

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407797

多头螺杆转子双砂带磨削表面粗糙度和材料去除率双目标优化*

王兴磊 杨赫然 孙兴伟 潘飞 刘寅

(1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870; 2. 辽宁省复杂曲面数控制造技术重点实验室 沈阳 110870)

摘要:为保证多头螺杆转子砂带磨削质量的同时提高磨削效率。采用双砂带磨削装置对多头螺杆转子进行磨削,设计正交试验,利用正交试验数据库建立鲸鱼优化算法-径向基函数(WOA-RBF)预测模型,以决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)评判预测模型准确性,结果均优于其对比模型。以WOA-RBF预测模型的输出表面粗糙度和材料去除率数值作为双目标优化模型的目标函数,建立基于多目标指数分布优化器(MOEDO)的双目标优化模型。模型求解得到帕累托最优解集,通过评价函数得到优化后的工艺参数数值以及表面粗糙度和材料去除率数值。以优化后的工艺参数进行多头螺杆转子双砂带磨削试验验证,磨削后螺杆转子的表面粗糙度和材料去除率分别为 $0.462\ \mu\text{m}$ 和 $7.78\ \text{mm}^3/\text{s}$,试验结果与双目标优化结果的误差均在合理误差之内,验证了模型的准确性。双目标优化结果与正交试验中效果最好的一组试验结果进行对比,表面粗糙度升高了37.5%,但仍然符合工件的技术要求,而材料去除率提高了84.23%。表明提出的双目标优化模型可以实现保证表面质量的同时提高磨削效率,也可为其他加工工艺中,表面质量及材料去除率的决策优化提供借鉴。

关键词: 双砂带磨削;表面粗糙度;材料去除率;多目标指数分布优化器;双目标优化

中图分类号: TH161+.1; TN05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Optimization of surface roughness and material removal rate for double belt grinding of multihead screw rotors

Wang Xinglei Yang Heran Sun Xingwei Pan Fei Liu Yin

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Key Laboratory of Numerical Control Manufacturing Technology for Complex Surfaces of Liaoning Province, Shenyang 110870, China)

Abstract: In order to ensure the grinding quality of the multi-head screw rotor belt grinding quality and improve the grinding efficiency at the same time. The multi-head screw rotor was ground by using a double abrasive belt grinding device, an orthogonal test was designed, and the WOA-RBF prediction model was established by using the orthogonal test database to judge the accuracy of the prediction model by the coefficient of determination R^2 , root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE), and the results were better than the comparison models. The output surface roughness and material removal rate values of the WOA-RBF prediction model were used as the objective functions of the dual-objective optimization model, and a dual-objective optimization model based on the Multi-objective exponential distribution optimizer (MOEDO) was established. The model is solved to obtain the Pareto optimal solution set, and the optimized process parameter values, surface roughness and material removal rate values are obtained through the evaluation function. The surface roughness and material removal rate of the grinding screw rotor after grinding were $0.462\ \mu\text{m}$ and $7.78\ \text{mm}^3/\text{s}$, respectively, and the errors between the test results and the dual-objective optimization results were within a reasonable error, which verified the accuracy of the model. The results of the dual-objective optimization were compared with the results of the best set of orthogonal tests, and the surface roughness increased by 37.5%, but still met the technical requirements of the workpiece, while the material removal rate increased by 84.23%. The results show that the proposed dual-objective optimization model can improve the grinding efficiency while ensuring the surface quality, and can also provide a reference for the decision-making optimization of surface quality and material removal

收稿日期: 2024-09-10 Received Date: 2024-09-10

* 基金项目: 2024年辽宁省教育厅高等学校基本科研项目领军人才团队项目(LJ222410142011)资助

rate in other processing processes.

Keywords: double abrasive belt grinding; surface roughness; material removal rate; multi-objective exponential distribution optimizer; dual-target optimization

0 引言

随着我国经济和工业的快速发展,螺杆式机械装备在各行各业中被广泛使用,其中螺杆转子作为关键零部件对其加工质量与加工效率的研究就显得格外重要^[1-4]。目前螺杆转子的加工主要通过铣削加工,铣削加工之后多头螺杆的表面可能会出现一些鱼鳞状或 S 状的刀痕^[5]。因此,需要通过磨削来改善其表面质量,砂带磨削具有加工灵活、效率高、精度高、磨削温度低、适应性强等优点,在加工复杂表面和难加工材料等方面具有明显的优势^[6]。在螺杆转子的磨削加工中加工质量主要由表面粗糙度决定,磨削效率主要由材料去除率决定^[7],磨削过程中工艺参数的不同直接影响表面质量,从而导致材料抗疲劳性能的差异^[8]。因此,考虑到两者是相互冲突的目标,如何在保证满足加工质量的同时有效提高加工效率成为一大难点。

