

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205443

基于改进BP神经网络的螺杆转子 铣削表面粗糙度预测*

杨赫然^{1,2} 孙兴伟^{1,2} 戚 朋³ 董祉序^{1,2} 刘 寅^{1,2}

(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;
3. 奇瑞商用车(安徽)有限公司 芜湖 241000)

摘 要:以提高螺杆转子等具有螺旋曲面零件铣削表面质量为目的。根据螺杆转子加工特点,针对主轴转速、进给倍率和间歇进给量进行单因素轮换铣削加工实验。采用改进粒子群算法确定BP神经网络初始权值和阈值的最优值,采用训练后的改进BP神经网络算法对铣削后的螺杆转子表面粗糙度进行预测,并与传统BP神经网络进行对比。结果表明,传统BP神经网络对表面粗糙度的训练精度最低,改进算法中粒子群迭代2 000次的平均相对误差最小,为1.21%。利用模型进行工艺参数对表面粗糙度影响规律的预测,可以看出,其他工艺参数不变的前提下,随着主轴转速的升高,表面粗糙度呈现降低趋势;随间歇进给量的增大,表面粗糙度先降低后升高;表面粗糙度随进给倍率的增加,呈现先降低后升高的趋势。结论:改进神经网络算法可以准确预测铣削后的螺杆转子表面粗糙度,为螺杆转子铣削加工中的工艺参数选择提供理论指导。

关键词: 铣削;螺旋曲面;神经网络;表面粗糙度预测;工艺参数

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

Roughness prediction of spiral surface milling based on improved BP neural network

Yang Heran^{1,2} Sun Xingwei^{1,2} Qi Peng³ Dong Zhixu^{1,2} Liu Yin^{1,2}

(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;
3. Chery Commercial Vehicle (Anhui) Co., Ltd., Wuhu 241000, China)

Abstract:In order to improve the milling surface quality of screw rotor and other parts with spiral surface. According to the machining characteristics of screw rotor, the single factor rotation milling experiment is carried out according to the spindle speed, feed rate and intermittent feed. The improved particle swarm optimization algorithm is used to determine the optimal value of the initial weight and threshold of BP neural network. The trained improved BP neural network algorithm is used to predict the surface roughness of the milled screw rotor, and compared with the traditional BP neural network. The results show that the training accuracy of traditional BP neural network for surface roughness is the lowest, and the average relative error of 2000 iterations of particle swarm optimization in the improved algorithm is the lowest, which is 1.21%. Using the model to predict the influence law of process parameters on surface roughness, it can be seen that under the premise of other process parameters unchanged, the surface roughness shows a decreasing trend with the increase of spindle speed; With the increase of intermittent feed rate, the surface roughness first decreases then increases; With the increase of feed rate, the surface roughness decreases first then increases. Conclusion: The improved neural network algorithm can accurately predict the surface roughness of spiral surface after milling, and provide theoretical guidance for the selection of process parameters in screw rotor milling.

Keywords: milling; spiral surface; neural network; surface roughness prediction; process parameters

收稿日期: 2022-05-01 Received Date: 2022-05-01

* 基金项目: 辽宁省自然科学基金计划指导计划(2019-ZD-0206)、辽宁省“兴辽英才计划”(XLYC1905003)、国家自然科学基金(52005346)项目资助

0 引言

螺杆转子广泛应用于石油开采、航空航天等行业,其表面质量直接影响使用寿命。表面质量受切削参数、刀具几何参数、磨损状态等因素影响。对表面粗糙度进行预测,进而合理选择切削参数,可以有效提高表面质量。目前,表面粗糙度的预测方法主要有响应曲面法、多元回归分析和智能算法等^[1-3]。多元回归分析方法原理简单、计算速度快,所需数据样本较少,但是精度较低;智能预测算法程序较为复杂,所需的训练样本数据较多,但是精度较高^[4-6]。

很多学者针对铣削加工后的表面粗糙度预测进行了研究。李文琴等^[7]建立了灰色关联分析与工艺参数之间的二阶回归预测模型,并利用响应面法对参数进行优化。武润德等^[8]利用多元线性回归分析,建立了铝合金铣削后的表面粗糙度预测模型。李强等^[9]采用粒子群优化算法和逐步回归对 DD5 单晶镍基高温合金铣削表面粗糙度进行预测和优化。杨树财等^[10]基于回归分析建立了球头铣刀加工钛合金的表面粗糙度预测模型。张杰翔等^[11]基于遗传算法对 BP 神经网络改进,建立了工艺参数对表面粗糙度影响的预测模型。李亚平等^[12]则通过多元线性回归分析建立球头刀铣削铝合金的表面粗糙度预测模型。采用 BP 神经网络算法预测时,网络初始权值和阈值的随机性会影响到训练结果^[13-14],而粒子群算法只需种群中的粒子不断更新自身速度和位置即可取得最优解,运行效率高,全局搜索性更强^[15-16]。

