

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306287

螺杆转子盘铣刀铣削表面粗糙度预测*

辛明泽^{1,2} 孙兴伟^{1,2} 张维锋^{1,2} 杨赫然^{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)

摘 要: 螺杆转子主要应用在压缩机、螺杆泵等设备中,其表面质量对使用性能及工作寿命起到关键性作用。工艺参数为影响螺杆转子表面粗糙度的主要因素之一。为了探究工艺参数对螺旋曲面铣削表面质量的影响规律,设计转子铣削实验,获取预测及实验对比样本。利用改进的北方苍鹰搜索算法(INGO)对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化,以便提高铣削后的多头螺杆转子表面粗糙度的预测精度。通过实验结果验证所提出算法的预测精度。结果表明,提出的预测模型在平均训练精度及预测精度等方面均优于 GRU 神经网络及 CNN-GRU 神经网络模型,其中平均训练精度及预测精度分别约为 94.502% 和 95.523%。故提出的算法具有较高的预测精度,可为合理选择螺杆转子铣削加工的工艺参数提供理论依据。

关键词: 铣削;螺旋曲面;表面粗糙度;北方苍鹰搜索算法;神经网络预测

中图分类号: TH71;TN03 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Prediction of surface roughness of screw rotor disc milling cutter

Xin Mingze^{1,2} Sun Xingwei^{1,2} Zhang Weifeng^{1,2} Yang Heran^{1,2} Liu Yin^{1,2}

(1. College 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: Screw rotors are mainly used in compressors, screw pumps and other equipment, and their surface quality plays a key role in service performance and service life. Process parameters are one of the main factors affecting the surface roughness of screw rotors. In order to explore the influence of process parameters on the surface quality of helical surface milling, a rotor milling experiment was designed to obtain prediction and experimental comparison samples. The improved northern goshawk search algorithm (INGO) is used to optimize the initial weights and thresholds of the BP neural network, so as to improve the prediction accuracy of the surface roughness of the milled multi-head screw rotor. Experimental results verify the prediction accuracy of the proposed algorithm. The results show that the proposed prediction model outperforms GRU neural network and CNN-GRU neural network models in terms of average training accuracy and prediction accuracy. The average training accuracy and prediction accuracy are about 94.502% and 95.523% respectively. Therefore, the proposed algorithm has high prediction accuracy and can provide a theoretical basis for reasonable selection of processing parameters of screw rotor milling.

Keywords: milling; spiral surface; surface roughness; northern goshawk search algorithm; neural network prediction

0 引 言

从 20 世纪 80 年代开始,以螺杆转子为代表的螺旋曲面类工件作为核心部件应用于压缩机、螺杆钻具等涉

及国防、石油开采等领域^[1]。螺杆钻具中主要动力部分为螺杆马达,其主要由定子和转子构成^[2]。

在螺杆马达结构中,定子和转子通过相互啮合形成共轭的密封腔实现能量交换,以便实现传动^[3]。螺杆转子按截面形状可分为单头螺杆、双头螺杆、五头螺杆等,

收稿日期: 2023-02-25 Received Date: 2023-02-25

* 基金项目: 辽宁省应用基础研究计划项目(2022JH2/101300214)、辽宁省教育厅基本科研项目面上项目(LJKMZ20220459)、国家自然科学基金(52005346)项目资助

由于截面形状的头数越多,输出扭矩就会增大,故五头螺杆更适合大型钻井工程^[4]。

随着石油钻井等行业的不断发展,对于螺杆转子和定子的质量要求更为严格,故转子和定子的设计和加工至关重要。在现代化生产加工过程中,针对螺杆转子的铣削加工标准不断提高^[5]。而表面质量是决定工件使用性能的关键因素之一^[6]。故对螺杆转子表面粗糙度进行精准预测从而进行工艺参数选取与控制具有现实意义。

目前,国内外研究人员对表面粗糙度等因素的预测方法大致包括 3 种:理论建模法、设计实验法和人工智能方法^[7]。具体内容如下:

1) 理论建模法

在理论建模法方面,宋铁军等^[8]简述砂轮磨削铣刀螺旋槽加工过程,为探究磨削参数对该螺旋槽表面粗糙度影响规律,建立表面粗糙度理论模型并得以验证,结果表明,影响螺旋槽表面质量显著的因素为砂轮速度和工件轴向进给速度。董浩生等^[9]基于螺杆砂带磨削原理,分别建立了砂带磨削螺杆凹面和凸面的理论模型,并实验验证所提模型的准确性,有效提高了砂带磨削转子的工作效率。

2) 设置实验法

在设置实验法中,最常用的预测方法为回归分析法。回归分析法可以分一阶回归分析和二阶回归分析。Kumar 等^[10]利用响应曲面法建立了精度较高的表面粗糙度模型。石文天等^[11]利用对硬铝合金进行的微细铣削实验,建立了基于二阶响应法的铣削参数与表面粗糙度之间的关系模型,实现对表面粗糙度的预测和控制。