目前,国内外许多学者在多目标优化方面投入了大量研究。通常通过把多目标优化问题权重分配或灰色关联分析转化为单目标优化问题^[9]。Tuan 等^[10]使用遗传算法解决了离散非线性多目标优化问题的全局最优解问题,得出了最合适的工艺参数组合,并对零件表面粗糙度进行了评估,最终使预测值与实际值的偏差小于 5%。Gupta 等^[11]在优化加工参数时,采用了响应面法(RSM)与遗传算法(GA)和粒子群优化(PSO)相结合的方法,以减少磨削中加工参数选择和期望输出响应的的时间消耗。Kahraman 等^[12]采用基于 Box-Behnken 设计(BBD)的多元非线性回归(MNLR)确定基于表面粗糙度的工艺模型,然后考虑 RSM 优化磨削参数。Liu 等^[13]选择粒子群算法和层次分析法从加工时间、比能耗、成本和环境影响等方面确定带式磨削的最优参数。Agarwal^[14]利用遗传算法对陶瓷磨削工艺进行了优化,使得 R_a 更低, MRR 更高,表面损伤更小。Wang 等^[15]提出了一种基于多算法融合的智能工艺参数确定方法,通过改进的广义回归神经网络(IGRNN)来预测表面残余应力和表面粗糙度,使用改进的非主导排序遗传算法(INSGA-II)得到了一系列非支配过程参数,最后通过主成分分析(PCA)确定最佳参数,而无需手动分配表面残余应力和表面粗糙度的权重。Xiao 等^[16]通过改进的非显性分选遗传算法(CNSGA-II)提高了帕累托解的多样性,最终得到的工艺参数加工钛合金等难处理材料时工件表面质量、加工效率以及表面形貌都得到明显提升。李裕等^[17]根据多

目标优化问题的特点,在多目标粒子群算法中加入了混沌机制提高算法的搜索能力。通过与其他算法相对比,该算法成功率高、运行速度快且搜索到的方案最多。吕黎曙等^[18]为实现磨削过程中的节能减排,建立了面向清洁生产的磨削能耗与碳排放模型,采用层次分析法和客观赋权法(CRITIC)法组合赋权的改进遗传算法进行优化求解,最终缩短了 25% 的磨削时间、降低了 18.84% 的能耗、减少了 8.69% 的碳排放。

通过上述分析,目前的优化模型都是在一定的工作环境下建立的,所需优化的目标通常和工件种类和磨削工艺有关。而砂带磨削复杂曲面过程中表面质量和加工效率的研究较少。由于加工过程的差异化较大,因此模型在实现优化目标方面存在较大的差异性。本研究由于螺杆转子尺寸较大,采用砂带磨削时出现频繁更换砂带以及工艺参数范围受限等问题,很难同时保证其加工质量和加工效率。故提出一种双砂带磨削方式,在保证加工质量的同时大大的提高加工效率。与此同时也增加了工艺参数的数量,各工艺参数之间互相耦合,如何选取合适的工艺参数能够实现磨削加工质量和效率的利益最大化成为研究的重点。

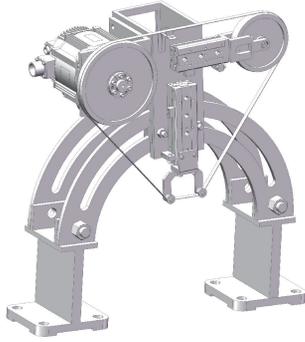
本研究的工艺参数与优化目标之间不是线性相关的关系,它们之间的权重也不是固定的。因此,有必要采用进化算法对参数进行优化。本研究通过水平正交试验收集预测模型所需的数据集,利用鲸鱼优化算法优化径向基神经网络建立表面粗糙度和材料去除率的预测模型。以预测模型作为目标函数,采用多目标指数分布优化器(MOEDO)建立双目标优化模型,对双砂带磨削工艺参数进行优化,采用评价函数选取最优目标函数值以及对应的参数值,最后通过试验验证了所确定的最佳工艺条件,证明了该方法的有效性和可行性。本研究为提供保证磨削工件表面质量的同时提高磨削效率提供新的思路。

1 双砂带磨削试验装置

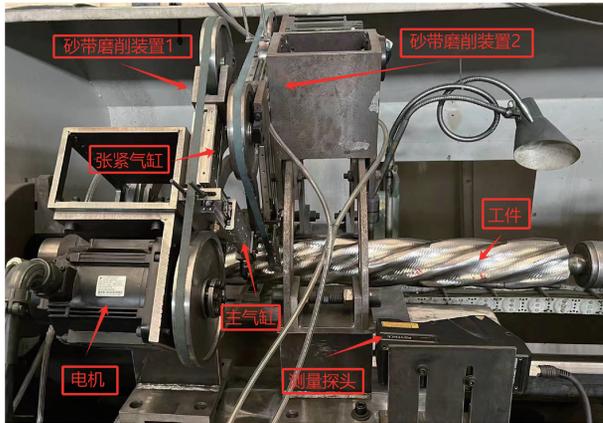
1.1 材料与设备

本研究工件选用铣削加工后的多头螺杆转子,螺杆材质为 45 钢,螺杆大径为 110 mm,螺杆导程为 650 mm,砂带材质选用锆刚玉。针对螺杆转子凸面为加工目标,采用自主研发的自由式砂带磨削方式进行磨削试验并获取相关试验数据,试验装置如图 1(a)所示。磨削过程中螺杆转子自转,同时双砂带磨削装置沿转子轴向进行进给,从而实现磨削装置 1 始终在磨削装置 2 之前参与磨