综上所述,众多学者针对加工后表面粗糙度的预测进行了研究,采用统计学及回归方法进行预测时,预测效率较高,但精度有待进一步提升。而采用神经网络进行预测时,为避免陷入局部最优解,需要对网络进行改进。因此本文针对专用数控机床加工的螺杆转子工件的表面粗糙度进行预测时,为提高预测精度,避免陷入局部最优,采用粒子群算法对神经网络的初始值及阈值进行优化,并利用自主研发的螺旋槽专用数控机床进行加工实验,验证本文建立的预测模型的有效性,为螺旋类曲面铣削表面质量预测提供指导。

1 基于改进 BP 神经网络的表面粗糙度模型

利用改进 BP 神经网络对螺杆转子表面粗糙度进行预测时,具体流程如图 1 所示。在单因素轮换实验的基础上,获得螺杆转子表面粗糙度数值,以此作为训练样本输入至改进预测模型中进行训练,模型中将神经网络预测值与实际测量值作差,以差值的绝对值之和的最小值作为粒子群迭代寻优的适应度目标。改进粒子群达到目

标设定条件后,其对应的权值和阈值作为 BP 神经网络的初始最优权值和阈值。

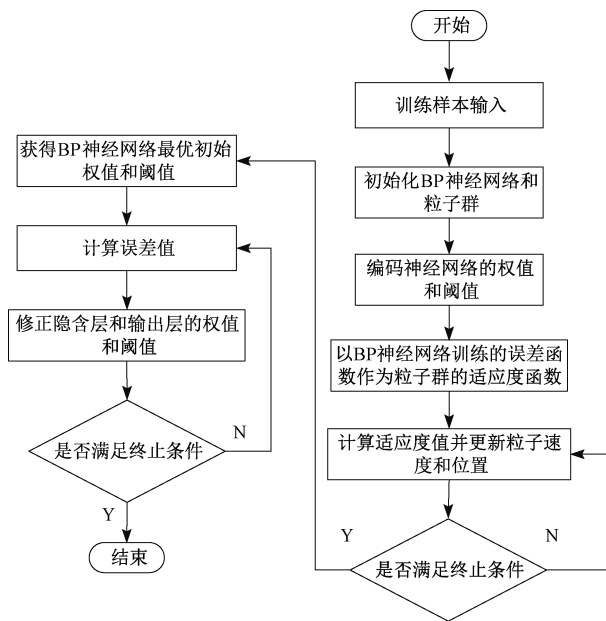


图 1 改进 BP 神经网络算法流程

Fig. 1 Algorithm flow chart improved BP neural network

粒子速度 v_i 更新公式如式(1)所示。

$$v_i(m+1) = \omega \cdot v_i(m) + \beta_1 \cdot \gamma_1 \cdot (p_i(m) - x_i(m)) + \beta_2 \cdot \gamma_2 \cdot (p_e(m) - x_i(m)) \quad (1)$$

其中, m 为当前迭代次数, ω 为惯性权重, p_i 表示第 i 个粒子更新历程中的最优位置, p_e 表示所有粒子更新历程中的最优位置, x_i 表示第 i 个粒子当前位置, β_1 、 β_2 表示学习因子, γ_1 、 γ_2 为 0~1 间的均匀分布的随机数^[17]。粒子位置 x_i 更新公式如式(2)所示。

$$x_i(m+1) = x_i(m) + 0.2v_i(m) \quad (2)$$

粒子的速度决定了粒子更新一次的所能移动的距离^[18]。

算法中为获得稳定的寻优效果采用自适应权重下降更新法^[19]。惯性权重自适应调整方法可使粒子在早期全局范围内确定可能存在极值的区域,这样便于后续快速的更新至局部区域^[20]。自适应权重更新公式如式(3)所示。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot (f' - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f' \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f' \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

其中, ω_{\max} 为惯性权重最大值, ω_{\min} 为惯性权重最小值, f_{avg} 当前所有粒子的适应度平均值, f_{\min} 为当前所有粒子的适应度最小值, f' 为当前粒子的适应度值。在理想状态下,希望粒子群算法可以在寻优前期具备较强的全

局搜索能力,而在寻优后期可以迅速地收敛到全局最小值,提高收敛速度和收敛精度^[21]。预测模型采取动态调节学习因子来提高学习效率,学习因子 β_1 、 β_2 的动态调节公式如式(4)所示。

$$\begin{cases} \beta_1 = (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \frac{\max - m}{\max} + \beta_{\min} \\ \beta_2 = 3 - \beta_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, β_{\max} 为学习因子动态调节的最大值, β_{\min} 为学习因子动态调节的最小值,一般取 $\beta_{\max} = 3$, $\beta_{\min} = 1$,max为粒子群算法迭代的最大次数。