3) 人工智能方法

随着人工智能领域的快速发展,涌现出大批量人工智能算法,人工智能算法具有预测精度高的特点。Liu 等^[12]构建了改进粒子群优化广义回归神经网络 (IPSO-GRNN) 预测模型,分别应用于刀具磨损及表面质量预测,达到了预测效果。Osan 等^[13]利用神经网络对铣削平面超环面的表面粗糙度预测。梁爽等^[14]设计钛合金铣削实验,分别采用多元线性回归和 BP 神经网络以及 GA-BP 建立钛合金表面粗糙度预测模型,经对比表明 GA-BP 算法预测精度更高。Paturi 等^[15]利用人工神经网络对 Inconel718 线切割加工中的表面粗糙度建模并验证了人工神经网络的准确性。

由于实际切削加工具有复杂性和不确定性,且理论建模法对实际工况进行了简化处理,理论建模法的应用因此受到限制;回归分析法虽然操作简单,但泛化能力较差;而人工智能方法不仅能够有效提取数据特征,还能对表面粗糙度进行准确预测,且具有较高预测精度。神经网络中比较典型的是 BP 神经网络算法,具有运算速度快、预测精度的特点,被广泛的应用于粗糙度预测中。

与此同时 BP 神经网络存在着易陷入局部最优解、易过拟合等问题。随着新型启发式算法的涌现,利用新型启发式算法可以有效解决 BP 神经网络易陷入局部最优的不足之处,同时利用 BP 神经网络在处理非线性问题上能力突出且柔性强的特点,进一步增强 BP 神经网络的预测能力。为实现盘铣刀铣削加工螺杆转子的表面粗糙度精准预测,考虑到 Dehghani 等^[16]提出的北方苍鹰算法 (northern goshawk optimization, NGO) 相较于粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO)、鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA)、树种算法 (tree seed optimizer algorithm, TSA) 等优化算法在收敛性和稳定性上具有明显的优越性,故采用该算法与 BP 神经网络进行结合。同时,北方苍鹰存在种群初始化随机性强、局部搜索能力不平衡等不足局限性,故先对北方苍鹰算法进行改进,再采用改进的北方苍鹰搜索算法优化 BP 神经网络 (INGO-BP) 对转子表面粗糙度预测,并利用螺旋槽专用铣床设计实验,验证改进神经网络的准确性和可靠性。对神经网络预测的改进具有借鉴作用。利用所提出的 INGO-BP 算法分析得出主轴转速、间歇进给量、加工倍率对表面粗糙度的影响规律,可为盘铣刀铣削螺杆转子合理选择工艺参数提供理论依据。

1 预测模型建立

1.1 北方苍鹰算法

NGO 是新型元启发式智能算法,包括探索和开发阶段。在 NGO 算法开始时,北方苍鹰作为搜索者,首先在搜索空间中随机初始化。种群数量矩阵使用式 (1) 确定。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为北方苍鹰种群矩阵, X_i 为第 i 个北方苍鹰位置, x_{ij} 为第 i 个北方苍鹰第 j 维的位置。 N 为北方苍鹰种群数量, m 为求解问题的维度。

在 NGO 算法中,北方苍鹰种群的目标函数值可用目标函数向量表示,具体如式 (2) 所示:

$$\mathbf{F}' = \begin{bmatrix} F'_1 \\ \vdots \\ F'_i \\ \vdots \\ F'_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F'(X_1) \\ \vdots \\ F'(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{F}'$ 为北方苍鹰种群的目标函数向量, F'_i 为第 i 个北方苍鹰的目标函数值。

探索阶段又称猎物识别阶段, 此阶段北方苍鹰会随机选择一个猎物, 然后迅速攻击。在这一阶段中, 北方苍鹰实施猎物选择和攻击行为, 可用式(3)~(5)描述:

$$P_i = X_k, i = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, i - 1, i + 1, \dots, N; \quad (3)$$

$$x_{i,j}^{new,P1} = \begin{cases} x_{i,j} + r \cdot (p_{i,j} - Ix_{i,j}), F_{p_i} < F_i \\ x_{i,j} + r \cdot (x_{i,j} - p_{i,j}), F_{p_i} \geq F_i \end{cases} \quad (4)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P1}, F_i^{new,P1} < F_i \\ X_i, F_i^{new,P1} \geq F_i \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_i 为第 i 个北方苍鹰的猎物位置; F_{p_i} 为第 i 个北方苍鹰的猎物位置的目标函数值; k 是 $[1, N]$ 范围内的随机整数; $X_i^{new,P1}$ 为探索阶段更新后第 i 个北方苍鹰的新位置; $x_{i,j}^{new,P1}$ 为探索阶段更新后的第 i 个北方苍鹰的第 j 维的新位置; $F_i^{new,P1}$ 为探索阶段更新后第 i 个北方苍鹰的目标函数值; r 是 $[0, 1]$ 范围内的随机数; I 为 1 或 2 的随机整数。