削,试验平台搭建如图 1(b)所示。



(a) 自由式砂带磨削装置
(a) Free-form belt grinding unit



(b) 双砂带磨削总体布局
(b) General layout of double belt grinding

图 1 双砂带磨削装置

Fig. 1 Double abrasive belt grinding device

根据前期工作总结,影响砂带磨削质量的工艺参数分别为砂带磨削装置 1 中磨削压力 F_{m1} 、砂带张紧力 F_{s1} 、砂带线速度 V_{s1} 、砂带粒度 P_1 和砂带磨削装置 2 中磨削压力 F_{m2} 、砂带张紧力 F_{s2} 、砂带线速度 V_{s2} 、砂带粒度 P_2 以及砂带进给速度 V_g 。其中通过主气缸控制砂带磨削过程中的磨削压力,张紧气缸控制砂带磨削过程中的张紧力,气缸压力变动范围为 0~0.5 MPa。为保证试验中砂带有效接触工件磨削,应保证主气缸压力至少大于张紧气缸压力 0.1 MPa,因此文中主气缸压力选取范围为 0.4~0.5 MPa,张紧气缸压力选取范围为 0.2~0.3 MPa。砂带线速度通过主电机控制,由于线速度过高或过低会影响加工的磨削质量和效率,导致试验结果的不准确性,因此电机转速控制在 500~1 500 r/min 的合理转速范围内,由此可推算出砂带线速度在 4.4~10.8 m/s 的范围内。磨削装置轴向进给速度根据试验需求选取范围为 100~300 mm/min。砂带粒度根据螺杆转子磨削质量与效率要求,选取范围为 80~240 目。为保证加工过程中对砂带运动轨迹与螺杆转子轮廓面相吻合,通过机床控制螺杆转子在加工过程中以一定的比例自转,从而实现和砂带轴向进给的吻合。

本研究采取 9 因素 5 水平正交试验。砂带粒度选取粒数为 80、100、120、180、240,除砂带粒度外,其余 8 个工艺参数根据上述选取范围均匀划分为 5 个水平值,具体试验参数如表 1 所示。

表 1 试验参数

Table 1 Experimental parameter

F_{m1}/MPa	F_{s1}/MPa	$V_{s1}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	P_1	F_{m2}/MPa	F_{s2}/MPa	$V_{s2}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	P_2	$V_g/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$
0.4	0.2	4.4	80	0.4	0.2	4.4	80	100
0.425	0.225	6	100	0.425	0.225	6	100	150
0.45	0.25	7.6	120	0.45	0.25	7.6	120	200
0.475	0.275	9.2	180	0.475	0.275	9.2	180	250
0.5	0.3	10.8	240	0.5	0.3	10.8	240	300

1.2 试验数据采集与处理

由于本文的工艺参数数目较多,仅仅依靠正交试验数据组合很难充分反映工艺参数对试验结果的影响。所以挑选对表面粗糙度和材料去除率影响较大的工艺参数进行正交试验,在正交试验的基础上增加 25 组试验,总计磨削试验 50 组。其中部分试验数据如表 2 所示。本文采用 TR200 便携式粗糙度测量仪测量磨削后的螺杆转子的表面粗糙度,分辨率为 0.001 μm ,如图 2(a)所示。为了更充分地描述工件表面质量,以轮廓算数平均偏差 R_a 为衡量标准。为减小测量过程中表面粗糙度测量误差,在同一组工艺参数磨削完成后,取 10 cm 工件长

度进行表面粗糙度测量,相邻测量点间隔 2 cm。每测量点以测量 10 次的均值作为为最后试验表面粗糙度结果数据。

采用基恩士线性激光测量仪对螺杆转子进行测量,如图 2(b)所示。采用型号为 LJ-X8200 的激光位移传感器,根据性能要求将线性激光位移传感器安装在距离工件 245 mm 处。通过与电脑相连接,使用 LJ-X Navigator 软件可以采集激光测量仪测得的轮廓图像以及坐标点。本研究将对磨削前后螺杆转子的同一位置进行测量,得到同一位置磨削前后的坐标值,通过所采集数据点的拟合,在同一坐标系中磨削前螺杆转子曲面数据点坐标减