螺杆转子采用专用数控铣床进行加工时,受进给倍率、主轴转速和间歇进给量影响较明显,故模型中用以上 3 种工艺参数作为输入,以铣削后的表面粗糙度数值作为输出。为确保算法训练结果的准确性,需要对训练和测试样本数据进行归一化处理^[22],本文采用的归一化处理为对数转换形式。

2 铣削表面质量预测及实验验证

铣削加工实验采用的装备为自主研制的螺旋槽专用数控铣床,图 2 为螺杆转子铣削加工现场。加工所用刀具为机夹式具有 24 片刀片的专用盘铣刀。加工前,盘铣刀相对工件偏摆一定角度,在单次加工中,该角度为定值。加工过程中,工件绕自身轴线转动,盘铣刀沿着工件径向与轴向进行直线进给。其中盘铣刀沿工件的径向进给与螺杆的自转为联合运动,二者的速度匹配在数控系统中已设定,在实际加工中通过调整进给倍率的方式来改变联动动作的插补速度。螺杆转子加工时可看作螺杆曲面由多个轴截面沿螺旋线叠加而成,间歇进给量即为盘铣刀沿转子轴线方向,从一个已加工截面至下一个待加工位置的轴向进给量^[23]。

为获得足够的训练样本数据,得到更为精确的训练结果,采取单因素实验获取数据。根据实际加工工况选择实验用参数,主轴转速 n 选择范围为 162、171、180、189 及 198 r/min,螺杆转子进给倍率 F_1 选取范围为 10%、20% 及 30%,间歇进给量 f_n 为 2、2.5、3、3.5 及 5 mm。其中,转速 171 r/min 和间歇进给量 3 mm 作为随机组合的加工参数,仅用于验证算法训练结果的准确性。

加工后采用 TR200 便携式粗糙度测量仪进行测量,为减小表面粗糙度的测量误差,对螺杆转子的同一位置测量 3 次,以平均值作为测量结果。考虑到螺杆转子铣削后的表面粗糙度范围,并且更加全面反映加工后工件表面的表面粗糙度特性,采用 Ra 值作为比较对象。加工顺序及表面粗糙度测量结果如表 1 所示,以第 1~48 组实验为表面粗糙度训练样本数据,第 49~60 组实验为测试验证样本数据。将训练数据分别导入传统 BP 神经网络和

改进 BP 神经网络模型中进行训练,并对其训练结果进行对比。两种算法的 BP 神经网络训练参数中输入层节点均为 3,隐含层节点均为 6,输出节点为 1,其中粒子群迭代次数分别取为 1 000、2 000 和 3 000。改进 BP 神经网络和传统 BP 神经网络的训练测试结果如表 2 所示。



图 2 五头螺杆转子加工现场

Fig. 2 Processing site of five-head screw rotor

表 1 表面粗糙度测量结果

Table 1 Surface roughness measurement result

加工 序号	主轴转速 n / ($r \cdot \min^{-1}$)	间歇进给量 f_n /mm	进给 倍率 F_1	表面粗糙度 $Ra/\mu m$
1	162	2	10%	1.449
2	180	2	20%	1.174
3	180	2.5	10%	1.156
4	198	2.5	10%	1.794
5	162	2.5	20%	1.753
6	198	2	30%	1.62
7	180	2.5	30%	0.641
8	162	5	30%	0.445
9	180	5	10%	1.739
10	198	5	20%	0.456
11	180	2	10%	0.546
12	198	2	10%	0.978
13	162	2	20%	0.919
14	180	2.5	20%	0.808
15	162	2.5	30%	0.744
16	198	2	20%	1.171
17	180	2	30%	1.287
18	162	5	20%	1.086
19	162	5	10%	1.772
20	162	2.5	10%	1.142
21	198	2.5	30%	0.914
22	198	2.5	20%	1.267
23	189	5	20%	0.767
24	189	5	10%	1.682

