3}{2}})}{3E(h^{\frac{1}{2}})} \tag{32}$$

$$E(h^{\frac{3}{2}})=\int_0^{\infty}\frac{h^{\frac{5}{2}}}{\sigma_2^{\frac{5}{2}}}\mathrm{e}^{-\frac{h^2}{2\sigma_2^2}}\mathrm{d}h \tag{33}$$

$$E(h^{\frac{1}{2}})=\int_0^{\infty}\frac{h^{\frac{3}{2}}}{\sigma_2^{\frac{3}{2}}}\mathrm{e}^{-\frac{h^2}{2\sigma_2^2}}\mathrm{d}h \tag{34}$$

使用 Matlab 软件计算以上 2 个积分方程，可得：

$$E(h^{\frac{3}{2}})=1.547\sigma_2^{\frac{3}{2}} \tag{35}$$

$$E(h^{\frac{1}{2}})=1.078\sigma_2^{\frac{1}{2}} \tag{36}$$

将式（35）、（36）带入式（32）可得式（37）。

$$y_{cl}=0.957\sigma_2 \tag{37}$$

2.2 *Ra* 表达式的建立

根据表面粗糙度的定义，其数学期望可以表示为磨粒切入工件的 2 种轮廓算术平均偏差期望值与形成该期望值的概率的乘积之和[23-24]，见式（38）。

$$E(Ra)=E(Ra_1)\int_0^{y_{cl}}f(h)\mathrm{d}h+E(Ra_2)\int_{y_{cl}}^{\infty}f(h)\mathrm{d}h \tag{38}$$

面积 A_1 所造成的表面粗糙度的数学期望可以表示为：

$$E(Ra_1)=E\left(\frac{A_1}{2\sqrt{D_1h_1}}\right) \tag{39}$$

将式（26）代入式（39）化简可得式（40）。

$$E(Ra_1)=y_{cl}-\frac{2}{3}E(h_1) \tag{40}$$

面积 A_{21} 和 A_{22} 所造成的表面粗糙度的数学期望可表示为式（41）。

$$E(Ra_2)=E\left(\frac{A_{21}+A_{22}}{2\sqrt{D_2h_2}}\right) \tag{41}$$

将式（28）、（30）代入式（41），并化简，可得式（42）。

$$E(Ra_2)=\frac{4}{3}E\left[\frac{(h_2-y_{cl})^{\frac{3}{2}}}{h_2^{\frac{3}{2}}}\right]+y_{cl}-\frac{2}{3}E(h_2) \tag{42}$$

将式（37）代入概率 p_1 和 p_2 的表达式，即可得式（43）、（44）。

$$p_1=\int_0^{0.957\sigma_2}\frac{h}{{\sigma_2}^2}\mathrm{e}^{-\frac{h^2}{2\sigma_2^2}}\mathrm{d}h=0.367\,4 \tag{43}$$

$$p_2=\int_{0.957\sigma_2}^{\infty}\frac{h}{{\sigma_2}^2}\mathrm{e}^{-\frac{h^2}{2\sigma_2^2}}\mathrm{d}h=0.632\,6 \tag{44}$$

将式（37）、（40）、（42）、（43）、（44）代入式（38）化简，可得式（45）。

$$E(Ra)=0.715\sigma_2 \tag{45}$$

由于抛光过程中抛光盘对工件表面的抛光压力为每个磨粒对工件表面的压力之和，因此可以得到力平衡方程，见式（46）。

$$E(F)=\sum_{i=1}^{\mathrm{e}}F_{\mathrm{mgi}} \tag{46}$$

将式（2）、（16）带入式（46），可得式（47）。

$$E(h_{\mathrm{mg}})=\frac{1}{H_{\mathrm{g}}\,\pi^2\,E(d_{\mathrm{m}})N_0}\sqrt[3]{\frac{32E_{\mathrm{dg}}}{9\rho_{\mathrm{c}}A_{\mathrm{p}}{r_{\mathrm{c}}}^2{F_{\mathrm{mp}}}^2}} \tag{47}$$

式中：$E(d_{\mathrm{m}})$为磨粒直径的数学期望。研究表明，当大量磨粒参与抛光过程时，磨粒直径符合正态分布，可得式（48）、（49）。

$$E(d_{\mathrm{m}})=\int_0^{\infty}d_{\mathrm{m}}\varphi(d_{\mathrm{m}})=\int_0^{\infty}\frac{d_{\mathrm{m}}}{\sqrt{2\pi}\sigma}\mathrm{e}^{-\frac{(d_{\mathrm{m}}-D_{\mathrm{m}})}{2\sigma^2}}=D_{\mathrm{m}} \tag{48}$$

$$E(h_{\mathrm{mg}})=\int_0^{\infty}h_{\mathrm{mg}}f(h_{\mathrm{mg}})\mathrm{d}h_{\mathrm{mg}}=\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sigma_2 \tag{49}$$

将式（9）、（43）、（44）、（47）、（48）联立，可得式（50）。

$$Ra=0.12\frac{\rho_{\mathrm{a}}{D_{\mathrm{m}}}^2}{H_{\mathrm{g}}\pi d_{\mathrm{s}}\rho_{\mathrm{s}}m_{\mathrm{s-a}}}\sqrt[3]{\frac{32E_{\mathrm{dg}}}{9\rho_{\mathrm{c}}A_{\mathrm{p}}{r_{\mathrm{c}}}^2{F_{\mathrm{mp}}}^2}} \tag{50}$$