去磨削后螺杆转子曲面数据点坐标即可得到磨削深度。然后利用式(1)计算出材料去除率。

$$MRR = V_g \cdot \Delta h \cdot B \quad (1)$$

式中: MRR 为材料去除率; V_g 为双砂带装置进给速度; Δh 为螺杆转子磨削前后高度的变化量; B 为磨痕宽度。

试验工艺参数具体轮换数据以及最终测得表面粗糙度和材料去除率数据如表 2 所示。为了防止试验数据的

数值差过大而导致对最终结果的影响,需要对试验数据进行归一化处理,归一化公式为:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x'_i 为归一化之后的数值; x_i 为试验数据; x_{\max} 为 x_i 中试验数据的最大值; x_{\min} 为 x_i 试验数据的最小值。

表 2 正交试验结果

Table 2 Orthogonal horizontal experimental results

组数	F_{m1}/MPa	F_{s1}/MPa	$V_{s1}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	P_1	F_{m2}/MPa	F_{s2}/MPa	$V_{s2}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	P_2	$V_g/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	$R_a/\mu\text{m}$	$MRR/(\text{mm}^3 \cdot \text{s}^{-1})$
1	0.4	0.2	4.4	80	0.4	0.2	4.4	80	100	1.375	2.822
2	0.4	0.225	6	100	0.425	0.225	6	100	150	1.109	4.055
3	0.4	0.25	7.6	120	0.45	0.25	7.6	120	200	0.856	5.179
4	0.4	0.275	9.2	180	0.475	0.275	9.2	180	250	0.679	4.818
5	0.4	0.3	10.8	240	0.5	0.3	10.8	240	300	0.411	4.242
6	0.425	0.2	6	120	0.475	0.3	4.4	100	200	1.284	4.771
7	0.425	0.225	7.6	180	0.5	0.2	6	120	250	1.388	6.693
8	0.425	0.25	9.2	240	0.4	0.225	7.6	180	300	0.731	4.628
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
45	0.5	0.2	4.4	80	0.5	0.2	4.4	80	200	1.692	8.147
46	0.475	0.25	4.4	180	0.425	0.3	7.6	80	250	0.822	5.185
47	0.5	0.3	9.2	120	0.425	0.2	10.8	180	200	0.573	8.664
48	0.45	0.25	10.8	100	0.475	0.2	7.6	240	150	0.648	8.415
49	0.5	0.2	4.4	120	0.5	0.2	4.4	120	300	1.534	9.164
50	0.5	0.2	4.4	120	0.5	0.2	4.4	120	100	1.114	5.288



(a) 表面粗糙度测量
(a) Surface roughness measurement



(b) 磨削深度测量
(b) Grinding depth measurement

图 2 试验结果测量图

Fig. 2 Measurement plot of the experimental results

2 模型建立

2.1 鲸鱼优化算法-径向基函数(WOA-RBF)神经网络预测模型构建

RBF神经网络是一种前向神经网络(信号一直向前传递不会返回),是一种3层的前向网络。RBF神经网络的第1层为输入层,由信号源节点组成;第2层为隐藏层,隐藏层中神经元变换函数即为径向基函数;第3层是输出层,它对模式输入做出响应^[19]。

本文输入层由砂带磨削装置1中磨削压力 F_{m1} 、砂带张紧力 F_{s1} 、砂带线速度 V_{s1} 、砂带粒度 P_1 和砂带磨削装置2中磨削压力 F_{m2} 、砂带张紧力 F_{s2} 、砂带线速度 V_{s2} 、砂带粒度 P_2 以及砂带进给速度 V_g 组成,输出层由磨削后工件表面粗糙度以及材料去除率共同组成。故本研究所采用的RBF神经网络预测模型为9输入2输出的模式。其中输入层由每一个工艺参数所共同组成,所表示的输入样本数据为 $x = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9)$ 。隐藏层的每一个神经元都包括一个径向基中心 $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}, c_{i4}, c_{i5}, c_{i6}, c_{i7}, c_{i8}, c_{i9})$ 。利用隐藏层神经元结合径向基函数计算样本与径向基之间的距离,并对工件表面粗糙度和材料去除率回归分析。其公式为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \omega_j \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3)$$

式中: x 和 y 是工件的表面粗糙度和材料去除率; N 为隐含层中神经元的个数; c_i 为网络隐含层结点的中心; σ_i 隐含层第 i 个神经元的宽度向量; ω 为砂带磨削 RBF 神经网络隐含层到输出层的连接的权值。

针对 RBF 神经网络存在对于中心的选择和宽度参数的设置相对敏感、在高维情况下可能会出现“维度灾难”、在隐层神经元数量较多时容易过拟合等问题。通过引入智能优化算法的方式可以得到有效控制。鲸鱼优化