25	189	5	30%	0.71
26	189	2.5	30%	0.365
27	189	2.5	20%	0.252
28	189	2.5	10%	0.713
29	189	2	30%	0.254
30	189	2	20%	1.417
31	189	2	10%	2.123
32	189	3.5	30%	1.232
33	189	2.5	20%	0.604
34	189	2.2	10%	1.746
35	198	3.5	30%	1.059
36	198	3.5	20%	0.862
37	198	3.5	10%	1.727
38	180	3.5	30%	0.655
39	180	3.5	20%	1.448
40	180	3.5	10%	1.822
41	162	3.5	30%	1.089
42	162	3.5	20%	1.43
43	162	3.5	10%	2.042
44	198	5	30%	0.491
45	198	5	10%	1.697
46	180	5	30%	0.519
47	180	5	20%	0.663
48	198	3	20%	1.145
49	189	3	0.3	0.658
50	162	3	0.2	1.37
51	180	3	0.3	1.043
52	171	2	0.3	0.389
53	171	3	0.3	0.752
54	171	3	0.2	1.228
55	171	2	0.1	1.718
56	171	5	0.1	2.392
57	171	5	0.2	0.813
58	171	5	0.1	1.675
59	171	5	0.3	0.652
60	189	3	0.1	1.637

表 2 改进 BP 神经网络和传统 BP 神经网络预测训练结果
Table 2 Prediction results of improved BP neural network and traditional BP neural network

预测方法	最大误差 值/ μm	平均相对 误差	均方差/ μm^2	最佳适应 度值/ μm
改进 BP 网络-1 000 次迭代	0.801 1	0.227 9	0.142 5	6.819 9
改进 BP 网络-2 000 次迭代	1.145 3	0.162 7	0.121 8	6.185 9
改进 BP 网络-3 000 次迭代	1.147 6	0.136 5	0.134 5	6.152 5
传统 BP 网络	1.162 0	0.333 4	0.215 3	-

由表 2 可以看出,改进 BP 神经网络在迭代 1 000 次时,表面粗糙度的预测结果最大误差值最小,为 0.801 1 μm ,平均误差在算法迭代 3 000 次时最小,为 13.65%。均方

差在第 3 000 次迭代时最小,为 0.121 8 μm^2 。图 3 为改进粒子群算法 3 种迭代次数的适应度曲线。由图 3 可知,为保证全局搜索能力,惯性权重随着迭代的进行自适应下降,因此适应度曲线在迭代初始阶段下滑较快,后期为对极值点范围进行精确搜索,故收敛速度减缓。随着迭代次数的增加,适应度值降低,其中迭代 2 000 次与 3 000 次的适应度值较接近。

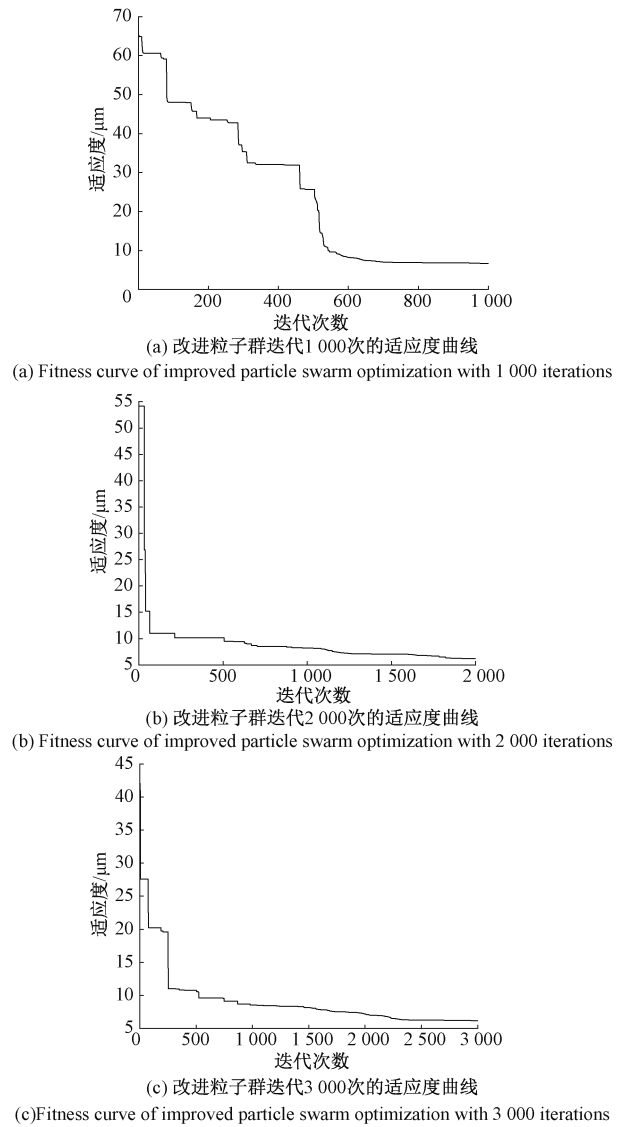
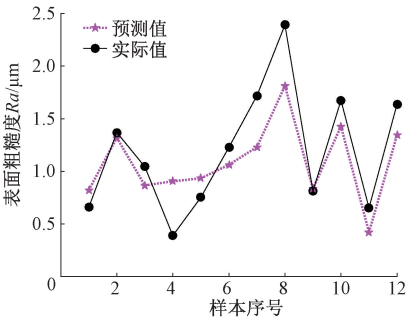