根据式（50）推导得出表面粗糙度表达式，表面粗糙度与平均磨粒直径、研磨介质材料特性、抛光垫与工件表面的材料特性、抛光垫的表面状态、抛光压力等工艺参数相关。在 Matlab 中建立表面粗糙度模型，绘制平均磨粒直径与抛光压力在一定范围内变化对粗糙度的影响关系曲线，仿真结果如图 5 所示。

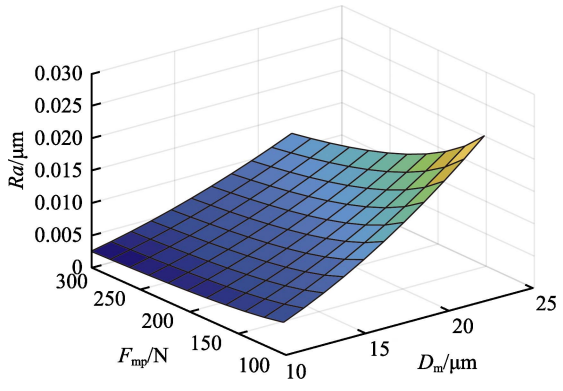


图 5　抛光压力 F_{mp}、平均磨粒直径 D_{m} 与表面粗糙度值 Ra 的关系曲线

Fig.5 Relationship curve between polishing pressure F_{mp}, average abrasive particle diameter D_{m} and surface roughness value Ra

3　基于 SPSO–BP 神经网络的预测模型

根据式（21）和式（49），材料去除率 MRR 和表面粗糙度 Ra 与抛光压力、抛光垫转速、抛光垫弹性模量、工件弹性模量、磨粒弹性模量、单位体积内磨粒数量、平均磨粒直径等参数有关。材料去除率和表面粗糙度与抛光工艺参数之间的关系是复杂且交互影响的，通过理论模型计算的材料去除率和抛光后表面质量与实际结果存在差异。传统的 BP 神经网络算法虽善于处理这种关系，但需要大量的实验数据来提高模型的精度，收敛速度较慢，泛化能力较差，稳定性不高，容易陷入局部最优解[25-26]。由此，文中提出一种基于 Sigmod 函数改进的粒子种群算法（SPSO）与 BP 神经网络算法结合的预测模型，原理及流程如图 6 所示，通过 SPSO 算法优化 BP 神经网络的初始值和阈值，提高工艺参数匹配的收敛速度和精度，得到理想的表面粗糙度和材料去除率。

粒子种群算法（PSO）在求解最优解时，在生成初始种群后会基于个体极值和全局极值，不断更新粒子的速度和位置，以求得空间中的最优解[27-28]。粒子的位置和飞行速度的更新公式分别见式（50）—（51）。

$$v_{\mathrm{il}}^{n+1}=\varepsilon v_{\mathrm{il}}^{n}+c_1r_1({p_{\mathrm{best}i}}^{k}-x_{\mathrm{il}}^{n})+c_2r_1({g_{\mathrm{best}}}^{k}-x_{\mathrm{il}}^{n}) \tag{50}$$

$$x_{\mathrm{il}}^{n+1}=x_{\mathrm{il}}^{n}+v_{\mathrm{il}}^{n+1} \tag{51}$$

式中：v 为速度；${p_{\mathrm{best}i}}^{k}$ 为第 i 个粒子截至第 k 次的最优历史位置；${g_{\mathrm{best}}}^{k}$ 为截至第 k 次更新全部粒子的最优历史位置；ε 为惯性权重参数；c_1 和 c_2 为学习因子；n 为当前的迭代次数；r_1 和 r_2 为[0，1]中的任意数。

惯性权重 ε 对粒子种群算法的影响相对最大，是平衡局部和全局搜索能力的关键。如果惯性权重较小，则容易陷入局部最优。如果惯性权重较大，则导致收敛速度较慢[29-30]。由此，综合考虑迭代次数和适应度的变化，提出了基于 Sigmod 函数自适应权重的粒子群算法（SPSO）[25]，Sigmod 函数表达见式（52）。

$$F(x)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\left(\frac{x-\mu}{\gamma}\right)}} \tag{52}$$

函数外形近似为 S 形，且关于（μ，γ/2）中心对称，曲线在中心处增长得较快，在两端增长得较慢[27]。在迭代初期，算法应注重全局搜索能力，将惯性权重设置为较大值。在迭代后期，算法应保证粒子能快速收敛，找到最优解，惯性权重应设置为较小值。由此，基于 Sigmod 函数构造的惯性权重系数的基本公式见式（53）。

$$\varepsilon(x)=1-\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\left(\frac{x-\mu}{\gamma}\right)}}=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{\left(\frac{x-\mu}{\gamma}\right)}} \tag{53}$$