开发阶段又称追逐及逃生阶段, 由于北方苍鹰攻击猎物后, 猎物会试图逃跑, 而北方的苍鹰需要继续追逐猎物。假设这种狩猎活动接近于一个半径为 R 的攻击位置, 则开发阶段中可用式(6)~(8)描述:

$$x_{i,j}^{new,P2} = x_{i,j} + R \cdot (2r - 1) \cdot x_{i,j} \quad (6)$$

$$R = 0.02(1 - \frac{t}{T}) \quad (7)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P2}, F_i^{new,P2} < F_i \\ X_i, F_i^{new,P2} \geq F_i \end{cases} \quad (8)$$

式中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。 $X_i^{new,P2}$ 为开发阶段更新后的第 i 个北方苍鹰的新位置; $x_{i,j}^{new,P2}$ 为开发阶段更新后第 i 个北方苍鹰的第 j 维的新位置; $F_i^{new,P2}$ 为开发阶段更新后第 i 个北方苍鹰的目标函数值。

通过不断迭代, 种群个体根据方程(3)~(8)持续更新种群个体的新值、目标函数和建议的最佳解决方案, 直至达到最终迭代, 将算法迭代过程中获得的最佳解作为给定优化问题的准最优解引入。

1.2 改进北方苍鹰算法

北方苍鹰算法虽然具有全局搜索能力强和收敛速度快的优点, 但同时也存在易陷入局部最优解的问题, 故需对 NGO 进行改进, 以提高算法的搜索能力, 改进后的北方苍鹰算法即为 INGO。

NGO 算法利用随机生成的方式对种群初始化, 这不利于种群的多样性, 由于混沌序列属于常见的非线性现象, 具备随机性、遍历性和规律性强的特点, 得到学者们

广泛地关注。刘倩等^[17]利用混沌序列的伪随机性在初始化种群, 使得种群分布更具有均匀性。在北方苍鹰算法初始化过程中, 引入 Iterative 混沌映射策略^[18], 提高种群多样性。表达式如式(9)所示:

$$x_{i+1} = \sin(\frac{b\pi}{x_i}) \quad (9)$$

式中: b 为 0~1 之间的随机数。

为增强北方苍鹰在探索阶段的全局搜索能力, 引入两种非线性因子。新的非线性递减搜索因子 r_1 如式(10)所示, 当初期权重较大时, 递减速度变缓, 有助于增强全局搜索能力, 当权重因子较小时, 算法在局部寻优的能力得以提高, 获取最优解的速度变快。由于当前位置会影响每次更新迭代后种群个体位置, 所以引入非线性权重因子 r_2 , 如式(11)所示, 这利于调节更新后种群个体位置依赖当前个体位置信息的程度^[19]。

$$r'_1 = d_v \cdot (1 - (t/T)^\eta)^{1/\eta} \quad (10)$$

$$r'_2 = \frac{e^{\frac{t}{T}} - 1}{e - 1} \quad (11)$$

式中: η 是调节系数, t 和 T 含义均与之前含义相同, 本文取 $\eta = 1.5$, $d_v = 0.05$ 。

则将式(4)变为式(12):

$$x_{i,j}^{new,P1} = \begin{cases} x_{i,j} + r'_1 \cdot (p_{i,j} - Ix_{i,j}), F_{p_i} < F_i \\ x_{i,j} + r'_1 \cdot (r'_2 \cdot x_{i,j} - p_{i,j}), F_{p_i} \geq F_i \end{cases} \quad (12)$$

1.3 INGO 优化 BP 神经网络算法

人工神经网络包含从输入层经过隐含层的正向传播和误差值经输出层进入隐含层的反向传播, 最常见的为 BP 神经网络^[20]。但 BP 神经网络在学习率、权值、阈值等参数的选用时具有盲目性, 易导致预测模型的学习能力差、预测精度低等问题。

可利用 INGO 算法搜索能力强、运算速度高、寻优效果好的特点, 对 BP 神经网络进行优化, 寻找最佳参数组合, 以提高 BP 神经网络的学习能力和预测精度。

综上, INGO 优化 BP 神经网络过程为: 1) 将北方苍鹰初始化种群作为初始权值及阈值, 设定迭代次数和种群数量; 2) 计算适应度值并排序; 3) 更新探索阶段北方苍鹰的新位置; 4) 更新开发阶段北方苍鹰的新位置; 5) 计算出适应度值并更新北方苍鹰群体位置; 6) 判断是否达到终止要求, 满足则退出, 将最后求得北方苍鹰群体作为初始权值阈值, 否则重复执行上述操作^[21]。