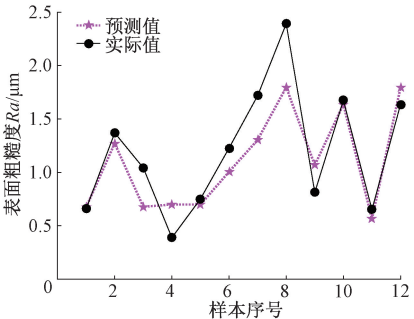
图 3 基于改进粒子群算法的适应度曲线
Fig. 3 Fitness curve based on improved particle swarm optimization algorithm

对 12 组测试样本进行验证的结果如图 4 所示。误差值列于表 3。从图 4 中可以看出迭代 1 000 次和 2 000 次的整体效果比较接近,均优于 BP 神经网络。由表 3 可知,传统 BP 神经网络对表面粗糙度的训练精度最低,最大误差值为 1.314 6 μm ,平均相对误差为 16.03%,迭代 1 000 次与 2 000 次的精度比较相近,考虑到算法运行效

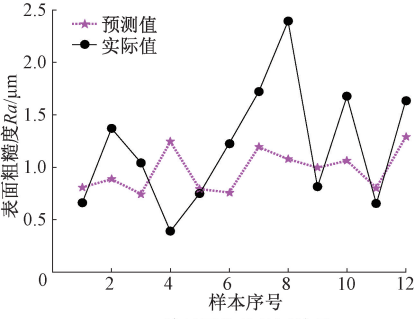
率,选择迭代次数 1 000 为宜。



(a) 改进粒子群迭代 1 000 次的验证结果
(a) Verification results of improved particle swarm optimization with 1 000 iterations



(b) 改进粒子群迭代 2 000 次的验证结果
(b) Verification results of improved particle swarm optimization with 2 000 iterations



(c) BP神经网络的验证结果
(c) Verification results of BP neural network

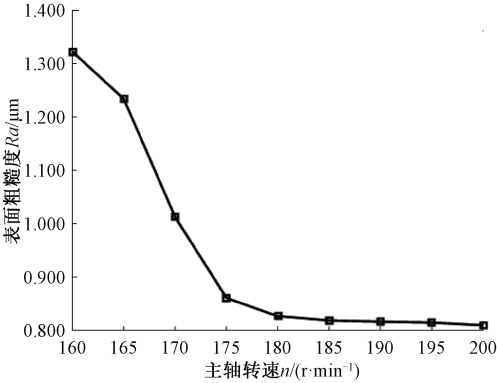
图 4 表面粗糙度预测模型 12 组测试样本验证结果
Fig. 4 Surface roughness prediction model verification results of 12 test samples

表 3 表面粗糙度的预测算法误差值
Table 3 Error value of surface roughness prediction algorithm

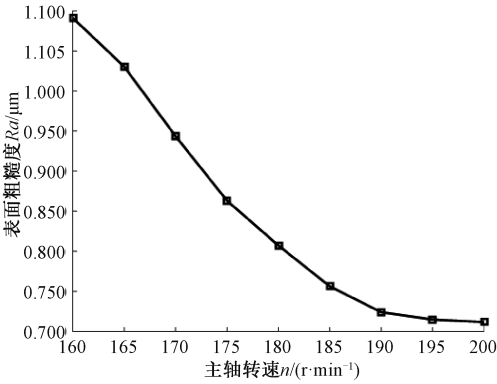
预测方式	最大误差 值/ μm	平均相对 误差	均方差/ μm^2
改进 BP 网络-1 000 次迭代	0. 782 6	0. 015 4	0. 136 7
改进 BP 网络-2 000 次迭代	0. 594 6	0. 012 1	0. 069 7
传统 BP 网络	1. 314 6	0. 160 3	0. 332 6

3 工艺参数对铣削表面质量影响的预测分析

影响螺杆转子工件表面粗糙度的因素主要包括两方面,1) 刀具相关的因素,包括刀具材料、刀片几何参数、工作状态等;2) 加工参数因素,如主轴转速、进给量等参数。本文主要讨论切削工艺参数对螺杆转子曲面表面粗糙度的影响。根据建立的预测模型,可得到各工艺参数对螺旋曲面表面粗糙度的影响趋势,分别如图 5、6 和 7 所示。图 5 为主轴转速 n 对螺杆转子曲面表面粗糙度的影响趋势,从图 5 可知在间歇进给量和进给倍率一定的前提下,随着主轴转速的增大螺旋曲面的表面粗糙度总体变化趋势为降低。分析其原因为随着转速的增加,单位时间间隔内参与的刀片数目增加,加工表面切屑变形系数减小,使得切削力降低,从而使表面粗糙度值得以降低。