式中μ和 γ 的值按式（54）设定。

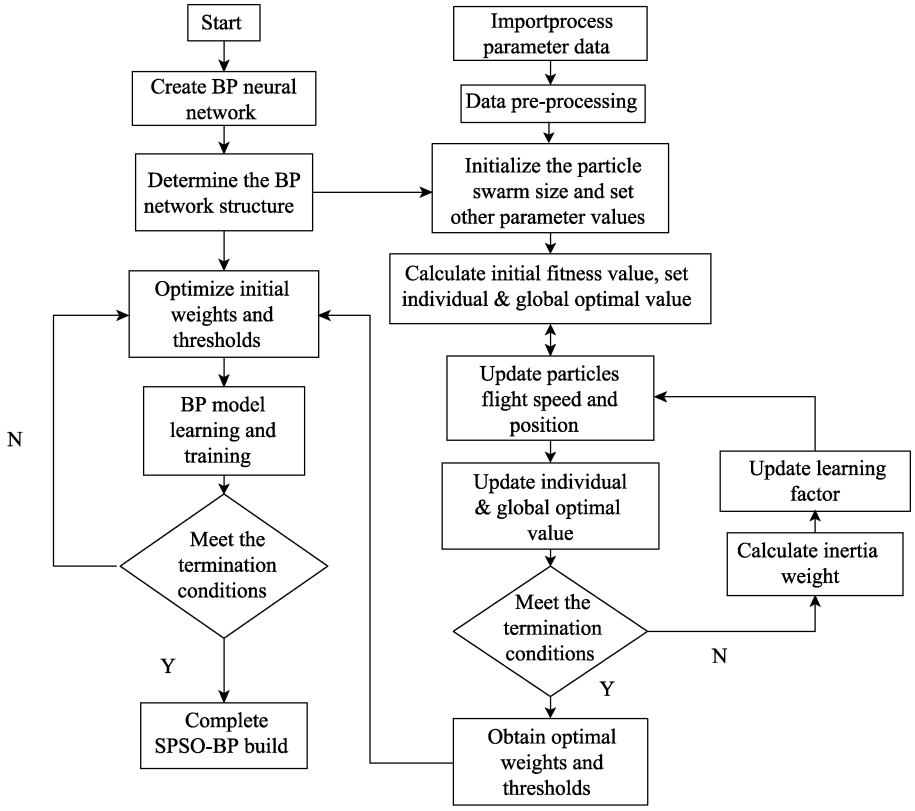


图 6 SPSO–BP 预测模型原理及流程

Fig.6 Principle and process of SPSO-BP hybrid learning model

$$\mu=\frac{T}{2},\ \gamma=\begin{cases}\dfrac{f-f_{\min}}{f_{\text{avg}}-f_{\min}} & f\leqslant f_{\text{avg}}\\ 1 & f>f_{\text{avg}}\end{cases} \tag{54}$$

假设粒子的整个迭代周期为 T，将 μ 设置为 $T/2$，使粒子以迭代中期点为对称点。γ 根据粒子自身适应度和种群的平均适应度来设置，当粒子适应度值较低，应降低优化步伐，增加局部搜索能力；当粒子群适应度值较大，与种群差距较大时，提高全局搜索能力[27]，惯性权重的计算见式（55）。

$$\omega(x)=\begin{cases}\varepsilon_{\min}+(\varepsilon_{\max}-\varepsilon_{\min})\dfrac{1}{1+\mathrm{e}^{\left(x-\frac{T}{2}\right)\left(\frac{f-f_{\min}}{f_{\text{avg}}-f_{\min}}\right)}} & f\leqslant f_{\text{avg}}\text{且}f\neq f_{\min}\\ \varepsilon_{\min}+(\varepsilon_{\max}-\varepsilon_{\min})\dfrac{1}{1+\mathrm{e}^{\left(x-\frac{T}{2}\right)}} & f>f_{\text{avg}}\\ \omega_{\min} & f=f_{\min}\end{cases} \tag{55}$$

1） 在迭代初期，算法注重全局范围内搜索，$\varepsilon(x)$ 应尽可能大，接近于 $\varepsilon_{\max}$。

2） 在迭代中前期，粒子可以适当增加局部搜索能力，但仍以全局搜索能力为主。

3）在迭代中期，惯性权重为$(\varepsilon_{\min}+\varepsilon_{\max})/2$，此时粒子的惯性权重快速下降，处于从全局搜索到局部搜索的过渡阶段。

4） 在迭代中后期，惯性权重进一步下降，粒子继续由全局搜索趋向于局部搜索，并以局部搜索为主。

5）在迭代后期，权重趋近于最小惯性权重 $\varepsilon_{\min}$，粒子专注于局部搜索，完成整个迭代过程。

针对式（55）中学习因子 c_1、c_2（c_1 表示个体最优学习因子，c_2 表示种群最优学习因子），文中进行如下设定，见式（56）。

$$\begin{cases}c_1=3 & f\leqslant f_{\text{avg}}\\ c_1=2 & f>f_{\text{avg}}\end{cases},\ \begin{cases}c_2=2 & f\leqslant f_{\text{avg}}\\ c_2=3 & f>f_{\text{avg}}\end{cases} \tag{56}$$

当 $f\leqslant f_{\text{avg}}$ 时，粒子自身所处位置较好，粒子应加强自身的学习，因此设定 c_1=3，c_2=2；当 $f>f_{\text{avg}}$ 时，粒子的位置较差，粒子应侧重种群学习，加强自身与种群的联系，因此设定 c_1=2，c_2=3[31]。

BP 神经网络包括信号的前向传播和误差的反向传播等 2 个过程。通过自身的训练和学习，结合给定的输入值得到最接近期望输出值的结果，BP 神经网络主要包含输入层、隐含层、输出层[32]。在实际抛光作业中，一般将工件硬度、工件弹性模量、抛光垫弹性模量、磨粒弹性模量等作为基础条件。为了便于实际测量作业，将工件初始表面粗糙度值 Ra_0 代替粗糙度模型中的轮廓算数平均中线作为输入之一，将表面粗糙度值和材料去除率作为已知的抛光技术要求，因此将这 6 个参数作为输入层，将抛光压力、抛光转速、单位体积内磨粒数量及平均磨粒直径作为工艺试验中主要调整的工艺参数，放置在输出层，隐含层层数

