

# 基于改进神经网络算法的螺杆砂带磨削 表面粗糙度预测研究

董浩生<sup>a,b</sup>, 杨赫然<sup>a,b</sup>, 孙兴伟<sup>a,b</sup>, 董祉序<sup>a,b</sup>, 刘寅<sup>a,b</sup>

(沈阳工业大学 a.机械工程学院 b.辽宁省复杂曲面数控制造技术重点实验室, 沈阳 110870)

**摘要:** **目的** 探究工艺参数对螺杆转子砂带磨削表面质量的影响规律。**方法** 采用工件轴向进给速度为 100~300 mm/min、砂带线速度为 4.4~13.1 m/s、砂带张紧压力为 0.2~0.3 MPa、磨削压力为 0.4~0.5 MPa、砂带粒度为 120~800 目的工艺参数进行螺杆转子砂带磨削正交实验, 基于改进的神经网络算法, 建立螺杆转子砂带磨削后的表面粗糙度值预测模型, 对磨削后的工件表面质量进行预测及分析。在此基础上采用预测模型针对各工艺参数对磨削质量的影响规律进行预测分析。**结果** 利用多因素磨削实验获得预测样本及对比样本, 对比结果表明, 预测模型的平均训练精度约为 93.38%, 预测精度为 92.46%。螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值的单因素预测结果表明, 工件表面粗糙度值随着接触轮正压力及磨削装置轴向进给速度的增加而升高, 随着砂带线速度及砂带粒度的增加而降低。**结论** 提出的算法可为选择螺杆转子砂带磨削的工艺参数提供理论依据。适当提高砂带线速度及砂带粒度、降低接触轮气缸压力及磨削装置轴向进给速度可获得较高的表面质量。

**关键词:** 磨削; 表面粗糙度; 麻雀搜索算法; 神经网络预测

中图分类号: TH161<sup>+</sup>1 文献标识码: A 文章编号: 1001-3660(2022)04-0275-09

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2022.04.028

## Surface Roughness Prediction of Screw Belt Grinding Based on Improved Neural Network Algorithm

DONG Hao-sheng<sup>a,b</sup>, YANG He-ran<sup>a,b</sup>, SUN Xing-wei<sup>a,b</sup>, DONG Zhi-xu<sup>a,b</sup>, LIU Yin<sup>a,b</sup>

(a. College of Mechanical Engineering, b. Key Laboratory of Numerical  
Control Manufacturing Technology for Complex Surfaces of Liaoning Province,  
Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

收稿日期: 2021-05-08; 修订日期: 2021-09-30

Received: 2021-05-08; Revised: 2021-09-30

**基金项目:** 辽宁省自然科学基金指导计划 (2019-ZD-0206); 辽宁省“兴辽英才计划”(XLYC1905003); 中央引导地方科技发展专项资金 (2020JH6/10500048); 国家自然科学基金 (52005347); 辽宁省博士启动项目 (2019BS181)

**Fund:** The Guiding Plan of Liaoning Natural Science Foundation (2019-ZD-0206); Liao Ning Revitalization Talents Program(XLYC1905003); The Central Government Guides Local Science and Technology Development Special Fund Projects: Capacity Building of Key Laboratory of Complex Surface NC Manufacturing Technology in Liaoning Province (2020JH6/10500048); the National Natural Science Foundation of China (52005347); Liaoning Provincial Doctoral Program (2019BS181)

**作者简介:** 董浩生 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为磨削表面。

**Biography:** DONG Hao-sheng (1997—), Male, Postgraduate, Research focus: grinding surface.

**通讯作者:** 杨赫然 (1983—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为复杂曲面数字化制造技术与装备。

**Corresponding author:** YANG He-ran (1983—), Male, Doctor, Lecturer, Research focus: complex surface digital manufacturing technology and equipment.

**引文格式:** 董浩生, 杨赫然, 孙兴伟, 等. 基于改进神经网络算法的螺杆砂带磨削表面粗糙度预测研究[J]. 表面技术, 2022, 51(4): 275-283.

DONG Hao-sheng, YANG He-ran, SUN Xing-wei, et al. Surface Roughness Prediction of Screw Belt Grinding Based on Improved Neural Network Algorithm[J]. Surface Technology, 2022, 51(4): 275-283.

**ABSTRACT:** This paper aims to explore the influence of process parameters on the surface quality of screw rotor abrasive belt grinding. The orthogonal experiment of screw rotor abrasive belt grinding is carried out for the axial feed speed of workpiece is 100~300 mm/min, the linear speed of abrasive belt is 4.4~13.1 m/s, the tension pressure of abrasive belt is 0.2~0.3 MPa, the grinding pressure is 0.4~0.5 MPa and the mesh number of abrasive belt is 120~800. Based on the improved neural network algorithm, the prediction model of surface roughness value after screw rotor abrasive belt grinding is established to predict and analyze the surface quality of the workpiece after grinding. On this basis, the influence of process parameters on grinding quality is predicted and analyzed by using the prediction model. Using multi-factor grinding experiments to obtain prediction samples and comparison samples, the comparison results show that the average training accuracy of the prediction model is about 93.38% and the prediction accuracy is 92.46%. The single factor prediction results of screw rotor abrasive belt grinding surface roughness value show that the workpiece surface roughness value increases with the increase of contact wheel positive pressure and axial feed speed of the grinding device, and decreases with the increase of abrasive belt linear speed and abrasive belt mesh. It can be seen from the above research results, the proposed algorithm can provide a theoretical basis for the selection of process parameters of screw rotor abrasive belt grinding. Higher surface quality can be obtained by appropriately increasing the linear speed and mesh number of the abrasive belts, reducing the cylinder pressure of the contact wheel and the axial feed speed of the grinding device.