算法是由 Mirjalili 等^[20]在 2016 年所提出,根据模仿自然界中座头鲸狩猎捕食的行为而提出的群体优化算法。座头鲸在捕食时会通过围捕猎物的方式进行合作。它们在发现猎物后,会形成一个气泡网来包围猎物,随后通过泡泡的震动和声波追逐猎物。鲸鱼优化算法主要包括 3 个步骤,即包围捕食,气泡攻击以及寻觅食物阶段。由于鲸鱼优化算法全局搜索能力较强,结构简单具有较少的参数调节,更适应与复杂的结构。可有效避免陷入局部最优解,因此本文拟采用鲸鱼优化算法对 RBF 神经网络进行优化。

本文提出的基于 WOA-RBF 神经网络的螺杆转子双砂带磨削表面粗糙度及材料去除率预测算法如图 3 所示。

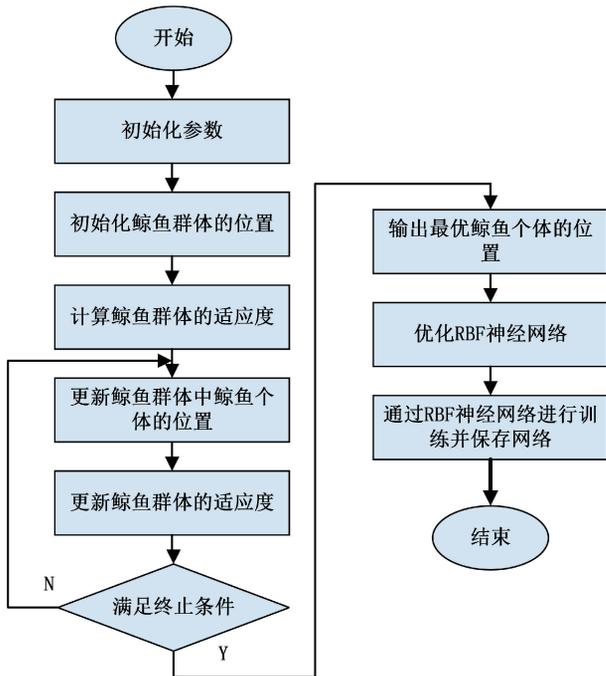


图3 WOA-RBF神经网络预测模型流程

Fig. 3 Flow chart of WOA-RBF neural network prediction model

为了进一步评定预测模型的性能,本研究以决定系数 R^2 、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 作为评判预测模型性能优劣的标准。表 3 为 4 种模型的对比情况,从表 3 可看出 WOA-RBF 预测模型相比于 RBF、CNN、SVM 预测模型不仅决定系数 R^2 最高,其 RMSE 和 MAE 值都是最低,综合说明了 WOA-RBF 模型的预测值与试验值拟合度较好、预测精度较高。

2.2 MOEDO

在多目标优化任务 (MOPS) 中,需要同时优化最小化或最大化至少两个冲突的目标函数。当单目标优化努力集中在一个具有主要目标函数值的最优解上时,MOO 呈现了一系列解被称为帕累托最优解。

表3 4种模型的性能评价

Table 3 Performance evaluation of the three models

预测模型	指标	R^2	RMSE	MAE
WOA-RBF	R_a	0.97	0.04	0.04
	MRR	0.96	0.36	0.34
RBF	R_a	0.91	0.10	0.09
	MRR	0.87	0.85	0.38
CNN	R_a	0.84	0.13	0.12
	MRR	0.76	1.09	0.85
SVM	R_a	0.87	0.11	0.12
	MRR	0.79	0.99	0.81

MOEDO 算法采用增强的精英非主导分类和拥挤距离机制。MOEDO 集成了信息反馈机制 (IFM), 目的是平衡勘探和开发最优解的选取, 从而提高收敛性并克服局部最优解。

MOEDO 算法从大小为 N 的随机总体开始, x_i^t 和 x_i^{t+1} 是 t 和 $(t + 1)$ 生成的第 i 个个体。 u_i^{t+1} 是通过 EDO 算法和亲本群体 P_i 生成的 $(t + 1)$ 代的第 i 个个体, u_i^{t+1} 的适应度值为 f_i^{t+1} , U^{t+1} 是 u_i^{t+1} 的集合。然后, 根据通过 EDO 算法和信息反馈机制 (IFM) 方程生成的 u_i^{t+1} 计算 x_i^{t+1} [21]。

