

基于 IPSO-BP 神经网络的激光打孔表面粗糙度预测

刘江宁*, 郑耀辉, 刘 贞, 项 坤

(沈阳航空航天大学 工程训练中心, 沈阳 110136)

摘 要: 针对激光加工钛合金 TC4 微孔过程中表面粗糙度难以准确预测的问题, 提出一种基于改进粒子群算法优化 BP 神经网络 (IPSO-BP) 的表面粗糙度预测方法。首先, 以激光功率、脉冲频率及焦点位置偏差三个关键工艺参数作为输入特征, 微孔表面粗糙度作为输出特征, 建立了 IPSO-BP 预测模型。随后, 模型基于 27 组仿真样本进行训练与验证, 其中 22 组用于训练, 5 组用于独立测试。仿真测试结果表明, 预测模型在测试集上的最大相对误差为 6.89%。为进一步验证模型的有效性, 开展了 9 组激光打孔验证试验, 实测粗糙度与模型预测值的最大相对误差为 8.06%。综上所述, 所构建的 IPSO-BP 神经网络模型能够以较高精度预测激光打孔的表面粗糙度, 该方法可为工艺参数优化提供有效指导, 从而减少实验试错, 降低加工成本。

关键词: 激光打孔; 表面粗糙度; IPSO-BP 神经网络; 钛合金 TC4; 工艺参数优化

中图分类号: TP183 **文章编号:** 1001-5868(2026)04-0742-07

Prediction of Surface Roughness in Laser Drilling Based on IPSO-BP Neural Network

LIU Jiangning, ZHENG Yaohui, LIU Zhen, XIANG Kun

(Engineering Training Centre, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, CHN)

Abstract: To address the difficulty in the real-time and accurate prediction of surface roughness during the laser drilling of titanium alloy micro-holes, a prediction method based on an improved particle swarm optimization algorithm optimized backpropagation (IPSO-BP) neural network is proposed. The IPSO-BP prediction model was established considering three key process parameters—laser power, pulse frequency, and focal position deviation—as input features and the surface roughness of micro-holes as the output. The model was trained and validated using 27 sets of simulation data, with 22 sets for training and 5 sets for independent testing. The simulation test results indicated that the maximum relative error of the prediction model for the test set was 6.89%. Nine sets of laser drilling verification experiments were conducted to further validate the effectiveness of the model. The maximum relative error between the measured roughness and the value predicted by the model was 8.06%. The results indicate that the constructed IPSO-BP neural network model can predict the surface roughness of laser-drilled holes with high accuracy. This method provides effective guidance for process parameter optimization, reduces experimental trial and error, and lowers processing costs.

Key words: laser drilling; surface roughness; IPSO-BP neural network; titanium alloy; process parameter prediction

收稿日期: 2026-02-07.

基金项目: 辽宁省科技攻关计划项目 (JYT2020073).

* 通信作者: 刘江宁

0 引言

激光打孔是激光加工技术的重要应用之一,目前已经广泛应用于航空航天^[1]、传感器^[2]、汽车^[3]等众多领域。相较于传统的机械钻孔^[4]、电火花^[5]和电化学加工^[6-7],这些方法各有局限,如机械加工中由于钻头易断的原因,较难加工较深微孔;电火花由于自身属性,不能加工不导电材料;电化学加工维护成本高、但效率较低。激光加工微孔则具有加工高精度、材料适配范围广、加工速度快等优点,很大程度上解决了微孔加工的难题^[8]。目前,加工微孔尺寸最小可达数十微米量级,可满足大部分领域的对微孔的要求。

影响激光加工微孔质量的因素较多,国内外学者对微孔加工质量开展了广泛的研究。Franco等^[9-10]对激光打孔金属热传导进行了多种角度的分析,得出热传导规律。Hidai等^[11]研究并解决了激光加工参数对微孔表面形状的影响的问题。Li等^[12]对CO₂激光切割机微孔质量进行了分析,并得到影响表面质量因素。王明海等^[13]通过建立仿真模型,对微孔加工进行了模拟仿真,由于该方法受到影响的因素较多,不具备实际应用条件。因此,亟需寻找一种新的方法来揭示微孔表面质量与各加工参数间的影响规律。

本文采用金属激光切割机打孔钛合金TC4板材,研究了激光的加工参数(功率、频率、焦点位置偏差)与微孔表面质量的关系,并使用形貌观测设备焦点位置偏差得到粗糙度数值。通过改进粒子群算法优化BP神经网络(IPSO-BP),使用新的粒子群计算方法,建立仿真模型,预测微孔表面粗糙度。

1 建微孔粗糙度分析模型

1.1 BP神经网络

BP神经网络的核心在于误差反向传播机制信号从输入层到输出层依次分析并反馈,进而得出结果。误差则反向传播,其目的是不断调整内部连接,使得网络整体输出的误差最小化。BP神经网络是一个复杂的多变量、非线性的输入、输出关系,通过数据驱动的方式为系统构建一个输入-输出的非线性映射模型。