**KEY WORDS:** grinding; surface roughness; sparrow search algorithm; neural network prediction

随着现代制造业的发展, 螺杆加工行业的标准也随之升高<sup>[1-3]</sup>。影响螺杆性能的主要因素之一为表面粗糙度, 目前由于没有专用的商业软件对磨削过程进行系统分析<sup>[4]</sup>, 因此以表面粗糙度为基础的相关预测就显得尤为重要<sup>[5-8]</sup>。目前, 有学者通过分析工件表面样貌来实现对表面粗糙度的预测, 也有学者利用智能算法对预测表面粗糙度进行深入探讨。刘瑶等<sup>[9]</sup>通过对磨削表面进行建模来分析砂轮表面特征。张飞虎等<sup>[10]</sup>采用多元线性回归拟合法得到法向磨削力的经验公式, 进而确定了亚表面损伤深度预测模型的参数。Kong 等<sup>[11]</sup>利用标准的叶斯线性回归 (BLR) 建立了表面粗糙度预测模型, 对铣削加工表面粗糙度进行预测。Pritima 等<sup>[12]</sup>以粒子速度、防区外距离 (SOD) 和撞击角作为输入因子, 通过响应面法 (RSM) 实现了参数效应和表面粗糙度优化。Feng 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于刀具轨迹和加工表面响应的表面粗糙度预测分析模型。Zhu 等<sup>[14]</sup>根据磨粒的随机性建立了铝合金和碳化硅表面粗糙度的理论模型。李伦等<sup>[15]</sup>通过建立磨粒材料去除模型得到了粗糙度预测公式。刘国梁等<sup>[16]</sup>将符号规则与深度学习相结合建立了表面粗糙度加工模型来预测表面粗糙度。李聪波等<sup>[17]</sup>提出一种基于多源异构数据的数控铣削表面粗糙度预测方法, 验证了基于多源异构数据的数控铣削表面粗糙度预测方法的优越性。裴洪等<sup>[18]</sup>分析探讨了基于机器学习的剩余寿命预测方法的未来研究方向。刘浩然等<sup>[19]</sup>利用改进遗传算法优化 BP 神经网络, 缩短了传统遗传算法的运算时间。Buldum 等<sup>[20]</sup>提出了一种利用人工神经网络对 AZ91D 镁合金车削表面粗糙度进行建模和预测的方法。苏晓云等<sup>[21]</sup>利用粒子群优化 BP 神经网络建立了大理石加工表面粗糙度精确预测模型。高超

等<sup>[22]</sup>以数学建模的方法对砂带磨削进行了预测。通过前人的研究成果, 发现虽然对于工件表面粗糙度的预测已经很深入, 但是由于加工过程差异较大, 且预测算法特点各异, 因此对螺旋类曲面表面粗糙度预测仍有深入研究的必要。

介于麻雀搜索方法具有运算量少、易收敛等优点, 文中利用麻雀搜索算法对 BP 神经网络的初始权值、阈值进行优化, 通过螺杆砂带磨削后粗糙度数值的样本数据, 预测不同工况下工件表面粗糙度数值, 并用实验验证文中提出方法的有效性及准确性, 为磨削表面粗糙度预测提供理论指导, 也为神经网络算法在预测方面的应用提供新的思路。

## 1 基于麻雀觅食优化算法的改进 BP 神经网络算法

BP 神经网络可用于数据预测, 但受初始权值影响较大, 易导致每次训练的结果不同, 从而很难实现数据的精准预测<sup>[23]</sup>。因此有必要对神经网络进行相应优化, 从而达到提高训练速度、不易陷入局部极值的目的。

麻雀搜索优化算法 (SSA) 是学者根据麻雀的觅食、躲避天敌等行为模拟出来的一种新型算法<sup>[24-25]</sup>。该算法于 2020 年由 Xue 等<sup>[26]</sup>提出, 该方法通过模拟麻雀觅食过程, 最终得到最优种群值。文中利用麻雀搜索算法获得最优种群, 并赋予 BP 神经网络的初始权值与阈值, 并利用改进的 BP 神经网络来预测螺杆磨削加工后的表面粗糙度。

根据麻雀的行为特点, 可以将麻雀种群分为发现者、跟随者和警戒者 3 类。发现者指在飞行过程中寻

找食物的个体; 跟随者指其他跟随发现者的个体; 警戒者在种群中随机选取出, 如果一旦发现天敌在附近, 会立刻放弃食物并且逃跑。

根据麻雀觅食优化算法规则建立觅食数学模型, 将麻雀的具体位置作为麻雀的唯一属性, 每个麻雀个体会被定义为 3 种可能的个体: 发现者、跟随者和警戒者。在 SSA 当中, 根据觅食规则, 每次迭代后, 发现者的位置如式 (1) 所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot i_{\max}}\right) & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L & R_2 > S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $t$  为此刻迭代次数;  $j=1,2,3,\dots,d$ ;  $i_{\max}$  为最大迭代次数;  $X_{i,j}^t$  为第  $i$  个麻雀在第  $j$  维中的位置属性信息;  $\alpha \in (0,1]$ , 是一个随机的常数;  $R_2 \in (0,1]$ , 代表预警值;  $S_T \in (0.5,1]$ , 代表安全值;  $Q$  是一个服从正态分布的随机数;  $L$  是一个  $d$  维的列矩阵, 其中每个元素全部等于 1。