$$x_i^{t+1} = \partial_1 u_i^{t+1} + \partial_2 x_k^t \tag{4}$$

$$\partial_1 = \frac{f_k^t}{f_i^{t+1} + f_k^t} \tag{5}$$

$$\partial_2 = \frac{f_i^t}{f_i^{t+1} + f_k^t} \tag{6}$$

$$\partial_1 + \partial_2 = 1 \tag{7}$$

式中: x_k^t 是从第 t 代中选择的第 k 个个体, x_k^t 的适应度值为 f_k^t ; ∂_1 和 ∂_2 是权重系数。生成后代种群为 Q_t 。 Q_t 是 x_i^{t+1} 的集合。总体 $R_t = P_t \cup Q_t$ 被分类为不同的非显性水平 $(F_1, F_2, \dots, F_l, \dots, F_w)$ 。从 F_1 开始, 将水平 $1 \sim l$ 中的所有个体添加到 $S_t = \cup_{i=1}^l F_i$ 中, 并且 R_t 的其余成员被拒绝进入。如果 $|S_t| = N$ 不需要其他操作, 则下一代直接从 $P_{t+1} = S_t$ 开始。否则, 将 S_t/F_t 中的解赋予 P_{t+1} 中, 根据拥挤距离 (CD) 选择机制其余解 $N - \sum_{i=0}^{l-1} |F_i|$ 从 F_l 中选择。拥挤距离越大, 满足选择和检查终止条件的概率越高。如果不满足终止条件, 则 $t = t + 1$ 重复上述步骤, 如果满足, 则生成 P_{t+1} , 然后通过 EDO 算法生成新的种群 Q_{t+1} 。

这种选择策略可以解决多目标的计算复杂性问题。MOEDO 结合了信息反馈机制, 有效指导搜索过程, 确保勘探和开发之间的平衡。这导致了收敛性、覆盖率和多样性的保存, 这是多目标优化的关键方面。MOEDO 算法不需要设置除通常的 EDO 参数之外的任何新参数。MOEDO 算法流程如图 4 所示。

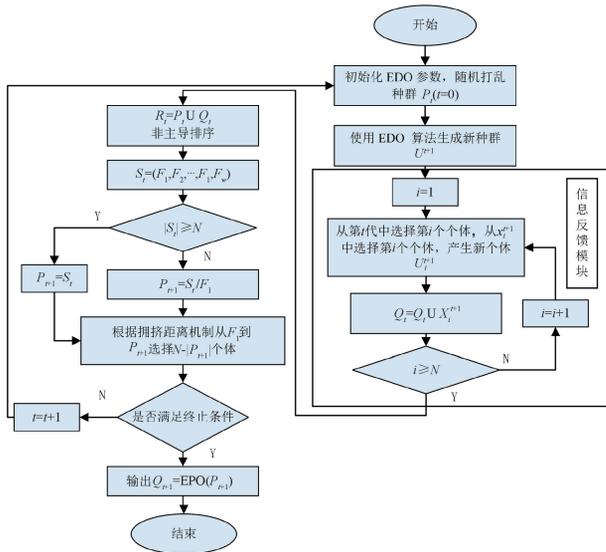


图 4 多目标指数分布优化器算法流程
Fig. 4 Flow diagram of the multi-objective exponential distribution optimizer algorithm

2.3 基于 MOEDO-WOA-RBF 的优化模型建立

为达到双砂带磨削装置磨削后工件表面粗糙度最小的同时材料去除率最大的目标,本研究以 WOA-RBF 预测模型输出的表面粗糙度和材料去除率为目标,利用 MOEDO 算法进行双目标优化,优化目标函数及工艺参数的约束如式(9)所示。

$$\begin{cases} \text{Minimize} [X_{Ra}] \\ \text{Maximize} [Y_{MRR}] \end{cases} \quad (8)$$

约束:

$$0.4 \text{ MPa} \leq F_{m1} \leq 0.5 \text{ MPa}$$

$$0.2 \text{ MPa} \leq F_{s1} \leq 0.3 \text{ MPa}$$

$$4.4 \text{ m/s} \leq V_{s1} \leq 10.8 \text{ m/s}$$

$$80\# \leq P_1 \leq 240\#$$

$$0.4 \text{ MPa} \leq F_{m2} \leq 0.5 \text{ MPa}$$

$$0.2 \text{ MPa} \leq F_{s2} \leq 0.3 \text{ MPa}$$

$$4.4 \text{ m/s} \leq V_{s2} \leq 10.8 \text{ m/s}$$

$$80\# \leq P_2 \leq 240\#$$

$$100 \text{ mm/min} \leq V_g \leq 300 \text{ mm/min}$$

式中: X_{Ra} 表示 WOA-RBF 预测模型中 R_a 的输出结果; Y_{MRR} 表示 WOA-RBF 预测模型中 MRR 的输出结果。

3 优化结果分析与试验对比

设置多目标指数分布优化器算法种群大小为 200, 最大迭代次数为 90。多目标指数分布优化器算法求解之后得到的帕累托解集如图 5 所示。需要利用评价函数

从帕累托解集中挑选出一个最优的解,该解即为磨削过程中最优的工艺参数组合,评价函数如式(9)所示。

$$U = k_1 \frac{Ra}{\max(Ra)} + k_2 \frac{1}{\max\left(\frac{1}{MRR}\right)} \quad (9)$$