为 1，根据经验公式[33]，节点具体可以选择为 10，因此确立了 6–10–4 的三层神经网络，BP 神经网络结构如图 7 所示。

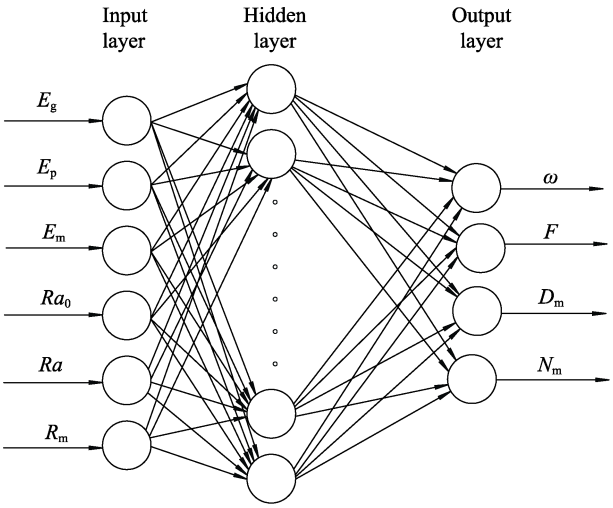


图 7　BP 神经网络结构
Fig.7 BP neural network structure

4　工艺参数优化结果对比

4.1　实验方案

选择 SUS304 板材为抛光工件，尺寸均为 50 cm×50 cm，厚度均为 0.5 mm。SUS304 的洛氏硬度为 90HRB，弹性模量为 190 GPa，使用 4 种三氧化二铝磨粒为研磨介质，根据式（9）调配研磨液，并将研磨液单位体积内的磨粒数量控制在 60~260，颗粒直径为 10~22 μm，选择常用的聚氨酯抛光垫，其弹性模量约为 147 MPa。

使用自主研发的主动力控伺服磨抛主轴作为抛光工具，如图 8 所示，主要包括伺服电机、力控装置、浮动旋转机构、传动机构和抛光垫组件。伺服电机通过传动机构驱动浮动旋转机构旋转，将抛光垫组件安装在浮动旋转机构下端，可以跟随浮动旋转机构旋转，实现对工件表面的旋转抛光。浮动旋转机构可以同时实现旋转和轴向移动，将力控装置与浮动旋转机构下端连接，带动浮动旋转机构沿轴向移动，并给抛光垫提供抛光压力，与工件表面贴合。结合上位机软件，可以对力控装置的输出力进行数字化控制，从而精准地给抛光垫提供不同的抛光压力，通过控制伺服电机转速实现抛光垫抛光转速的不同。

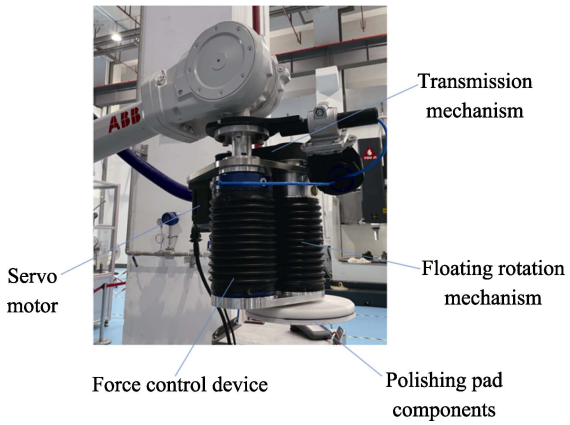


图 8　主动力控伺服磨抛主轴
Fig.8 Active force control servo polishing spindle

在合理区间内选择抛光压力 F_{mp}、抛光转速 ω、单位体积内磨粒数量 N_0、平均磨粒直径 D_m 等抛光参数，组成 21 种不同的抛光工艺参数组合。在 SUS304 板材上进行相同时间的抛光试验，使用粗糙度测试仪测量工件的初始粗糙度值 Ra_{tc} 和工件抛光后的粗糙度值 Ra_{tz}。在每个工件表面的 6 个区域使用厚度规测量原始工件的厚度，并取平均值 d_{tc}。在抛光结束后，在每个工件抛光部分取 6 个区域测量工件的厚度，并取平均值 d_{tz}。由于采用湿性物理抛光方法，磨粒材料去除质量较难获得，因此将工件抛光前后同一位置的厚度差与抛光时间的比值作为材料去除率 R_{mt}，每组抛光工艺参数进行 3 次实验，结果取平均值，如表 2 所示。记录工艺参数和匹配的结果，作为训练样本。

表 2　工艺参数与试验结果
Tab.2 Process parameters and test results

Material	F_{mp}/N	ω/(r·min^{-1})	N_0	D_m/μm	Ra_{tc}/μm	Ra_{tz}/μm	R_{mt}/(μm·min^{-1})
SUS304	100	100	60	10	0.118	0.036	2.8
	150	300	110	13	0.118	0.029	3.7
	200	500	160	16	0.117	0.017	4.9
	250	700	210	19	0.121	0.026	6.1
	300	900	260	22	0.118	0.040	6.7
	300	100	60	22	0.116	0.048	5.0
	250	300	110	19	0.117	0.029	5.5
	150	700	210	13	0.118	0.027	5.4
	100	900	260	10	0.114	0.029	4.6
	100	100	60	22	0.117	0.051	3.7
	150	300	110	19	0.117	0.035	4.2
	250	700	210	13	0.118	0.029	5.4
	300	900	260	10	0.116	0.022	4.7
	300	100	260	10	0.118	0.036	3.9
	250	300	210	13	0.114	0.030	4.1
	150	700	110	19	0.118	0.031	4.8
	100	900	60	22	0.120	0.041	4.4
	100	100	260	22	0.121	0.043	7.4
	150	300	210	19	0.116	0.038	5.8
	250	700	110	13	0.119	0.035	4.9
	300	900	60	10	0.115	0.039	4.1