对于跟随者的执行描述如式 (2) 所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j} - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $X_p$  是发现者目前的最优位置;  $X_{\text{worst}}$  为全局最差的位置;  $A$  是一个类似  $L$  的  $d$  维列矩阵, 每个元素随机取值 1 或 -1, 并且  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。当  $i > n/2$  时, 表示第  $i$  个跟随者适应度较低, 没有获得食物来源, 并且处于十分饥饿的状态, 这时就需要前往其他地方觅食以获得能量。在种群中, 假设警戒者个体占群体数量的 10%~20%, 这些警戒者个体初始位置是在种群中随机选出的, 其表达式见式 (3)。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $X_{\text{best}}^t$  为当前的全局最优值;  $\beta$  为步长参数, 是服从均值为 0、方差为 1 的正态分布的随机数;  $K \in (-1,1]$ , 也是一个随机数;  $f_i$  是当前个体的适应度值;  $f_g$  与  $f_w$  分别代表当前全局的最佳适应度值与最差适应度值;  $\varepsilon$  是一个常数, 为了避免分母会出现等于 0 的情况。

综上, 麻雀搜索算法优化 BP 神经网络算法过程为: (1) 初始化种群为 BP 神经网络初始权值阈值, 设定迭代次数, 设定发现者与跟随者比例; (2) 计算适应度值并排序; (3) 利用式 (1) 更新发现者位置; (4) 利用式 (2) 更新跟随者位置; (5) 利用式 (3) 更新警戒者位置; (6) 计算出适应度值并在此更新麻雀群体位置; (7) 判断是否满足终止条件, 满足则退

出, 所求最后群体即为 BP 神经网络初始权值阈值, 否则重复执行步骤 (2) — (6)。SSA-BP 的算法流程如图 1 所示。

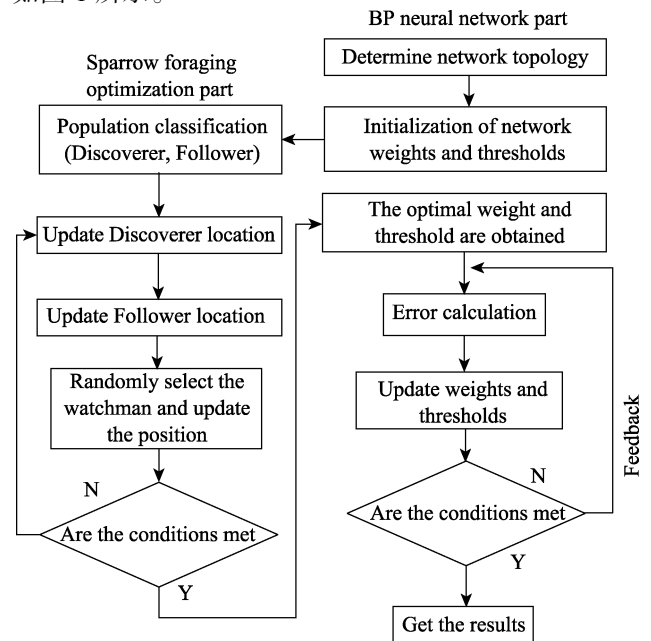


图 1 SSA-BP 算法流程

Fig.1 SSA-BP Flow chart of predicting surface roughness

## 2 多因素水平实验

为验证预测模型对工件表面粗糙度预测情况的准确程度, 文中以自主研发的螺杆同步磨削装置为依托 (见图 2), 针对螺杆凸面进行自由式磨削砂带磨削实验并获取相关实验数据。实验用砂带磨粒材料为 120~800 目的氧化铝。

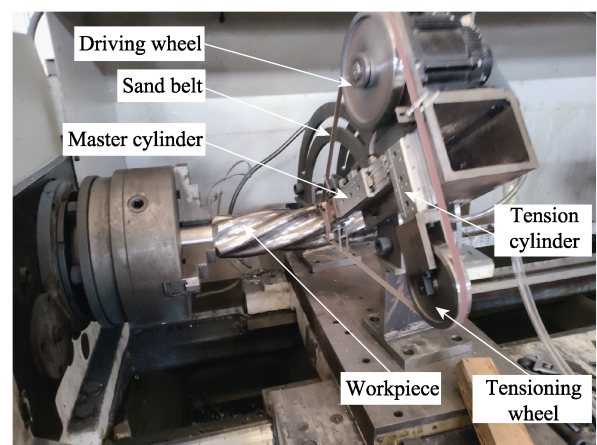


图 2 磨削实验现场

Fig.2 The scene of grinding experiment

影响砂带磨削质量的工艺参数分别为工件速度  $v_g$ 、砂带速度  $v_s$ 、砂带张紧力  $F_s$ 、磨削压力  $F_m$  与砂带粒度  $S$ 。文中采用单因素变换方式, 将上述 5 个工艺参数设定为实验因素, 每个因素选取 5 个数值进行

轮换（即取其中一因素控制变量，保证其他因素不变）。主气缸控制磨削压力，气缸压力变动范围为 0~0.5 MPa，张紧气缸控制张紧轮压力，气缸压力变动范围为 0~0.5 MPa。为保证磨削过程中砂带与工件表面有足够的接触压力，主气缸压力应至少大于张紧气缸压力 0.1 MPa，因此主气缸压力范围选为 0.4~0.5 MPa，而张紧气缸压力范围确定为 0.2~0.3 MPa。砂带线速度通过主电机控制，线速度过低会影响磨削质量及效率，过高则会影响装置稳定性，因此电机转速范围控制在 500~1 500 r/min，由此可知砂带线速度约为 4.4~13.1 m/s。磨削装置轴向进给速度对螺杆砂带磨削的效率及质量均会产生影响，根据实验需求选择速度范围为 100~300 mm/min。砂带粒度根据螺杆磨削质量要求，选为 120~800 目。