(a) $f_n = 2.00 \text{ mm } F_1 = 20.0\%$



(b) $f_n = 5.00 \text{ mm } F_1 = 20.0\%$

图 5 主轴转速 n 对表面粗糙度的影响
Fig. 5 Influence of spindle speed n on surface roughness

图 6 为间歇进给量对螺杆转子曲面表面粗糙度的影响趋势,其中图 6(a) 为主轴转速 $n = 162 \text{ r/min}$,进给倍率 $F_1 = 20.0\%$ 时表面粗糙度随间歇进给量的变化趋势;图 6(b) 为主轴转速 $n = 180 \text{ r/min}$,进给倍率 $F_1 = 20.0\%$ 下的表面粗糙度随间歇进给量的变化趋势。从图 6 可以看出

随间歇进给量的增大,表面粗糙度先减小后增大。当间歇进给量约为 3.50 和 3.00 mm 时,表面粗糙度最小。考虑主要为随着间歇进给量的增加,需被去除的材料厚度增加,接触刚度随之增加,因此变形减小,从而表面粗糙度值降低,当继续增加间歇进给量时,待去除厚度急剧增加,从而导致切削力增加,工件变形量增加,故表面粗糙度变大。

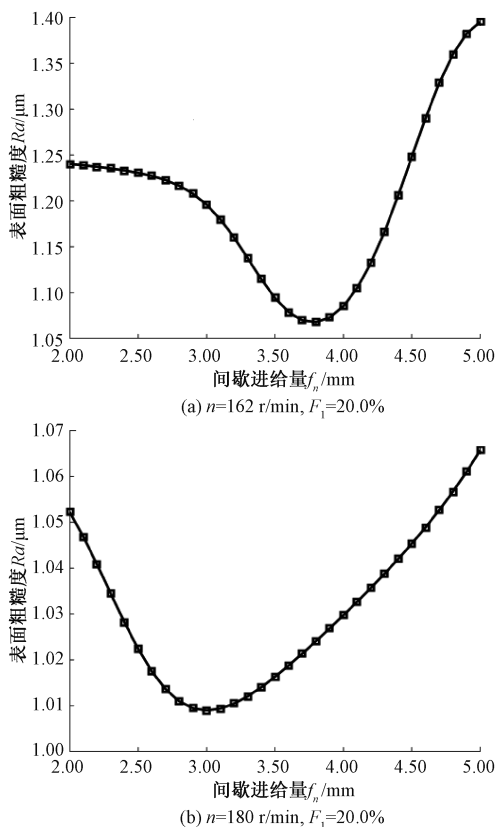


图6 间歇进给量 f_n 对表面粗糙度的影响

Fig. 6 Effect of intermittent feed f_n on surface roughness

图7为进给倍率对螺杆转子曲面表面粗糙度的影响趋势,图7(a)为主轴转速 $n=180 \text{ r/min}$,间歇进给量 $f_n=2.00 \text{ mm}$ 下的表面粗糙度随进给倍率的变化趋势。图7(b)为主轴转速 $n=180 \text{ r/min}$,间歇进给量 $f_n=5.00 \text{ mm}$ 时的表面粗糙度随进给倍率的变化趋势。从图7(a)可知,表面粗糙度随进给倍率的增加,呈现先减小后增大的趋势,当进给倍率为 20.0% 时,表面粗糙度最小;从图7(b)可知,表面粗糙度随进给倍率的增加,呈现先增大后减小的趋势,当工倍率为 30.0% 时,表面粗糙度最小。随着进给倍率的增加,进给速度增加,切屑的变形系数减小,切削力降低,故表面粗糙度值降低;当进给速度继续增加时,刀具磨损加剧,从而使表面粗糙度呈现增加的趋势。因此,当间歇进给量较小时应选择 25.0% 的进给倍率;当间歇进给量较大时可选择 30.0% 左右的进给倍率。