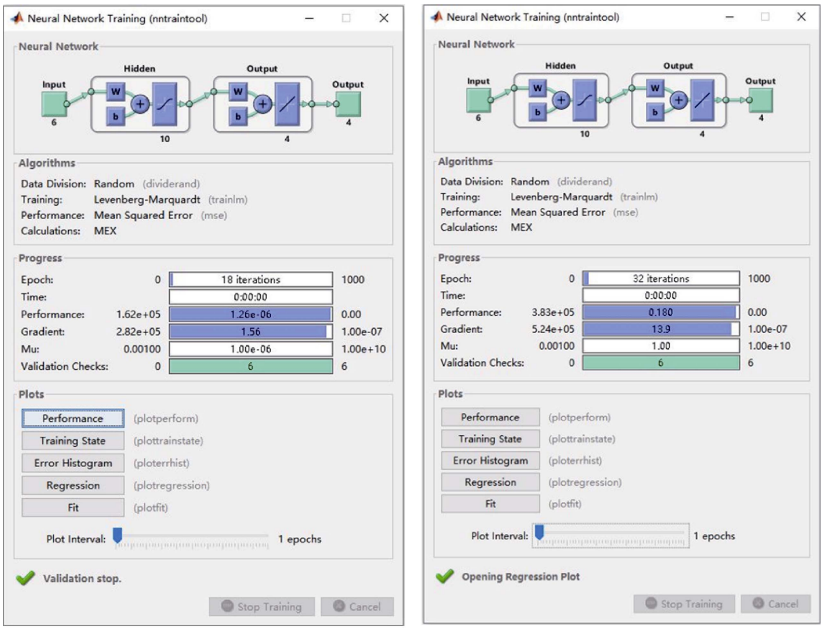
在 Matlab 中分别构建 SPSO–BP 预测模型和 PSO–BP 预测模型，通过模型的自学习和自组织等功能分析获得表面粗糙度、材料去除量与工艺参数的潜在规

律。2 种预测模型在 Matlab 中的收敛结果见图 9[34-35]。

从图 9 可以看出，SPSO–BP 预测模型的收敛步数为 19，收敛精度为 1.26×10^{-6}。PSO–BP 预测模型的收敛步数为 32，收敛精度为 0.180。SPSO–BP 预测模型的迭代步数较少，收敛精度较高。

对于 SPSO–BP 预测模型，采用 postrey 命令分析其对新样本的跟踪能力[36-37]。

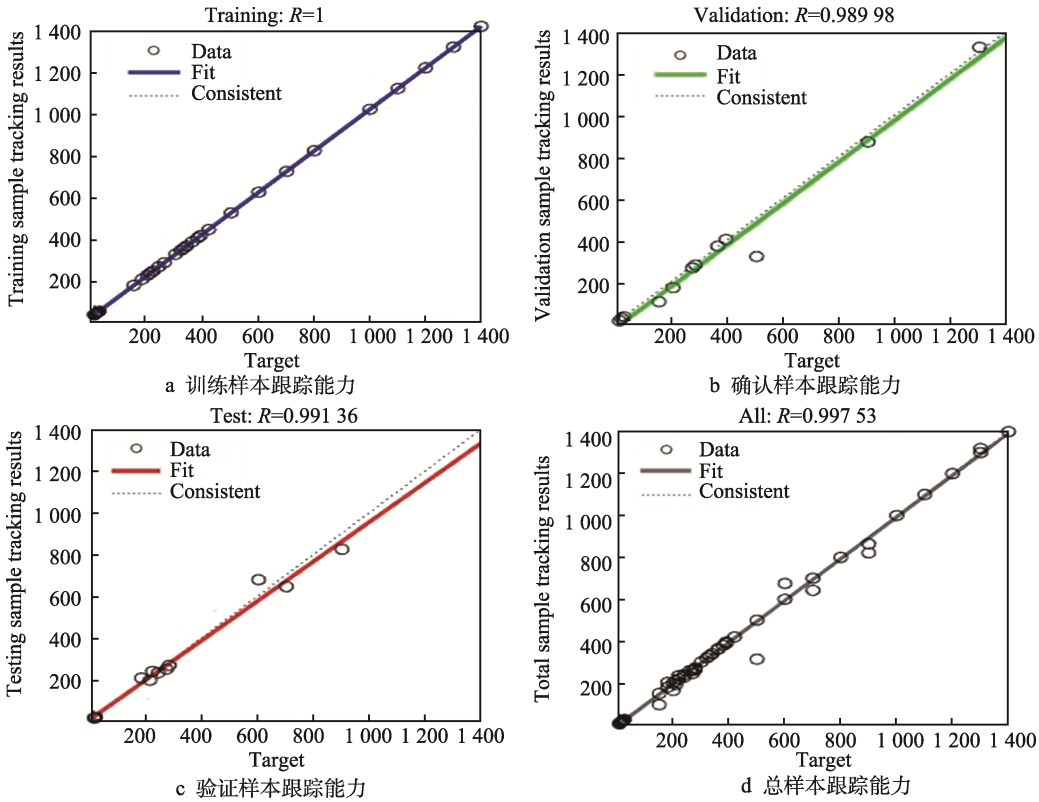
如图 10 所示，SPSO–BP 模型对训练样本的跟踪



a SPSO-BP　　b PSO-BP

图 9　2 种预测模型在 Matlab 中的收敛结果

Fig.9 Prediction results of two prediction models in Matlab



a 训练样本跟踪能力　　b 确认样本跟踪能力

c 验证样本跟踪能力　　d 总样本跟踪能力

图 10　SPSO–BP 预测模型样本的跟踪能力

Fig.10 SPSO-BP prediction model sample tracking ability: a) tracking ability of training example; b) tracking ability of validation example; c) tracking ability of tesing example; d) tracking ability of total example