五因素五水平正交实验需要进行 25 组，除砂带粒度，其余各工艺参数在控制范围内均匀划分为 5 个水平值，各实验参数列于表 1。为更加全面探究工艺参数对磨削质量的影响，考虑到在磨削实验中砂带线速度对磨削质量的影响较大，因此针对砂带线速度变化增加实验，在正交实验的基础上增加了 15 组实验，磨削实验共计 40 组。联动磨削加工时，工件绕自身轴线旋转，砂带在主动轮的带动下高速运动，同时磨削装置沿着工件轴向方向进给。磨削完成后采用 Taylor Hobson S3C 型表面粗糙度测量仪进行测量，实验前后工件表面对比如图 3 所示。磨削过程中具体轮换实验数据及实验最终测得表面粗糙度数据如表 2 所示，其中序号 1—25 为五因素五水平正交实验结果。表面粗糙度测量实验布置如图 4 所示，图 5 为单

表 1 实验参数  
Tab.1 Experimental parameter table

Level	Parameters and units				
	Master cylinder pressure (A)/MPa	Tension air pressure (B)/MPa	Linear velocity of abrasive belt (C)/(m·s <sup>-1</sup> )	Feed rate (D)/(mm·min <sup>-1</sup> )	Mesh of abrasive belt (E)
-2	0.4	0.2	4.4	100	120
-1	0.425	0.225	6.5	150	240
0	0.45	0.25	8.7	200	400
1	0.475	0.275	10.9	250	600
2	0.5	0.3	13.1	300	800



a 实验前



b 实验后

图 3 磨削前后加工对比

Fig.3 Machining comparison before and after grinding: a) before experiment; b) after the experiment

表 2 磨削实验参数及表面粗糙度值结果  
Tab.2 Grinding experimental parameters and surface roughness values

Parameter groups numbers	A	B	C	D	E	Ra/μm	Parameter groups numbers	A	B	C	D	E	Ra/μm
1	0.400	0.200	500	100	120	1.429	11	0.450	0.200	1 000	300	240	1.033
2	0.400	0.225	750	150	240	0.903	12	0.450	0.225	1 250	100	400	0.559
3	0.400	0.250	1 000	200	400	0.503	13	0.450	0.250	1 500	150	600	0.544
4	0.400	0.275	1 250	250	600	0.427	14	0.450	0.275	500	200	800	0.428
5	0.400	0.300	1 500	300	800	0.454	15	0.450	0.300	750	250	120	1.651
6	0.425	0.200	750	200	600	0.490	16	0.475	0.200	1 250	150	800	0.580
7	0.425	0.225	1 000	250	800	0.517	17	0.475	0.225	1 500	200	120	1.115
8	0.425	0.250	1 250	300	120	1.375	18	0.475	0.250	500	250	240	1.081
9	0.425	0.275	1 500	100	240	0.803	19	0.475	0.275	750	300	400	0.750
10	0.425	0.300	500	150	400	0.653	20	0.475	0.300	1 000	100	600	0.472



续表													
Parameter groups numbers	A	B	C	D	E	Ra/μm	Parameter groups numbers	A	B	C	D	E	Ra/μm
21	0.500	0.200	1 500	250	120	1.199	31	0.500	0.300	1 000	300	120	1.468
22	0.500	0.225	500	300	240	1.085	32	0.500	0.300	1 500	100	120	1.172
23	0.500	0.250	750	100	400	0.559	33	0.500	0.300	1 500	200	120	1.253
24	0.500	0.275	1 000	150	600	0.493	34	0.500	0.300	1 500	300	120	1.421
25	0.500	0.300	1 250	200	800	0.576	35	0.400	0.200	500	100	240	0.942
26	0.500	0.300	500	100	120	1.456	36	0.400	0.200	1 000	200	240	0.898
27	0.500	0.300	500	200	120	1.596	37	0.400	0.200	1 500	300	240	0.974
28	0.500	0.300	500	300	120	1.666	38	0.500	0.300	500	100	400	0.681
29	0.500	0.300	1 000	100	120	1.270	39	0.500	0.300	1 000	200	400	0.674
30	0.500	0.300	1 000	200	120	1.390	40	0.500	0.300	1 500	300	400	0.857

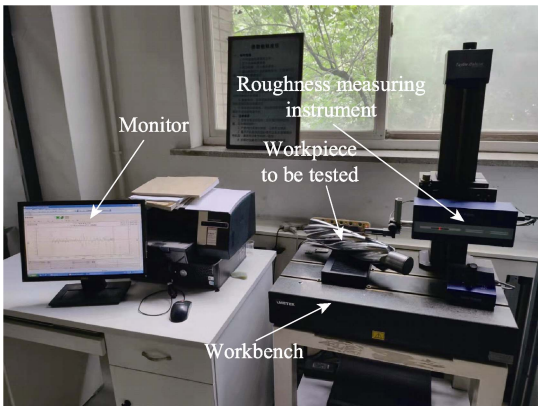


图 4 S3C 泰勒表面粗糙度测量实验布置  
Fig.4 Experimental arrangement of S3C Taylor surface roughness measurement

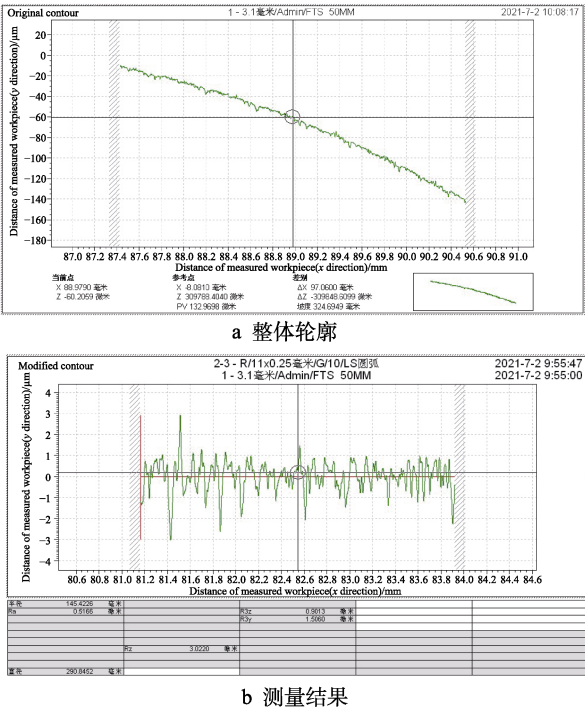


图 5 粗糙度测量表面痕迹  
Fig.5 Surface trace of roughness measurement:  
a) overall contour; b) measurement result