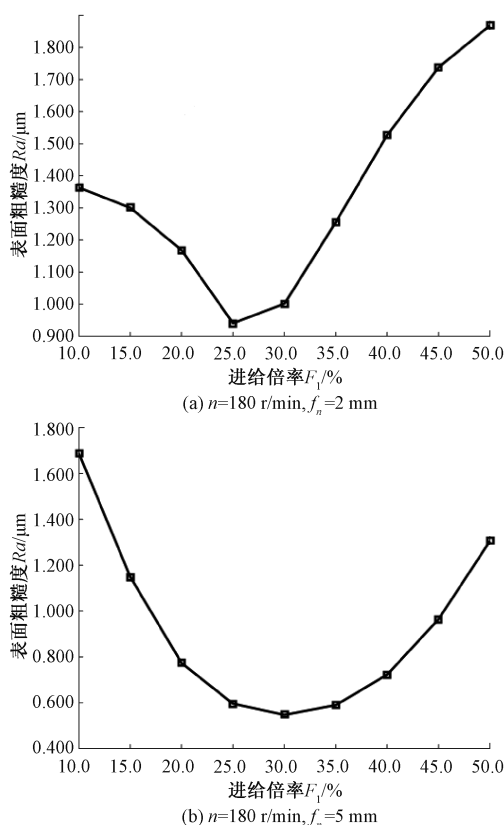


图7 进给倍率 F 对表面粗糙度的影响

Fig. 7 Effect of machining rate F on surface roughness

4 结 论

本文通过神经网络算法对螺旋曲面的铣削表面质量进行预测,使用粒子群算法对神经网络初始值及阈值进行改进,提高了预测精度,同时削弱了神经网络陷入局部最优的局限。为了验证本文提出的算法的有效性,进行了实际铣削实验,实验结果表明本文建立的模型可以有效预测螺旋曲面铣削质量,相比于传统神经网络具有较高精度。最后通过本文提出的算法进行了工艺参数对表面质量的影响规律预测,为后续采用盘铣刀铣削螺旋曲面的工艺参数优化提供了理论依据和参考。

参考文献

- [1] 陈英俊,陈庆华. 径向基函数神经网络在高速铣削表面粗糙度预测中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2013(6): 6-8.
CHEN Y J, CHEN Q H. Application of RBF neural network in surface roughness prediction of high-speed milling [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2013(6): 6-8.
- [2] 朱传敏,顾鹏,刘丁豪,等. 基于支持向量机的铝基碳

- 化硅磨削表面质量预测[J]. 表面技术, 2019, 48(3): 240-248.
- ZHU CH M, GU P, LIU D H, et al. Surface quality prediction of SiCp/Al composite in grinding based on support vector machine[J]. Surface Technology, 2019, 48(3): 240-248.
- [3] 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 Q SH, ZHANG X J, CHEN W, et al. Prediction of surface roughness of rubber soft die end face polishing based on GRA-RSM[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(24): 2967-2974.
- [4] 雷勇, 赵威, 何宁, 等. TC17 钛合金低温铣削表面粗糙度预测[J]. 中国机械工程, 2022, 33(5): 583-588.
- LEI Y, ZHAO W, HE N, et al. Prediction of the surface roughness when cryogenic milling TC17 titanium alloy [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(5): 583-588.
- [5] 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 C B, LONG Y, CUI J B, et al. Surface roughness prediction method of CNC milling based on multi-source heterogeneous data[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(3): 318-328.
- [6] 张翔, 王应刚, 陈泓谕, 等. 基于 BP 神经网络与遗传算法的固结磨具制作工艺参数优化[J]. 表面技术, 2022, 51(2): 358-366.
- ZHANG X, WANG Y G, CHEN H Y, et al. Optimization of fixed-abrasive tool development parameters based on BP neural network and genetic algorithm [J]. Surface Technology, 2022, 51(2): 358-366.
- [7] 李文琴, 于占江, 许金凯, 等. 基于 GRA-RSM 的微铣削表面质量多目标参数优化[J]. 表面技术, 2020, 49(9): 370-377.
- LI W Q, YU ZH J, XU J K, et al. Multi-objective parameters optimization of micro-milling surface quality based on GRA-RSM [J]. Surface Technology, 2020, 49(9): 370-377.
- [8] 武洵德, 王文理. 基于正交铣削试验的 7A65-T7451 铝合金表面粗糙度预测模型[J]. 制造技术与机床, 2021(11): 89-95.
- WU X D, WANG W L. A prediction model of surface roughness of 7A65-T7451 aluminum alloy based on orthogonal milling experiment [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2021(11): 89-95.
- [9] 李强, 巩亚东, 梁彩霞, 等. 基于水基 MQL 的 DD5 单晶合金铣削表面粗糙度研究[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(9): 1293-1298.
- LI Q, GONG Y D, LIANG C X, et al. Research on milled surface roughness of DD5 single crystal superalloy based on water-based MQL method [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2018, 39(9): 1293-1298.
- [10] 杨树财, 周永志, 张玉华, 等. 微织构球头铣刀铣削钛合金表面粗糙度预测[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(3): 141-146.
- YANG SH C, ZHOU Y ZH, ZHANG Y H, et al. Prediction on surface roughness of milling titanium alloy with micro-textured ball-nosed end mill[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(3): 141-146.
- [11] 张杰翔, 孙日文, 李志永, 等. 基于 GABP 神经网络的微铣削多目标预测与优化研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(21): 109-113.
- ZHANG J X, SUN R W, LI ZH Y, et al. Study on the multi-objective prediction and optimization of micro-milling based on GABP neural network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(21): 109-113.
- [12] 李亚平, 李长虹, 赵先锋, 等. 211Z 铝合金铣削表面粗糙度的实验研究[J]. 机械设计与制造, 2016(6): 78-80, 84.
- LI Y P, LI CH H, ZHAO X F, et al. Experimental research on surface roughness of milling 211Z aluminum alloy[J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(6): 78-80, 84.
- [13] 吴阳, 刘凯, 陈柏, 等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 240-249.
- WU Y, LIU K, CHEN B, et al. Image reconstruction for electrical impedance tomography using radial basis function neural network optimized with adaptive particle swarm optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 240-249.
- [14] 李卫硕, 孙剑, 陈伟. 基于 BP 神经网络机器人实时避障算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 204-211.
- LI W SH, SUN J, CHEN W. Real-time obstacle avoidance algorithm for robots based on BP neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 204-211.
- [15] 刘思濛, 王刚锋, 索雪峰. 基于改进混沌粒子群算法的薄壁件铣削参数优化[J]. 图学学报, 2021, 42(6): 987-994.
- LIU S M, WANG G F, SUO X F. Optimization of milling parameters for thin-walled parts based on improved