能力 R=1，对确认样本的跟踪能力 R=0.989 98，对验证样本的跟踪能力 R=0.991 36。同时，模型对总样本的跟踪能力 R=0.997 53，说明该模型对样本的跟踪能力和对新样本的泛化能力较强。

4.2　结果对比与分析

如表 3 所示，针对 SUS304 板材，设定了 5 种不同的表面粗糙度值目标 Ra_1—Ra_5 和材料去除率目标 R_{m1}—R_{m5}，并将其作为 SPSO–BP 和 PSO–BP 预测模型的输入。在 Matlab 中分别通过 2 种预测模型进行仿真预测，获得对应的抛光转速、抛光压力、平均磨粒直径、单位体积内磨粒数量等工艺参数组合，将工艺参数取整，进行抛光试验。如图 11 所示，机器人以同样的轨迹和移动速度带着主动力控伺服磨抛主轴，分别对每个工件的表面进行抛光，在每个原始工件表面选择 6 个区域进行工件初始表面粗糙度的测定，分别取平均值 Ra_{c1}—Ra_{c5} 作为 SPSO–BP 预测模型的输入之一，在每个工件表面取 6 个区域测量原始工件的厚度，并取平均值 d_{c1}—d_{c5}。在抛光作业结束后，在每个工件的抛光部分选择 6 个区域测量工件抛光后的粗糙度，并取平均作为真实粗糙度值 Ra_{z1}—Ra_{z5}。在原先测量厚度的相同位置测量抛光后工件的厚度，并取平均值 d_{p1}—d_{p5}，将工件抛光前后同一位置的厚度差与抛光时间的比值作为真实材料去除率 R_{mz1}—R_{mz5}，将实验获得的真实值与目标值进行对比，对比结果如表 3 所示。



a 粗糙度测量　　b 厚度测量

图 11　工件抛光前后粗糙度和工件厚度的测量

Fig.11 Measurement of roughness value and workpiece thickness before and after polishing: a) roughness measurement; b) thickness measurement

表 3 预测结果对比

Tab.3 Comparison of prediction results

Material	ω/(r·min^{-1})		F_{mp}/N		D_m/μm		N_0		Ra_z/μm		Ra/μm	R_{mz}/(μm·s^{-1})		R_m/(μm·s^{-1})
	SPSO-BP	PSO-BP	SPSO-BP	PSO-BP	SPSO-BP	PSO-BP	SPSO-BP	PSO-BP	SPSO-BP	PSO-BP		SPSO-BP	PSO-BP	
SUS 304	221.88	209.21	315.22	285.69	9.83	8.21	227.51	204.61	0.041	0.044	0.040	0.097	0.089	0.100
	294.27	267.44	275.81	244.19	18.21	16.77	187.21	144.79	0.032	0.034	0.030	0.117	0.110	0.120
	355.48	310.48	283.22	242.81	12.44	11.21	202.51	176.51	0.019	0.023	0.020	0.144	0.128	0.140
	396.10	361.12	352.14	334.82	15.47	13.22	157.88	149.21	0.016	0.018	0.015	0.162	0.153	0.160
	420.27	445.24	308.26	333.75	20.21	23.17	124.21	117.89	0.023	0.022	0.025	0.182	0.189	0.180
Maximum error/%								8.00	20.00			3.00	8.57	
Average error/%								5.77	14.07			2.14	7.46	
Minimum error/%								2.50	10.00			1.11	4.38	

采用 PSO–BP 预测模型时，5 组样本的预测值与实际值的误差率均偏大。采用 SPSO–BP 预测模型时，预测精度较 PSO–BP 预测模型有一定提高，其中表面粗糙度值 Ra 的最大误差比为 8.00%，平均误差比为 5.77%，最小误差比为 2.50%；材料去除率（MMR）的最大误差比为 3.00%，平均误差比为 2.14%，最小误差比为 1.11%。采用 SPSO–BP 预测模型，5 组验证样本的预测误差率均较小，该预测模型的预测结果与实测值更接近。

5　结论

针对工艺参数与抛光质量和效率之间的复杂且交互影响的关系，提出 SPSO–BP 预测模型，基于实验样本，根据不同的基础条件、精密抛光质量和抛光效率的要求，自适应匹配最优的抛光工艺参数，从而

获得理想的表面粗糙度值和材料去除率。

SPSO–BP 预测模型与传统的 PSO–BP 预测模型相比，可以综合考虑迭代次数和适应度的变化，并基于 Sigmod 函数自适应惯性权重，具有更快的收敛速度和更高的收敛精度。使用 SPSO–BP 模型预测的工艺参数可以达到与抛光目标更接近的真实抛光效果。

参考文献：

[1] 王军歌. 表面粗糙度对机械零件使用性能的影响分析[J]. 冶金管理, 2021(15): 37-38.
WANG Jun-ge. Analysis of the Influence of Surface Roughness on the Performance of Mechanical Parts[J]. China Steel Focus, 2021(15): 37-38.

[2] 徐生龙, 崔玉萍. 表面粗糙度对机械零件使用性能的影响[J]. 世界有色金属, 2017(18): 74-75.
XU Sheng-long, CUI Yu-ping. Influence of Surface Roughness on Service Performance of Machine Parts[J]. World Nonferrous Metals, 2017(18): 74-75.