次粗糙度测量界面。为提高测量精度,在进行表面粗糙度测量前,对示值误差进行校准;测量过程中,在不同方位测量 3 次,并以 3 次测量结果的平均数值作为最终结果。

3 螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值预测模型

按照如下步骤利用改进神经网络算法对螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值进行预测。

1) 首先需要对样本数据进行预处理,将第 2 节的实验数据以矩阵形式进行输入,并且对其进行归一化处理,采用线性转换,如式(4)所示。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{4}$$

样本归一化之后的数据分别作为 SSA-BP 的输入(P)与输出(T)。输入 P 为五维矩阵,所以设定输入层单元个数为 5;输出 T 为一维矩阵,则输出层单元个数为 1;根据式(5)计算出隐层神经元个数 k=5。

$$k = \sqrt{m + n} + \alpha \tag{5}$$

式中: k 为隐层神经元个数; m=5 为输入层神经元个数; n=1 为输出层神经元个数; α 是常数,取值为[1,10]。

2) 种群初始化。根据式(6)计算出初始化种群个体数量 j<sub>1</sub>=30,初始阈值数量 j<sub>2</sub>=6,初始种群数量 j=36。然后排列成一维行向量,将此行向量作为 SSA-BP 的初始化种群。

$$\begin{aligned} j_1 &= m \cdot k + k \cdot n \\ j_2 &= k + n \end{aligned} \tag{6}$$

最大迭代次数会对整体运算时间及预测精度产生影响,迭代次数过大会增加运算成本,而过低会降低预测精度,且通常最大迭代次数不少于 20,因此设定最大迭代次数为 100;发现者比例通常占总体个数的 10%~30%,在指定迭代次数前提下,发现者占比过低会导致寻优精度降低,过高会影响算法整体运

算效率,文中取发现者比例  $P_{\text{percent}}=0.2$ 。

3) 根据设定的发现者比例、种群数量,产生  $N$  个发现者,将随机产生的种群个体赋值给 BP 神经网络,得到一组表面粗糙度预测值,以实测值与预测值的误差函数作为适应度函数,用来评价权值与阈值的优劣程度。

4) 每个个体需要根据觅食原则进行寻优,根据式(1)——(3)进行位置更新。

5) 当误差小于给定误差时,生成新的麻雀位置矩阵  $X$ ,将矩阵中所有个体赋值给 BP 神经网络的权值与阈值,并训练网络,得到表面粗糙度的预测值。

6) 神经网络训练的隐层激活函数采用  $\text{tansig}$  函数,输出层激活函数采用  $\text{logsig}$  函数。

为验证文中提出算法的优越性,将得到的训练网络与原始数据、BP 神经网络预测、GABP 神经网络

预测进行比较。其中,BP、GABP 初始化数据与 SSA-BP 相同,结果如图 6 所示,具体误差值列于表 3。

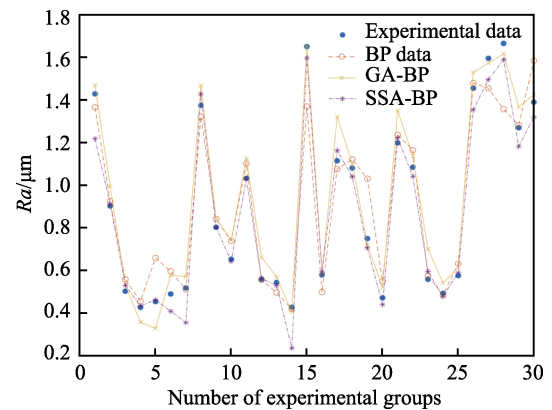


图 6 训练结果对比

Fig.6 Comparison of training results

表 3 预测结果误差对比

Tab.3 Error comparison table of prediction results

Number of experimental groups	Experimental data	BP Forecast data	BP Error/%	GABP Forecast data	GABP Error/%	SSA-BP Forecast data	SSA-BP Error/%
1	1.429	1.366	4.41	1.469	2.80	1.218	14.77
2	0.903	0.925	2.44	0.995	10.19	0.913	1.11
3	0.503	0.559	11.13	0.533	5.96	0.531	5.57
4	0.427	0.456	6.79	0.358	16.16	0.433	1.41
5	0.454	0.659	45.15	0.328	27.75	0.463	1.98
6	0.490	0.597	21.84	0.577	17.76	0.409	16.53
7	0.517	0.511	1.35	0.572	10.42	0.356	31.27
8	1.375	1.322	3.85	1.468	6.76	1.429	3.93
9	0.803	0.842	4.86	0.843	4.98	0.803	0.00
10	0.653	0.739	13.17	0.743	13.78	0.644	1.38
11	1.033	1.102	6.68	1.127	9.10	1.029	0.39
12	0.559	0.556	0.54	0.662	18.43	0.562	0.54
13	0.544	0.496	8.82	0.570	4.78	0.530	2.57
14	0.428	0.419	2.10	0.406	5.14	0.237	44.63
15	1.651	1.370	17.02	1.654	0.18	1.597	3.27
16	0.580	0.498	14.14	0.592	2.07	0.593	2.24
17	1.115	1.076	3.50	1.321	18.48	1.164	4.39
18	1.081	1.122	3.79	1.103	2.04	1.040	3.79
19	0.750	1.031	37.47	0.720	4.00	0.707	5.73
20	0.472	0.549	16.31	0.522	10.59	0.439	6.99
21	1.199	1.237	3.17	1.351	12.68	1.223	2.00
22	1.085	1.165	7.37	1.137	4.79	1.043	3.87
23	0.559	0.575	2.86	0.700	25.22	0.596	6.62
24	0.493	0.484	1.83	0.542	9.94	0.478	3.04
25	0.576	0.632	9.72	0.615	6.77	0.590	2.43
26	1.456	1.480	1.65	1.529	5.01	1.355	6.94
27	1.596	1.455	8.83	1.574	1.38	1.497	6.20
28	1.666	1.357	18.55	1.617	2.94	1.590	4.56
29	1.270	1.283	1.02	1.368	7.72	1.182	6.93
30	1.390	1.585	14.03	1.424	2.45	1.320	5.04
Average error			9.81		9.01		6.62