2 多因素水平实验

2.1 实验设备及条件

为探究该预测模型预测工件表面粗糙度的精确程度, 本实验加工使用如图 1 所示的 L XK-300G 螺杆专用

铣床,该铣床采用无瞬心包络方法加工螺旋槽类零件,使用刀具为盘铣刀,每盘刀具装有 24 个硬质合金刀片,工件材料为 45 钢。



1-控制面板;2-顶尖;3-螺杆转子;4-盘铣刀;5-卡盘
图 1 LKX-300G 螺杆专用铣床
Fig.1 LKX-300G special screw milling machine

2.2 实验过程

在加工前,刀具轴线与工件轴线成一定夹角 θ_0 ,该角度即为刀具安装角。铣削过程中,盘铣刀绕 Z 轴转动并沿工件 x 轴进给,与此同时,工件绕 z 轴的转动与盘铣刀的进给运动形成联动动作,由加工倍率调节联动速度,待盘铣刀切削工件当前截面后,沿工件 z 轴方向移动至下一截面,所移动距离即间歇进给量,上述过程重复操作,即可完成铣削螺杆转子,盘铣刀铣削螺杆转子示意图如图 2 所示。

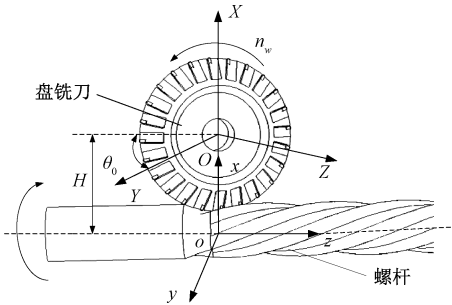


图 2 盘铣刀包络螺杆示意图
Fig.2 Schematic diagram of enveloping screw of disc milling cutter

2.3 实验方案

由于该铣床在一次加工过程中,安装角为定值,且为完成螺旋曲面端面廓形的成型加工,沿螺杆径向的进给量及工件自转速度需要联合调节,且在加工前通过系统预设,可以通过调节加工倍率调整切削速度。故在加工中可调节的工艺参数为机床主轴转速、间歇进给量和加工倍率。采用单因素变换方式,将所述 3 个工艺参数设置为实验因素,每个因素根据取值范围平均选 5 个数值作为各因素水平值进行轮换。机床主轴转速取值范围 160~200 r/min;间歇进给量变动范围为 2~4 mm;加工倍率范围为 10%~30%。三因素五水平正交实验需设置 25

组实验,每个实验因素平均分为 5 个水平值。各因素水平取值列于表 1,为准确分析工艺参数对铣削工件质量的影响规律,基于在铣削实验中主轴转速和加工倍率对铣削工件质量的影响较大,故针对主轴转速和加工倍率变化增设实验,利用单因素控制变量方式,将实验所涉及的 3 个加工参数中,每个参数设定 5 个数值进行轮换,故基于正交实验增设实验,共计 40 组。测量表面粗糙度现场布置如图 3 所示。为更充分地描述工件表面质量,以轮廓算术平均偏差 R_a 为衡量标准,采用 TR200 便携式粗糙度测量仪测量螺杆转子的表面粗糙度,分辨率为 0.001 μm 。

表 1 因素水平表

Table 1 Experimental parameter table		水平				
影响因素	参数及单位	-2	-1	0	1	2
A	主轴转速 $n_w/(r \cdot \text{min}^{-1})$	160	170	180	190	200
B	间歇进给量 f_w/mm	2.0	2.5	3.0	3.5	4.0
C	加工倍率 $F_w/\%$	10	15	20	25	30

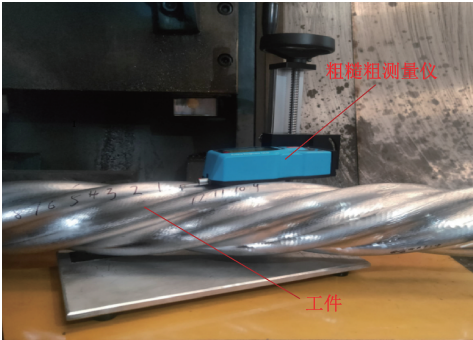


图 3 表面粗糙度测量实验布置图
Fig.3 Experimental layout of surface roughness measurement

2.4 实验结果

为减小表面粗糙度的测量误差,对螺杆转子表面粗糙度所标记的同一位置进行 3 次测量,取 3 次结果的平均值。实验结果如表 2 所示。

表 2 铣削实验参数及表面粗糙度值结果

Table 2 Milling experimental parameters and surface roughness values				
参数组数	$n_w/(r \cdot \text{min}^{-1})$	f_w/mm	$F_w/\%$	$R_a/\mu\text{m}$
1	160	2.0	10	2.428
2	160	2.5	20	2.241
3	160	3.0	30	2.932
4	160	3.5	15	2.027
5	160	4.0	25	2.432
...	...	...	...	...
36	200	3.0	30	2.252
37	160	4.0	10	1.461
38	170	4.0	15	1.742
39	180	4.0	20	2.037
40	190	4.0	25	2.326