[3] 丁文锋, 奚欣欣, 占京华, 等. 航空发动机钛材料磨削技术研究现状及展望[J]. 航空学报, 2019, 40(6): 36.
DING Wen-feng, XI Xin-xin, ZHAN Jing-hua, et al. Research Status and Future Development of Grinding Technology of Titanium Materials for Aero-Engines[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(6): 36.

[4] 袁巨龙, 张飞虎, 戴一帆, 等. 超精密加工领域科学技术发展研究[J]. 机械工程学报, 2010, 46(15): 161-177.
YUAN Ju-long, ZHANG Fei-hu, DAI Yi-fan, et al. Development Research of Science and Technologies in Ultra-Precision Machining Field[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(15): 161-177.

[5] 张宏君. 研磨、珩磨、抛光技术在机械制造中的应用[J]. 黑龙江科学, 2021, 12(8): 108-109.
ZHANG Hong-jun. Application of Grind, Honing and Polishing Technology in Machine Manufacturing[J]. Heilongjiang Science, 2021, 12(8): 108-109.

[6] 王宣平, 段合露, 孙玉文, 等. 增材制造金属零件抛光加工技术研究进展[J]. 表面技术, 2020, 49(4): 1-10.
WANG Xuan-ping, DUAN He-lu, SUN Yu-wen, et al. Advances in the Research of Polishing Technologies for Additive Manufacturing Metal Parts[J]. Surface Technology, 2020, 49(4): 1-10.

[7] 陈晓春. 化学机械抛光试验及其材料去除机理的研究[D]. 无锡: 江南大学, 2014: 5-13.
CHEN Xiao-chun. Expeirmental Study on Material Removal Mechanism in Chemical Mechanical Polishing[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2014: 5-13.

[8] 严由春. 湿性机械镜面抛光机理及其应用技术的研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2017.
YAN You-chun. Study on Mechanism and Application Technology of Wet Mechanical Polishing[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2017.

[9] 范娜, 陈传东, 张忠义. 硬脆材料超精密抛光技术研究进展[J]. 稀土, 2022, 43(2): 20-31.
FAN Na, CHEN Chuan-dong, ZHANG Zhong-yi. Research Progress in Ultra-precision Polishing Technology of Hard and Brittle Materials[J]. Rare earth, 2022, 43(2): 20-31.

[10] 姚燕生, 周瑞根, 张成林, 等. 增材制造复杂金属构件表面抛光技术[J]. 航空学报, 2022, 43(4): 244-256.
YAO Yan-sheng, ZHOU Rui-gen, ZHANG Cheng-lin, et al. Surface Polishing Technology for Additive Manufacturing Complex Mental Components[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(4): 244-256.

[11] 刘海旭, 武庆东, 曹潇俊, 等. 基于响应曲面法的 304 不锈钢化学机械抛光工艺参数优化[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2021, 41(2): 89-95.
LIU Hai-xu, WU Qing-dong, CAO Xiao-jun, et al. Prediction and Optimization of Process Parameters in Chemical Mechanical Polishing for 304 Stainless Steel Based on Response Surface Methodology[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2021, 41(2): 89-95.

[12] 罗杰维. NiP 超光滑表面 CMP 理论模型建立与工艺实验研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
LUO Jie-wei. The Establishment of CMP Theoretical Model of NiP Ultra-Smooth Surface and Experimental Investigation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.

[13] 槐创锋, 黄涛, 贾雪艳. 结合神经网络与遗传算法的磨抛工艺参数优化[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(7): 1025-1030.
HUAI Chuang-feng, HUANG Tao, JIA Xue-yan. Optimization of Processing Parameters in Grinding and Polishing Coupling Neural Networks with Genetic Algorithms[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(7): 1025-1030.

[14] 刘静莉. 考虑工件–磨料–抛光垫接触状态的硬质合金化学机械抛光机理研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2020: 2-27.
LIU Jing-li. Study on the Mechanism of Cemented Carbide Chemical Mechanical Polishing Considering Workpiece-Abrasive-Pad Contact State[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2020: 2-27.

[15] 邢进. 光学非球面 CCOS 抛光理论与技术研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2020: 15-18.
XING Jin. Research on the CCOS Polishing Theory and Technology of Optical Aspheric Surface[D]. Jilin: Jilin University, 2020: 15-18.

[16] 白新岗. SiC 单晶片研磨过程材料去除率建模及实验研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2016: 23.
BAI Xin-gang. Modeling and Experiments of Material Remove Rate Research for Lapping Single Crystal SiC Wafer[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2016: 23.

[17] GREENWOOD J, WILLIAMSON J. Contact of Nominally Flat Surfaces[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1966, 295: 300-319.

[18] 高奇, 郭光岩, 荆小飞, 等. 高体分 SiC/Al 复合材料微磨削表面粗糙度试验研究[J]. 制造技术与机床, 2021(9): 64-68.

GAO Qi, GUO Guang-yan, JING Xiao-fei, et al. Experimental Study on Micro Grinding Surface Roughness of High Volume Fraction SiC/Al Composites[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2021(9): 64-68.

[19] 王慧敏. 固结磨料研磨硬脆材料表面粗糙度模型[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015: 22.
WANG Hui-min. Model of Surface Roughness in Fixed Abrasive Lapping of Brittle & Hard Material[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015: 22.

[20] 王卫芳, 陆宝山, 关集俱. 氧化铝陶瓷的精密抛光性能研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(14): 55-59.
WANG Wei-fang, LU Bao-shan, GUAN Ji-ju. Study on Precision Polishing Properties of Alumina Ceramics[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(14): 55-59.