根据图 6 及表 3 可知, BP 神经网络、GABP 神经网络与文中提出的改进 BP 神经网络算法均能实现螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值的预测。其中, 表 3 中数据为初始实验粗糙度数据以及 3 种预测方法的预测粗糙度数值, 误差值为 3 种方法相对于原数据的误差值。针对本次实验结果, 文中提出的改进 BP 神经网络算法的平均预测误差为 6.62%, 低于 GABP 的 9.01% 以及经典 BP 的 9.81%。

4 实验验证

将实验数据中的最后 10 组作为预测模型的对比数据, 以对应的参数为输入变量, 并使用 SSA-BP 预测模型进行预测, 将预测出的数据与原实验数据进行对比, 实验对比结果如图 7 与表 4 所示。

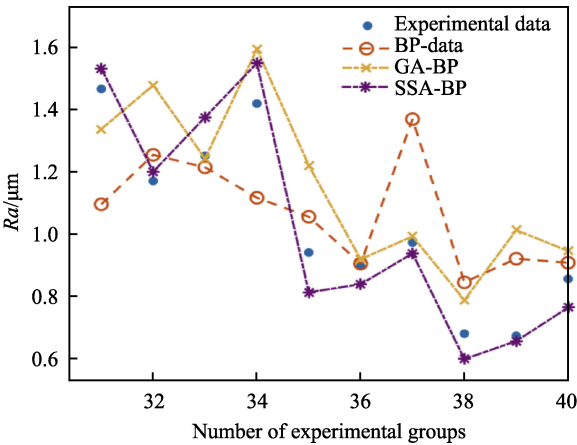


图 7 预测结果对比  
Fig.7 Comparison of prediction results

表 4 预测结果数值对比  
Tab.4 Numerical comparison of prediction results

Number of experimental groups	Experimental data	BP Forecast data	BP Error/%	GABP Forecast data	GABP Error/%	SSA-BP Forecast data	SSA-BP Error/%
31	1.468	1.097	25.27	1.339	8.79	1.534	4.50
32	1.172	1.256	7.17	1.480	26.28	1.202	2.56
33	1.253	1.216	2.95	1.244	0.72	1.377	9.90
34	1.421	1.118	21.32	1.596	12.32	1.551	9.15
35	0.942	1.057	12.21	1.222	29.72	0.814	13.59
36	0.898	0.906	0.89	0.920	2.45	0.840	6.46
37	0.974	1.371	40.76	0.994	2.05	0.939	3.59
38	0.681	0.846	24.23	0.789	15.86	0.599	12.04
39	0.674	0.922	36.80	1.014	50.45	0.657	2.52
40	0.857	0.909	6.07	0.947	10.50	0.765	10.74
Average error			17.77		15.91		7.54

根据图 7 与表 4 可知, 3 种方法预测的数值对比实验数据中, 平均误差最小的为 SSA-BP, 其大小为 7.54%, 低于其他 2 种算法的平均误差。由此可知文中提出的改进神经网络算法可对螺杆转子的砂带磨削表面质量进行准确预测。此外, 在对比实验中发现, SSA-BP 预测值普遍低于实验值, 分析原因为实际加工过程中, 受到张紧轮弹性形变及砂带与工件接触的影响, 导致张紧气缸压力及砂带线速度低于理论值, 而预测过程采用理论工艺参数进行, 故多组预测值略小于实验值。

5 单因素预测研究

为进一步探究各加工参数对工件表面质量的影响, 利用 SSA-BP 对影响粗糙度的工艺参数进行单因

素预测, 结果如图 8 所示。因素常量选择如下:  $F_m=0.5$  MPa、 $F_s=0.3$  MPa,  $v_s=8.7$  m/s,  $v_g=200$  mm/min,  $S=120$ 。

通过图 8 可以看出, 工件表面粗糙度值随着正压力气压的增加而变大, 主要原因为接触区域的压力增大, 导致磨粒磨损加剧, 从而使表面粗糙度值变大。砂带张紧力在一定范围内增加时, 表面粗糙度总体呈现出降低的趋势, 主要原因为随着张紧力在合理范围内的增加, 砂带与接触轮的相对滑动得到有效控制, 表面质量得以提升。随着砂带线速度及砂带粒度的增加, 工件表面粗糙度降低, 主要是由于两者的增加均会使单位时间参与磨削的磨粒数目增加, 从而使单颗磨粒所受切削力降低, 从而提高了表面质量。工件表面粗糙度值随着磨削装置轴向进给速度的增加而变大, 主要是由于随着轴向速度的增加, 磨粒在工件上的驻留时间降低, 故磨削质量降低。