3 螺杆转子铣削表面粗糙度预测

3.1 改进神经网络计算流程

根据如下步骤对螺杆转子铣削表面粗糙度值采用改进神经网络进行预测。

1) 首先对样本数据预处理,将第 2.4 节中实验数据输入为矩阵形式,并采用标准归一化方式^[22]对数据进行转换。如式(13)所示:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{13}$$

在归一化处理后,设置 INGO-BP 的输入层神经元个数为 3,输出层神经元个数为 1。通过式(14)可计算隐层神经元数量为 $k=5$ 。

$$k = \sqrt{m + n} + \alpha \tag{14}$$

式中: k 、 m 、 n 分别指隐层、输入层、输出层神经元个数, α 为 0~10 之间的一个随机数。

2) 初始化种群;利用式(15)可计算得,北方苍鹰初始种群数量为 26,再排列成一维行向量。将此行向量作为 INGO-BP 的初始化种群。

$$\begin{aligned} j_1 &= m \cdot k + k \cdot n \\ j_2 &= k + n \end{aligned} \tag{15}$$

若增大迭代次数,导致运算时间过长,降低迭代更新次数易造成预测精度较差,因此设置最大迭代次数为 300,设定期望误差精度为 0.000 1。

3) 将初始化后的种群个体值代入 BP 神经网络,将实验值与预测值的误差函数作为适应度函数,可判断权值与阈值的优劣水平。

4) 根据北方苍鹰种群中个体觅食过程进行寻优。利用改进后的式(4)~(8)不断更新个体位置。

5) 当预测值与真实值之间的误差小于设定误差时,生成新的北方苍鹰位置矩阵 X ,重新对 BP 神经网络的权值和阈值赋值,经训练后得出表面粗糙度预测结果。

6) 激活函数对 BP 神经网络预测训练至关重要。本文设置的隐含层激活函数为 tansig 函数,输出层激活函数为 logsig 函数。

3.2 训练数据实验验证

为验证 INGO-BP 算法的预测精度和优越性,与数据时序性适应能力强、预测精度高的门控循环单元 (gate recurrent unit, GRU) 和长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 神经网络进行对比^[23]。使用相同的实验数据,设置相同的模型训练参数分别 GRU 和 CNN-LSTM 神经网络,并于本文提出的 INGO-BP 预测模型进行对比,得到的各模型预测结果如图 4 所示,具体误差值列于表 3。

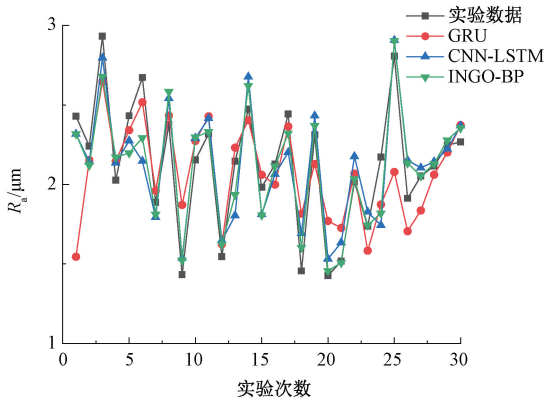


图 4 训练结果对比
Fig. 4 Comparison of training results

表 3 预测结果误差对比表

Table 3 Error comparison table of prediction results

实验 序号	$R_a / \mu\text{m}$	GRU	误差/%	CNN- LSTM	误差/%	INGO- BP	误差/%
1	2.428	1.546	36.33	2.316	4.613	2.318	4.53
2	2.241	2.153	3.927	2.142	4.418	2.12	5.399
3	2.932	2.647	9.720	2.796	4.638	2.680	8.595
4	2.027	2.145	5.821	2.135	5.328	2.171	7.104
5	2.432	2.341	3.742	2.275	6.456	2.198	9.622
...	...	...	...	...	...	...	...
26	1.912	1.706	10.77	2.151	12.50	2.134	11.61
27	2.053	1.837	10.52	2.105	2.533	2.054	0.049
28	2.116	2.062	2.552	2.143	1.276	2.13	0.662
29	2.247	2.201	2.047	2.224	1.024	2.279	1.424
30	2.266	2.373	4.722	2.368	4.501	2.355	3.928
平均误差			9.358		7.155		5.320

根据图 4 及表 3 可知,GRU 网络、CNN-LSTM 神经网络与 INGO-BP 神经网络算法均能达到对螺杆转子铣削过程中表面粗糙度值预测的能力。在表 3 中主要包含实验数据、GRU、CNN-LSTM 以及 INGO-BP 算法的预测值,误差值为 3 种方法预测结果和实验数据差值再与实验数据之比的结果。其中 INGO-BP 神经网络算法的平均预测误差为 5.320%,低于 CNN-LSTM 的 7.155%以及 GRU 网络的 9.358%。因此,本文提出的 INGO-BP 方法预测精度更高,预测效果更好。