[21] BATISTA G R, ZANATTA R F, BORGES A B, et al. The Effects of Polishing Techniques on Surface Roughness and Gloss of Different Composites[J]. General Dentistry, 2021, 69(5): 46-51.

[22] 吕延军, 李杰, 强程, 等. 珩磨缸套表面粗糙度预测及多目标优化研究[J]. 摩擦学学报, 2022, 42(4): 728-741.
LYU Yan-jun, LI Jie, QIANG Cheng, et al. Investigation on Surface Roughness Prediction and Multi-Objective Optimization of Honing Cylinder Liner[J]. Journal of Tribology, 2022, 42(4): 728-741.

[23] 时强胜, 张小俭, 陈巍, 等. 基于灰色关联度分析响应面法的橡胶软模端面抛磨表面粗糙度预测[J]. 中国机械工程, 2021, 32(24): 2967-2974.
SHI Qiang-sheng, ZHANG Xiao-jian, CHEN Wei, et al. Prediction of Surface Roughness of Rubber Soft Die End Face Polishing Based on GRA-RSM[J/OL]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(24): 2967-2974.

[24] DA COSTA J, FERRACANE J, PARAVINA R D, et al. The Effect of Different Polishing Systems on Surface Roughness and Gloss of Various Resin Composites[J]. Journal of Esthetic and Restorative Dentistry, 2007, 19(4): 214-224.

[25] 于萍萍. 基于人工神经网络的表面粗糙度预测模型研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2018: 10-17.
YU Ping-ping. Research on Prediction Model of Surface Roughness Based on Artificial Neural Network[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2018: 10-17.

[26] 宋志龙, 吕冰海, 柯明峰, 等. 基于 BP 神经网络的确定性剪切增稠抛光材料去除率模型[J]. 表面技术, 2020, 49(11): 320-325.
SONG Zhi-long, LYU Bing-hai, KE Ming-feng, et al. Removal Rate Model of Deterministic Shear Thickening Polishing Material Based on BP Neural Network[J]. Surface Technology, 2020, 49(11): 320-325.

[27] 李翼, 张本慧, 郭宇燕. 改进粒子群算法优化下的 Lasso–Lssvm 预测模型[J]. 统计与决策, 2021, 37(13): 45-49.
LI Yi, ZHANG Ben-hui, GUO Yu-yan. Lasso-LSSVM Prediction Model Optimized by Improved Particle Swarm Algorithm[J]. Statistics & Decision, 2021, 37(13): 45-49.

[28] 尹丹. 多目标粒子群优化算法的改进与应用[D]. 扬州: 扬州大学, 2021: 25-27.
YIN Dan. Improvement and Application of Multi--Objective Particle Swarm Optimization Algorithm[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2021: 25-27.

[29] 胡佳. 融合多种策略的改进粒子群算法[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(7): 172-177.
HU Jia. Improved Particle Swarm Optimization Integrating Multiple Strategies[J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(7): 172-177.

[30] 王生亮, 刘根友. 一种非线性动态自适应惯性权重 PSO 算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4): 249-253.
WANG Sheng-liang, LIU Gen-you. A Nonlinear Dynamic Adaptive Inertial Weight Particle Swarm Optimization[J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 249-253.

[31] 刘帅, 葛为民, 程德响. 基于粒子群算法的工业机器人智能打磨轨迹问题研究[J]. 天津理工大学学报, 2020, 36(6): 8-12.
LIU Shuai, GE Wei-min, CHENG De-xiang. Research on Intelligent Grinding Trajectory of Industrial Robots Based on Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2020, 36(6): 8-12.

[32] 肖小平, 李晶晶, 张超, 等. 基于 ANN 的加工零件表面粗糙度和能耗预测方法[J]. 应用科技, 2021, 48(6): 63-69.
XIAO Xiao-ping, LI Jing-jing, ZHANG Chao, et al. Prediction Method of Surface Roughness and Energy Consumption of Machined Parts Based on ANN[J]. Applied Science and Technology, 2021, 48(6): 63-69.

[33] 刘思志, 安立宝, 陈佳. 基于人工智能算法的最优加工表面粗糙度预测研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(19): 69-73.
LIU Si-zhi, AN Li-bao, CHEN Jia. Prediction Investigate of Optimal Machining Surface Roughness Based on Artificial Intelligence Algorithms[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(19): 69-73.

[34] 包志家, 李奇. 基于 MATLAB 神经网络工具箱的 BP 神经网络的应用研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2021, 33(2): 181-183.
BAO Zhi-jia, LI Qi. Application of BP Neural Network Based on MATLAB Neural Network Toolbox[J]. China Computer & Communication, 2021, 33(2): 181-183.

[35] HUANG Yi-qing, XU Jian-xiong, WANG Shi-qun, et al. Research on Prediction of Goods Import and Export Data Based on BP Neural Network Based on Matlab[J]. Dynamic Systems and Applications, 2021, 30(4): 181-183.

[36] LI Dong-yang, CHENG Xiao-rong. BP Neural Network is Implemented in MATLAB[J]. International Core Journal of Engineering, 2019, 5(8): 185-189.

[37] 彭彬彬, 闫献国, 杜娟. 基于BP和RBF神经网络的表面质量预测研究[J]. 表面技术, 2020, 49(10): 324-328.
PENG Bin-bin, YAN Xian-guo, DU Juan. Surface Quality Prediction Based on BP and RBF Neural NetworksFull Text Replacement[J]. Surface Technology, 2020, 49(10): 324-328.

责任编辑：彭颋