- chaotic particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Graphics, 2021, 42(6): 987-994.
- [16] 任彬, 李思雯, 杨绍普, 等. 基于多元函数粒子群的齿轮箱检测优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 26-35.
- REN B, LI S W, YANG SH P, et al. Gearbox detection optimization method based on multivariate function particle swarm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 26-35.
- [17] 颜菲, 张军. 粒子群算法优化的人工神经网络预测 Ni-Fe 合金镀层的性能[J]. 电镀与环保, 2019, 39(1): 24-27.
- YAN F, ZHANG J. Prediction of properties of Ni-Fe alloy coatings based on particle swarm optimization artificial neural network [J]. Electroplating & Pollution Control, 2019, 39(1): 24-27.
- [18] 马学森, 谈杰, 陈树友, 等. 云计算多目标任务调度的优化粒子群算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 133-143.
- MA X S, TAN J, CHEN SH Y, et al. Research on optimal particle swarm optimization for multi-objective task scheduling in cloud computing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 133-143.
- [19] 李健, 樊妍, 何斌. 基于参数策略的改进粒子群优化 PNN 神经网络刀具磨损研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(3): 75-80, 139.
- LI J, FAN Y, HE B. Research on improved particle swarm optimization PNN neural network tool wear based on parameter strategy [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(3): 75-80, 139.
- [20] 陈法法, 刘帅, 肖文荣, 等. 混沌粒子群优化 RVM 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 9-16.
- CHEN F F, LIU SH, XIAO W R, et al. Roller bearing early fault diagnosis based on relevance vector machine optimized by chaotic particle swarm optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8): 9-16.
- [21] 华勇, 王双园, 白国振, 等. 基于惯性权值非线性递减的改进粒子群算法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2021, 38(2): 1-9.
- HUA Y, WANG SH Y, BAI G ZH, et al. An improved particle swarm optimization algorithm based on nonlinear decreasing inertial weights [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2021, 38(2): 1-9.
- [22] LANDRY P, WEBB R. Pairwise normalization: A neuroeconomic theory of multi-attribute choice [J]. Journal of Economic Theory, 2021: 105221.
- [23] 戚朋. 螺旋曲面铣削力建模及表面质量预测研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2021.
- QI P. Research on milling force modeling and surface quality prediction of spiral surface [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2021.

作者简介



杨赫然, 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 received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Jilin University in 2006, 2008 and 2012, respectively. He is currently an associate professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include digital manufacturing technology and equipment of complex surface.



孙兴伟(通信作者), 分别于 1992 年和 1995 年在沈阳工业大学获得学士和硕士学位, 于 2006 年在天津大学获得工学博士学位。现为沈阳工业大学机械工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂曲面测量与数控加工轨迹优化、数控技术与专用集成

数控系统、CAD/CAM/CAE 技术等。

E-mail: sunxingw@126.com

Sun Xingwei (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Shenyang University of Technology in 1992 and 1995, and received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2006. She is currently a professor and a doctoral supervisor in the School of Mechanical Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interests include complex surface measurement and NC machining trajectory optimization, CNC technology and dedicated integrated CNC system, and CAD / CAM / CAE technology.