式中: k_1 和 k_2 是权重系数,取值大小可以根据工艺需求进行调整。

为求解最小表面粗糙度以及最大材料去除率,将帕累托解集代入式(9)求得最小值即为最优解。其中 k_1 和 k_2 数值可以根据具体工艺要求自行设置,本研究要求工件表面质量和加工效率同等重要,所以设置权重系数 k_1 和 k_2 取值为 0.5。最终求解得到最优磨削工艺参数分别为砂带磨削装置 1 中磨削压力 F_{m1} 为 0.48 MPa、砂带张紧力 F_{s1} 为 0.26 MPa、砂带线速度 V_{s1} 为 9.8 m/s、砂带粒度 P_1 为 85.4 目和砂带磨削装置 2 中磨削压力 F_{m2} 为 0.45 MPa、砂带张紧力 F_{s2} 为 0.27 MPa、砂带线速度 V_{s2} 为 10.2 m/s、砂带粒度 P_2 为 183.2 以及砂带进给速度 V_g 为 158 mm/min,对应的表面粗糙度和材料去除率分别为 0.462 μm 和 7.785 mm^3/s 。

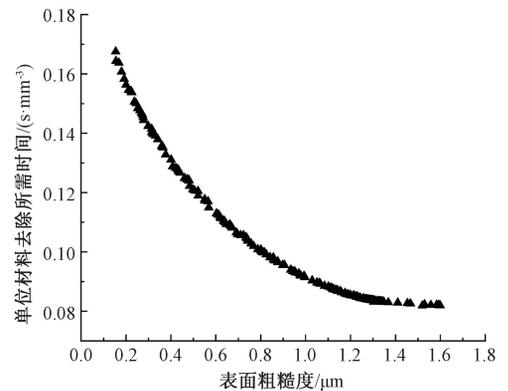


图 5 MOEDO 算法帕累托解集
Fig. 5 MOEDO algorithm Pareto solution set

根据式(9)从 50 组试验数据中挑选最优值,并于 MOEDO 算法优化得到的结果进行对比分析,如表 4 所示。

分析表 4 得到,在相同工艺参数组合磨削条件下,试验所测量得到的工件表面粗糙度和材料去除率数值分别为 0.484 μm 、8.362 mm^3/s ,通过 WOA-RBF-MOEDO 算法优化后的表面粗糙度和材料去除率结果为 0.462 μm 、7.785 mm^3/s ,误差分别为 4.56% 和 6.9%,误差值处于环境影响因素范围内,所以基于 WOA-RBF-MOEDO 的优化模型是有效的。与正交试验中效果最好的组数相比表面粗糙度升高了 37.5%,材料去除率提高了 84.23%。由于本研究加工的多头螺杆转子工件尺寸较大,表面粗糙

度的升高远远低于材料去除率的升高。综合表明,通过 WOA-RBF-MOEDO 建立的优化模型得到的最优工艺参数是有效的。

表4 对比 WOA-RBF-MOEDO 优化值与试验结果

Table 4 The optimized values of WOA-RBF-MOEDO were compared with the experimental results

参数	第43组试		WOA-RBF-MOEDO 优化		提高/ %
	验结果	预测值	试验值	误差/%	
F_{m1}/MPa	0.5	0.48	0.48	0	0
F_{s1}/MPa	0.3	0.26	0.26	0	0
$V_{s1}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	10.8	9.8	9.8	0	0
$P_1/\#$	240	85.4	80	0	0
F_{m2}/MPa	0.5	0.45	0.45	0	0
F_{s2}/MPa	0.3	0.27	0.27	0	0
$V_{s2}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	10.8	10.2	10.2	0	0
$P_2/\#$	240	183.2	180	0	0
$V_g/\text{mm}\cdot\text{min}^{-1}$	200	158	158	0	0
$R_a/\mu\text{m}$	0.352	0.462	0.484	4.56	37.5
$\text{MRR}/(\text{mm}^3\cdot\text{s}^{-1})$	4.539	7.785	8.362	6.9	84.23

4 结论

本文以多头螺杆转子为试验工件,以表面粗糙度和材料去除率为优化目标,利用双砂带磨削装置进行正交磨削试验。由于本研究磨削工艺参数较多,采用 WOA-RBF 预测模型做预测分析,并将 WOA-RBF 预测模型输出结果结合多目标优化器算法建立双目标优化模型,针对特定的加工条件求解双目标优化模型,得到帕累托最优解集,并通过评价函数找到最优参数组合。根据优化所得到的参数组合进行磨削试验,通过和正交试验中效果最好的参数组合进行对比分析。试验结果表明本研究提出的 WOA-RBF-MOEDO 优化模型在一定程度上降低表面质量的同时提高加工效率,很好地平衡了两者之间的关系。优化后的表面粗糙度和材料去除率分别为 $0.462\ \mu\text{m}$ 和 $7.78\ \text{mm}^3/\text{s}$ 。和正交试验中最优的参数组合相比表面粗糙度升高了 37.5%,材料去除率提高了 84.23%,升高的表面粗糙度依然在合理范围内的同时大大提升了加工效率。因此本研究为更好地平衡表面质量及效率提供了新思路。