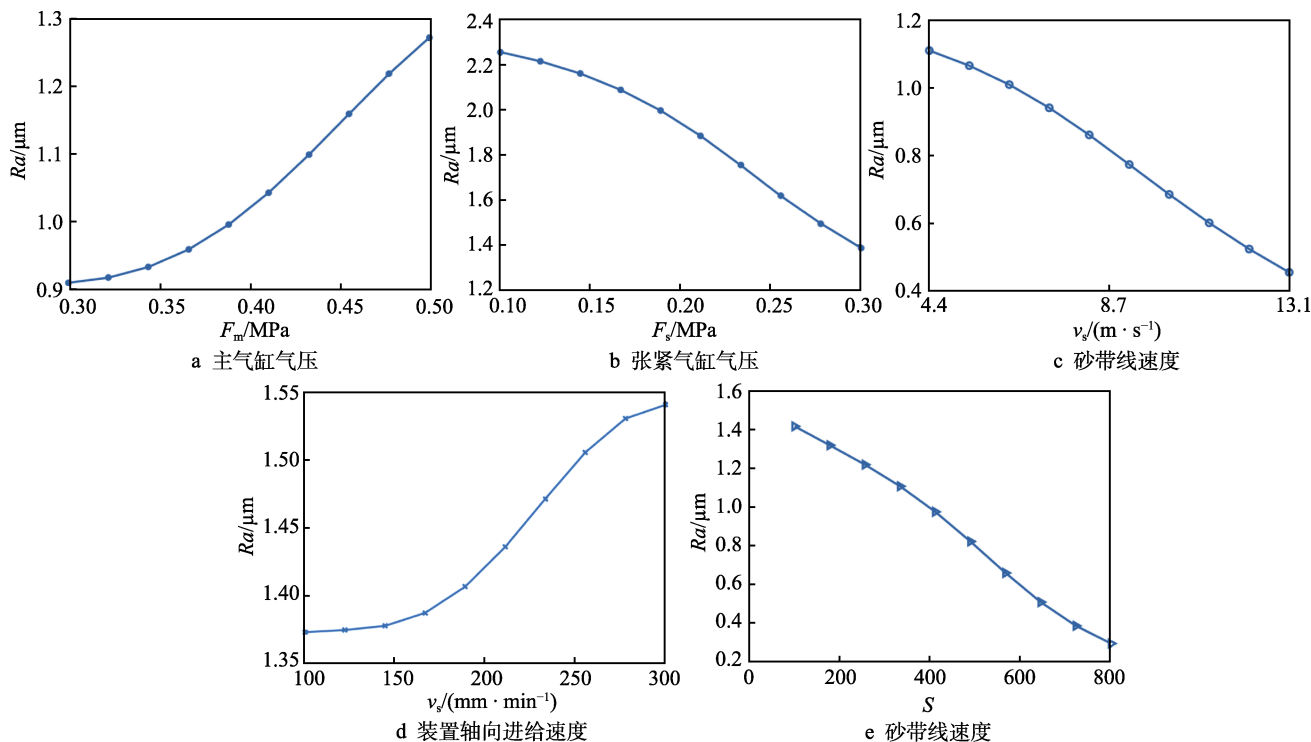


图8 工艺参数对工件表面粗糙度影响曲线

Fig.8 Influence curve of process parameters on workpiece surface roughness: a) master cylinder pressure; b) tension cylinder pressure; c) belt speed; d) axial feed speed; e) mesh number of abrasive belt

## 6 结论

为给螺杆转子的砂带磨削工艺参数的选择提供理论指导,并提高螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值预测精度及BP神经网络算法的预测精度,提出了基于麻雀搜索算法(SSA)的改进BP神经网络算法,并由此建立螺杆转子砂带磨削表面粗糙度值预测模型,得到如下结论。

1) 利用麻雀搜索算法对BP神经网络的初始权重、阈值进行优化,实现螺杆转子砂带磨削表面粗糙度的预测。为验证预测模型的准确性与实用性,进行了螺杆转子砂带磨削实验,并与GA优化的神经网络及传统神经网络的预测结果进行对比。实验结果表明,提出的改进神经网络算法具有较高的训练精度及预测精度。

2) 运用建立的预测模型探究了磨削工艺参数对加工质量的影响规律,得到了工件表面粗糙度值随着正压力气压及磨削装置轴向进给速度的增加而增加,随着砂带张紧力气压、砂带线速度及砂带粒度的增加而降低的结论。表明所提出的预测模型可对螺旋类曲面砂带磨削表面粗糙度值预测提供理论指导。

### 参考文献:

[1] 陈冠峰, 陈松平, 蔡思捷. 基于离散像素法的双螺杆压缩机螺杆转子间隙布置方法[J]. 中国机械工程, 2020,

31(24): 2937-2942.

- CHEN Guan-feng, CHEN Song-ping, CAI Si-jie. A Clearance Arrangement Method for Screw Rotors of Twin-Screw Compressors Based on Discrete Pixel Method[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(24): 2937-2942.
- [2] 刘星洲, 刘明昆, 柴晓彤, 等. 等螺距螺杆转子车削工艺研究[J]. 真空科学与技术学报, 2020, 40(2): 169-173.
- LIU Xing-zhou, LIU Ming-kun, CHAI Xiao-tong, et al. Machining with Numerical Control Lathe and Clearance Design of Fixed Pitch Screw Rotor[J]. Chinese Journal of Vacuum Science and Technology, 2020, 40(2): 169-173.
- [3] MICHAL B, MICHAEL B. Manufacturing of Screw Rotors via 5-Axis Double-Flank CNC Machining[J]. Computer-Aided Design, 2020, 132: 102960.
- [4] 黄云, 刘帅, 黄涛, 等. 钛合金材料砂带磨削表面残余应力形成模型及其实验研究[J]. 表面技术, 2020, 49(4): 30-37.
- HUANG Yun, LIU Shuai, HUANG Tao, et al. Model of Residual Stress Formation on Belt Grinding Surface of Titanium Alloy and Experimental Research[J]. Surface Technology, 2020, 49(4): 30-37.
- [5] WANG Guang-chun, HAN Juan-juan, LIN Yao, et al. Investigation on Size Effect of Surface Roughness and Establishment of Prediction Model in Micro-Forming Process[J]. Materials Today Communications, 2021, 27: 102279.
- [6] ZHANG Wen-he. Surface Roughness Prediction with Machine Learning[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1856(1): 012007.
- [7] BAROIU N, COSTIN G A, TEODOR V G, et al. Prediction of Surface Roughness in Drilling of Polymers Using