3.3 测试数据实验验证

将实验结果的后 10 组数据作为验证模型预测精度的测试数据,以对应的参数作为输入,并根据 INGO-BP 方法进行预测,与原实验数据进行对比。对比如图 5 所示,预测误差具体值如表 4 所示。

根据图 5 和表 4 可得,平均误差最小的为 INGO-BP 的 4.477%,其次是 CNN-LSTM,误差值为 8.468%,最大误差为 GRU 网络的 10.23%。由此可知,本文采用改进

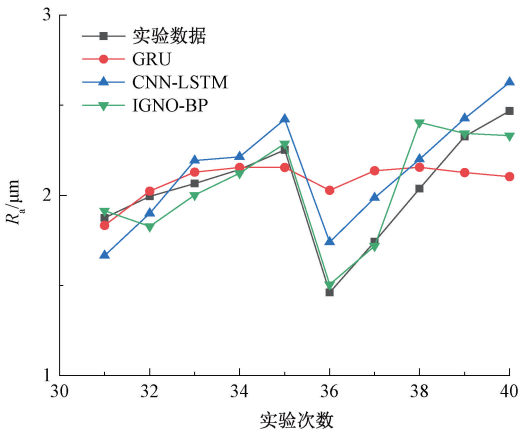


图 5 预测结果对比
Fig. 5 Comparison of prediction results

表 4 预测结果数值对比

Table 4 Numerical comparison of prediction results							
实验 序号	$R_a / \mu\text{m}$	GRU	误差 / %	CNN- LSTM	误差 / %	INGO- BP	误差 / %
31	1.875	1.833	2.240	1.666	11.150	2.318	2.133
32	1.994	2.023	1.454	1.900	4.714	2.12	8.375
33	2.065	2.128	3.051	2.193	6.199	2.680	3.051
34	2.143	2.155	0.560	2.213	3.266	2.171	0.933
35	2.252	2.155	4.307	2.422	7.549	2.198	1.554
36	1.461	2.028	38.810	1.740	19.100	2.294	3.012
37	1.742	2.136	22.620	1.986	14.010	1.812	1.320
38	2.037	2.156	5.842	2.200	8.002	2.583	18.07
39	2.326	2.126	8.598	2.426	4.299	1.523	0.774
40	2.468	2.103	14.790	2.626	6.402	2.297	5.551
平均误差			10.23		8.468		4.447

的神经网络算法可对铣削螺杆转子过程中表面粗糙度能够精确预测。此外,在对比中不难看出,INGO-BP 预测的粗糙度值整体略大于实验数据,这是由于随着加工进行,刀具磨损逐渐增加,一定程度上增大了表面粗糙度。

4 单因素预测

为研究不同工艺参数对螺杆转子表面质量的影响规律,采用 INGO-BP 对影响表面粗糙度的不同加工参数进行单因素预测。各个因素常量选用数值为 $n_w = 170 \text{ r/min}$, $f_w = 3 \text{ mm}$, $F_w = 20\%$ 。结果如图 6~8 所示。

由图 6~8 可知,当主轴转速增加时,工件表面粗糙度值逐渐降低,主要原因是在已知间歇进给量和加工倍率时,刀具转速增大时,单位时间内进行切削的刀片数目增多,导致切屑变形系数降低,从而减弱了刀具对工件的作用力,工件表面粗糙度值减小。当间歇进给量逐渐增加时,表面粗糙度值先减小后增大,约在 3.50 mm 时,获

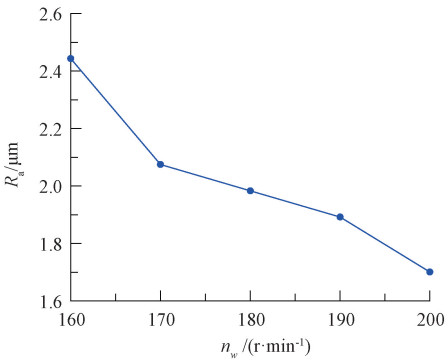


图 6 主轴转速对工件表面粗糙度影响曲线
Fig. 6 Influence curve of spindle speed on workpiece surface roughness

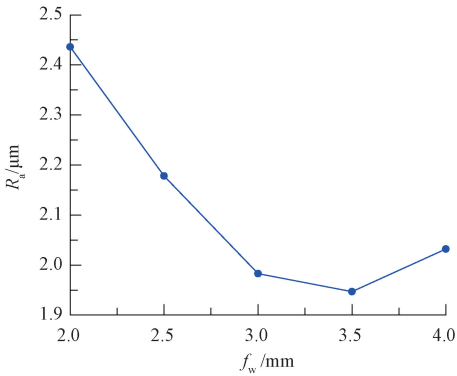


图 7 间歇进给量对工件表面粗糙度影响曲线
Fig. 7 Influence curve of intermittent feed rate on workpiece surface roughness