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 G F, CHEN S P, CAI S J. 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 X ZH, LIU M K, CHAI X T, 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] GAN SH Y, YU Q ZH, CAO Q, et al. Coordinate transformation of screw rotor profile in different cross sections[J]. Vacuum, 2021, 192: 110494.
- [4] MICHAL B, MICHAEL B. Manufacturing of screw rotors via 5-axis double-flank CNC machining[J]. Computer-Aided Design, 2020, 132: 102960.
- [5] 陶丽佳,王禹林,冯虎田,等. 成形磨削螺杆转子的表面粗糙度试验研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(3):130-133.
TAO L J, WANG Y L, FENG H T, et al. Experimental research on surface roughness of screw rotor in form grinding [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017(3):130-133.
- [6] REN X K, HUANG X K, FENG H J, et al. A novel energy partition model for belt grinding of inconel 718[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 64: 1296-1306.
- [7] FENG M, WANG Y L, WU Y B. Investigation on polishing of zirconia ceramics using magnetic compound fluid: Relationship between material removal and surface roughness [J]. International Journal of Automation Technology, 2021, 15(1): 17-23.
- [8] MOBIN M, MOUSAVI S M, KOMAKI M, et al. A hybrid desirability function approach for tuning parameters in evolutionary optimization algorithms [J]. Measurement, 2018, 114: 417-427.
- [9] RAITH A, SCHMIDT M, SCHOBEL A, et al. Multi-objective minmax robust combinatorial optimization with cardinality-constrained uncertainty[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 267(2): 628-642.
- [10] TUAN N A. Multi-objective optimization of process parameters to enhance efficiency in the shoe-type centerless grinding operation for internal raceway of ball bearings[J]. Metals, 2021, 11(6): 893.
- [11] GUPTA S N, CHAK S K. Experimental investigations and optimization of surface roughness using response surface methodology coupled with genetic algorithm and particle swarm optimization techniques in grinding of inconel 718 [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2024, 25(12): 2437-2453.
- [12] KAHRAMAN M F, OZTURK S. Experimental study of

- newly structural design grinding wheel considering response surface optimization and Monte Carlo simulation [J]. *Measurement*, 2019, 147: 106825.
- [13] LIU Y, DONG H R, WANG H T, et al. Multi-objective titanium alloy belt grinding parameters optimization oriented to resources allocation and environment[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 113: 449-463.
- [14] AGARWAL S. Optimizing machining parameters to combine high productivity with high surface integrity in grinding silicon carbide ceramics [J]. *Ceramics International*, 2016, 42(5): 6244-6262.
- [15] WANG Z H, WANG S B, WANG S H L, et al. A novel surface residual stress monitoring method based on the power consumption of machine tool; A case study in 5-axis machining[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2023, 86: 221-236.
- [16] XIAO G J, GAO H, ZHANG Y D, et al. An intelligent parameters optimization method of titanium alloy belt grinding considering machining efficiency and surface quality [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 125(1): 513-527.
- [17] 李裕, 郭子彦, 朱会柱, 等. 基于混沌多目标粒子群算法的测点优选方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(7): 1052-1061.
- LI Y, GUO Z Y, ZHU H ZH, et al. Test point selection based on chaotic multi-objective DPSO algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(7): 1052-1061.
- [18] 吕黎曙, 邓朝晖, 刘涛, 等. 面向清洁生产的磨削工艺方案多层多目标优化模型及应用[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(5): 589-599.
- LYU L SH, DENG ZH H, LIU T, et al. Multi-layer and multi-objective optimization model and application of grinding process plan for cleaner production[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(5): 589-599.
- [19] LIU Y, SONG SH Y, ZHANG Y D, et al. Prediction of surface roughness of abrasive belt grinding of superalloy material based on RLSOM-RBF [J]. *Materials*, 2021, 14(19): 5701.
- [20] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95(5): 51-67.
- [21] KAKITA K, RAMWSH J V N, CEPOVA L, et al. Multi-objective exponential distribution optimizer (MOEDO): A novel math-inspired multi-objective algorithm for global optimization and real-world engineering design problems [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 1816.

作者简介



王兴磊, 2021 年于黑龙江工程学院获得学士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为复杂曲面数字化制造技术与装备。

E-mail: 704668056@qq.com

Wang Xinglei received his B. Sc. degree from Heilongjiang Institute of Technology in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at the School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests include digital manufacturing technology and equipment for complex surfaces.



杨赫然 (通信作者), 分别于 2006 年、2008 年和 2012 年在吉林大学获得学士、硕士和博士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为复杂曲面数字化制造技术与装备。

E-mail: yangheran@sut.edu.cn

Yang Heran (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Jilin University in 2006, 2008 and 2012, respectively. Now he is an associate professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include digital manufacturing technology and equipment of complex surface.