- a Geometrical Model and Artificial Neural Networks[J]. *Materiale Plastica*, 2020, 57(3): 160-173.
- [8] 杨赫然, 何源, 孙兴伟, 等. 螺杆转子砂带磨削装置开发及材料去除率预测[J]. *中国机械工程*, 2021, 32(17): 2055-2062.  
YANG He-ran, HE Yuan, SUN Xing-wei, et al. Development of Belt Grinding Devices for Screw Rotor and Prediction of Material Removal Rates[J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(17): 2055-2062.
- [9] 刘瑶, 周雯雯, 权宇. 基于砂轮表面磨粒特性的磨削表面粗糙度建模[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2020(12): 149-152.  
LIU Yao, ZHOU Wen-wen, QUAN Yu. Modeling of Ground Surface Roughness Based on the Grinding Wheel Tomography[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2020(12): 149-152.
- [10] 张飞虎, 李琛, 赵航, 等. K9 玻璃磨削亚表面损伤深度预测模型及实验研究[J]. *中国机械工程*, 2016, 27(18): 2442-2446.  
ZHANG Fei-hu, LI Chen, ZHAO Hang, et al. Prediction Model and Experimental Study of Subsurface Damage Depths in Grinding for K9 Glasses[J]. *China Mechanical Engineering*, 2016, 27(18): 2442-2446.
- [11] KONG Dong-dong, ZHU Jun-jiang, DUAN Chao-qun. Surface Roughness Prediction Using Kernel Locality Preserving Projection and Bayesian Linear Regression[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 152(2): 1-24.
- [12] PRITIMA D, DHINAKARAN V, STALIN B, et al. Surface Roughness Prediction and Parametric Optimization of Shot Blasting of Al7068 Using RSM[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020, 988(1): 12100.
- [13] FENG Yi-xuan, HSU F C, LU Yu-ting, et al. Surface Roughness Prediction in Ultrasonic Vibration-Assisted Milling[J]. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 2020, 14(4): JAMDSM0063.
- [14] ZHU Chuan-min, GU Peng, WU Yin-yue, et al. Surface Roughness Prediction Model of SiC<sub>p</sub>/Al Composite in Grinding[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2019, 155: 98-109.
- [15] 李伦, 李淑娟, 汤奥斐, 等. 金刚石线锯横向超声振动切割 SiC 单晶表面粗糙度预测[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(19): 204-212.  
LI Lun, LI Shu-juan, TANG Ao-fei, et al. Surface Roughness Prediction of SiC Monocrystalline Cut by Diamond Wire-Saw Excited by Transverse Ultrasonic Vibration[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(19): 204-212.
- [16] 刘国梁, 余建波. 基于知识深度置信网络的加工粗糙度预测[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(20): 94-106.  
LIU Guo-liang, YU Jian-bo. Machining Roughness Prediction Based on Knowledge-Based Deep Belief Network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(20): 94-106.
- [17] 李聪波, 龙云, 崔佳斌, 等. 基于多源异构数据的数控铣削表面粗糙度预测方法[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(3): 318-328.
- LI Cong-bo, LONG Yun, CUI Jia-bin, et al. Surface Roughness Prediction Method of CNC Milling Based on Multi-Source Heterogeneous Data[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(3): 318-328.
- [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] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(7): 1573-1580.  
LIU Hao-ran, ZHAO Cui-xiang, LI Xuan, et al. Study on a Neural Network Optimization Algorithm Based on Improved Genetic Algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [20] BULDUM B B, ŞIK A, AKDAĞLI A, et al. ANN Surface Roughness Prediction of AZ91D Magnesium Alloys in the Turning Process[J]. *Materials Testing*, 2017, 59(10): 916-920.
- [21] 苏晓云, 汪建新, 辛李霞. 基于神经网络的铣削大理石表面粗糙度预测模型[J]. *表面技术*, 2017, 46(8): 274-279.  
SU Xiao-yun, WANG Jian-xin, XIN Li-xia. Neural Network-Based Prediction Model for Surface Roughness of Milled Marble[J]. *Surface Technology*, 2017, 46(8): 274-279.
- [22] 高超, 王生, 王会, 等. 砂带磨削表面粗糙度理论预测及灵敏度分析[J]. *表面技术*, 2018, 47(11): 295-305.  
GAO Chao, WANG Sheng, WANG Hui, et al. Theoretical Prediction and Sensitivity Analysis of Surface Roughness of Abrasive Belt Grinding[J]. *Surface Technology*, 2018, 47(11): 295-305.
- [23] JAIN M, SINGH V, RANI A. A Novel Nature-Inspired Algorithm for Optimization: Squirrel Search Algorithm[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2018, 44: 148-175.
- [24] 任乾华, 姜鸿晔, 李晓露, 等. 基于天牛须优化 Spiking 神经网络的导线串扰预测[J]. *计算机仿真*, 2020, 37(11): 34-38.  
REN Qian-hua, JIANG Hong-ye, LI Xiao-lu, et al. Prediction of Cable Crosstalk Based on Spiking Neural Network Optimized by Beetle Antennae Search[J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(11): 34-38.
- [25] 李雅丽, 王淑琴, 陈倩茹, 等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(22): 1-12.  
LI Ya-li, WANG Shu-qin, CHEN Qian-ru, et al. Comparative Study of Several New Swarm Intelligence Optimization Algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(22): 1-12.
- [26] XUE J, SHEN B. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering an Open Access Journal*, 2020, 8(1): 22-34.