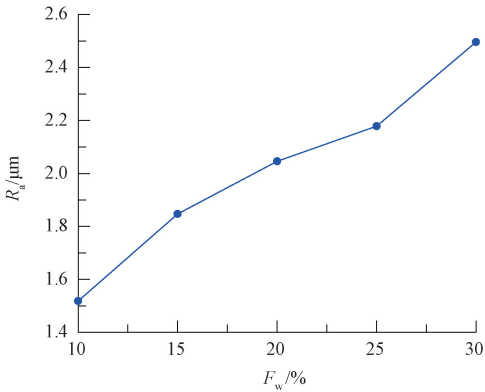


图 8 加工倍率对工件表面粗糙度影响曲线
Fig. 8 Influence curve of machining magnification on workpiece surface roughness

得最小表面粗糙度。这是由于一定程度上增加间歇进给量,使得被加工材料去除厚度增大,接触力亦增强,减小了工件表面形变,从而减低了表面粗糙度值,当间歇进给

量进一步增大时,待去除厚度迅速变大,这增加了刀具对工件的切削力,此时工件表面形变增大,使得表面粗糙度变大。当增大加工倍率时,进给速度增加,刀具对工件的作用力增强,刀具加剧磨损,导致表面粗糙度值逐渐变大。

5 结 论

为提高盘铣刀铣削螺杆转子表面粗糙度值的预测精度,改善铣削质量,本文提出了基于 INGO 优化 BP 神经网络,并根据此构建了盘铣刀铣削螺杆转子表面粗糙度值预测模型,得出如下结论:

对北方苍鹰算法进行改进,在算法初始化过程中融入 Iterative 混沌映射策略,在探索阶段引入两种非线性步长搜索因子,提高算法的初始种群多样性并避免陷入局部最优。利用改进的北方苍鹰搜索算法优化 BP 神经网络的初始权值及阈值,可对盘铣刀铣削螺杆的表面粗糙度进行预测。为验证预测模型的精度及实用性,设计了盘铣刀铣削螺杆转子实验,并和 GRU 神经网络和 CNN-LSTM 神经网络预测结果相比较。结果表明,本文提出的 INGO-BP 在训练精度及预测精度方面均有明显优势。

采用本文提出的预测模型对铣削工艺参数对表面质量的影响情况进行研究,结果表明,工件表面粗糙度值随着主轴转速的增大而增加,随着间歇进给量的增加呈现出先降低后升高,随着加工倍率的增加而增加。该结论可为盘铣刀铣削螺旋类曲面表面粗糙度值预测及工艺参数优化提供理论指导。

因此本文提出的 INGO-BP 预测方法能够多头螺杆转子表面粗糙度进行准确预测,为选择合理的螺杆转子铣削加工工艺参数提供了一种新的思路。

参考文献

- [1] 刘强,刘铁溟,杨春雷. 匹配旋转导向的螺杆钻具钻柱动力学研究[J]. 应用力学学报,2021,38(3): 1272-1279.
- LIU Q, LIU Y M, YANG CH L. Study on drilling string dynamics of positive displacement motor with rotary steering[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2021, 38(3): 1272-1279.
- [2] 徐鲲,汤柏松,陶林,等. 螺杆马达与提速工具失效机理及动力学分析[J]. 石油矿场机械,2022,51(5): 84-89.
- XU K, TANG B S, TAO L, et al. Failure mechanism and dynamics analysis of screw motor and drilling speed-raising tool[J]. Oil Field Equipment, 2022, 51(5): 84-89.

- [3] 钟良春,况雨春,舒峰,等. 考虑压力与温度影响的螺杆马达过盈量设计方法[J]. 工程设计学报,2021, 28(3): 321-328.
- ZHONG L CH, KUANG Y CH, SHU F, et al. Design method of screw motor interference considering the influence of pressure and temperature[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(3): 321-328.
- [4] 陈逸珂. 螺杆马达定子衬套工作力学特性及疲劳寿命研究[D]. 成都:西南石油大学,2019.
- CHEN Y K. Study on the working mechanical characteristics and fatigue life of the stator bushing of screw motor[J]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2019.
- [5] 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 H R, HE Y, SUN X W, 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.
- [6] 董永亨,李淑娟,张倩,等. 基于铣削系统动力学响应的球头铣刀铣削表面形貌建模[J]. 兵工学报, 2022, 43(8): 1977-1989.
- DONG Y H, LI SH J, ZHANG Q, et al. Modeling and simulation of surface topography under ball-end milling based on dynamic response of milling system[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(8): 1977-1989.
- [7] 段春争,郝清龙. 切削加工表面粗糙度预测方法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2013(8): 4-7.
- DUAN CH ZH, HAO Q L. Methods of predicting surface roughness in machining[J]. Modular Machine Tool Automatic Manufacturing Technique, 2013(8): 4-7.
- [8] 宋铁军,周志雄,李伟,等. 硬质合金立铣刀螺旋槽磨削表面粗糙度模型研究[J]. 机械工程学报,2017, 53(17): 185-192.
- SONG T J, ZHOU ZH X, LI W, et al. Roughness model for helical flute of cemented carbide end mill under grinding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(17): 185-192.
- [9] 董浩生,杨赫然,孙兴伟,等. 基于砂带表面磨粒分布的螺杆曲面重复磨削区域表面粗糙度预测[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3): 87-95.
- DONG H SH, YANG H R, SUN X W, et al. Prediction of surface roughness in repeated grinding area of screw surface based on abrasive particle distribution on abrasive belt surface[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 87-95.
- [10] KUMAR V. Surface roughness prediction model for electro

- chemical machining of SS - 304 steel using response surface methodology [J]. International Journal of Engineering Sciences&Research Technology, 2018 (5): 210-217.
- [11] 石文天, 王西彬, 刘玉德, 等. 基于响应曲面法的微细铣削表面粗糙度预报模型与试验研究[J]. 中国机械工程, 2009, 20(20): 2399-2402.
- SHI W T, WANG X B, LIU Y D, et al. A prediction model and experimental study of surface roughness in micro-milling based on RSM [J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(20): 2399-2402.
- [12] LIU L L, ZHANG X Y, WAN X, et al. Digital twin-driven surface roughness prediction and process parameter adaptive optimization [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 51: 101470.
- [13] OSAN A R, BANICA M, NASUI V. Prediction of roughness of planar surfaces processed with toroidal milling through an artificial neural network [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1037(1): 012028.
- [14] 梁爽, 唐晓, 江磊, 等. GA-BP 神经网络预测钛合金表面粗糙度[J]. 机械设计与制造, 2019(8): 265-268.
- LIANG SH, TANG X, JIANG L, et al. BP neural network optimized by genetic algorithm predict the surface roughness of titanium alloy [J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(8): 265-268.
- [15] PATURI U M R, DEVARASETTI H, REDDY N S, et al. Modeling of surface roughness in wire electrical discharge machining of Inconel 718 using artificial neural network [J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 38: 3142-3148.
- [16] DEGHANI M, HUBALOVSKY S, TROJOVSKY P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems [J]. IEEE Access, 2021, 9: 162059-162080.
- [17] 刘倩, 冯艳红, 陈巍瑛, 等. 基于混沌初始化和高斯变异的飞蛾火焰优化算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, 42(3): 53-58.
- LIU Q, FENG Y H, CHEN Y Y, et al. Moth-flame optimization algorithm based on chaotic initialization and gaussian mutation [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2021, 42(3): 53-58.
- [18] 王梦娜, 王秋萍, 王晓峰, 等. 基于 Iterative 映射和单纯形法的改进灰狼优化算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 16-20, 54.
- WANG M N, WANG Q P, WANG X F, et al. Improved grey wolf optimization algorithm based on Iterative mapping and simplex method [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(S2): 16-20, 54.
- [19] 李爱莲, 全凌翔, 崔桂梅, 等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(3): 91-99.
- LI AI L, QUAN L X, CUI G M, et al. Sparrow search algorithm combining Sine-Cosine and Cauchy mutation [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(3): 91-99.
- [20] 邓聪颖, 叶波, 禄盛, 等. 基于切削稳定性与表面质量约束的铣削工艺参数优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 190-199.
- DENG C Y, YE B, LU S, et al. Optimization of milling process parameters considering the constraints of cutting stability and surface quality [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 190-199.
- [21] 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 H SH, YANG H R, SUN X W, et al. Surface roughness prediction of screw belt grinding based on improved neural network algorithm [J]. Surface Technology, 2022, 51(4): 275-283.
- [22] 徐智超, 杜茂华, 栾建举, 等. 基于广义神经网络多目标铣削参数自适应研究[J]. 工具技术, 2021, 55(4): 13-17.
- XU ZH CH, DU M H, LUAN J J, et al. Research on multi-objective milling parameter adaptation based on generalized neural network [J]. Tool Technology, 2021, 55(4): 13-17.
- [23] 惠文珊, 李会军, 陈萌, 等. 基于 CNN-LSTM 的机器人触觉识别与自适应抓取控制[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 211-218.
- HUI W SH, LI H J, CHEN M, et al. Robotic tactile recognition and adaptive grasping control based on CNN-LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 211-218.

作者简介



辛明泽, 2020年毕业于辽宁科技学院, 获学士学位。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: 1261223075@qq.com

Xin Mingze received B. Sc. degree from Liaoning Institute of Science and Technology in 2020. 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.



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技术及专用集成数控系统、CAD/CAM/CAE 技术等。

E-mail: ww7247@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. Now she is a professor and a Ph. D. degree in the School of Mechanical Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interests include complex surface measurement and CNC technology and dedicated integrated CNC system, and CAD/CAM/CAE technology.