BP神经网络的拓扑结构如图1所示。当信号正向传播时,信号从输入层出发,依次通过隐含层、

输出层。当结果预测值与实际值有较大的偏差时,系统自动将预测值方向传输到隐含层、输入层。同时,对神经网络中的神经元节点、权值进行修正来减少误差。经过反复迭代,直到输出值与实际值的偏差符合规定的阈值范围。通过不断的学习,拟合复杂的多变量、非线性的输入、输出关系。

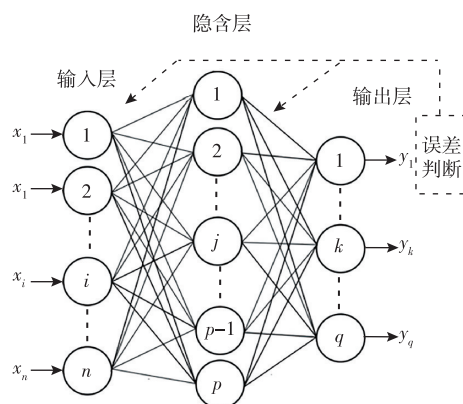


图1 BP神经网络的拓扑结构

BP神经网络信号传输主要是线性结合、激活函数,其函数见公式(1):

$$p=f(y)=f\left[\sum_{i=1}^n(w_i z_i)+q\right] \quad (1)$$

式中, p 为输出结果, $f(y)$ 为线性结合、激活函数, y 为神经元加权, w_i 为第*i*个惯性权重, z_i 为第*i*个输入数值, q 为偏移项数, n 为输入层的数据量。

同时,BP神经网络误差计算公式包括均方误差(MSE)和交叉熵(CE),分别见公式(2)和公式(3):

$$MSE=\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n\left(\varphi_i-y_i\right)^2 \quad (2)$$

$$CE=-\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c y_{ij} \log \left(\hat{y}_{ij}\right) \quad (3)$$

式中, φ_i 为神经网络对第*i*个样本的输出值, y_i 为神经网络第*i*个样本预设值。

1.2 IPSO算法原理及算法流程

IPSO算法是在PSO算法基础上增加了自动调整参数设置,即能够动态调节其参数。这使得该算法可以解决各种优化问题,增加了其解决问题的性能。PSO算法,即粒子群优化算法,将BP神经网络的比重值作为解空间的一个粒子,在*R*维空间中,种群由*n*个粒子组成, E_i 表示第*i*粒子的位置向量, $F_i=\left(F_{i1}, F_{i2}, \cdots, F_{is}\right)^T$ 为粒子的最佳值, $V_i=\left(V_{i1}, V_{i2}, \cdots, V_{is}\right)^T$ 为粒子速度, $F_g=\left(F_{g1}, F_{g2}, \cdots, F_{gs}\right)^T$ 为粒子群的全局最佳值。在多次迭代过程中,依据个体最佳值和全局最佳值动态调整粒子的速

度和方位^[14],直到出现最合适的解,同时将该解设定为BP神经网络的最优值。其公式为(4)和(5):

$$V_{id}^{k+1} = \omega \times V_{id}^k + c_1 r_1 (F_{id}^k - E_{id}^k) + c_2 r_2 (F_{gd}^k - E_{gd}^k) \quad (4)$$

$$E_{id}^{k+1} = V_{id}^{k+1} + E_{id}^k \quad (5)$$

式中, k 为迭代次数; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为加速系数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。 v_{id} 为粒子 i 速度的 d 维分量; E_{id} 为粒子 i 位置的 d 维分量, F_{id} 为粒子 i 的最佳值; E_{gd} 为粒子群的最佳值。

相比于PSO算法,IPSO算法能够自适应控制,实现动态反馈控制,如加权比重等。因此,IPSO算法可以解决多种约束满足问题和搜寻多维空间,该算法鲁棒性能得到提升,具有较好的优化效果。IPSO-BP的算法流程如下:

(1)参数初始化:随机生成一群粒子,不同粒子分别表示神经网络的参数,例如加权比重、偏移等,组成了神经网络的开始解。

(2)预计适应性:分析训练参数上的误差,明确相应粒子,这是神经网络参数的预计适应性。

(3)更新个体最佳与全局最佳:在相关粒子的适应性的基础上,更新所有粒子的最佳位置;在相关粒子中,搜寻适应性最好的粒子,设置该数值为全局最佳位置,也是当前最优数据值。

(4)粒子的速度和位置更新:在不断迭代过程中,使用个体最佳值以及全局最佳值,通过公式(4)和(5)更新所有粒子的速度及位置。

(5)训练神经网络预测模型:当到达最大迭代次数或偏差较小且小于阈值时,将计算所得最佳粒子用作神经网络的起始权值,即阈值,对预测模型进行训练以减小偏差,在输出层得到最优解^[15]。

IPSO-BP神经网络算法的流程图见图2。

1.3 确定样本与预测模型参数

选取激光功率、脉冲频率、焦点位置偏差这三个对激光微孔加工表面质量具有显著影响的关键工艺参数。对上述3个主要影响参数选用不同的水平:激光功率分别为80 W, 100 W, 110 W,脉冲频率分别为25 Hz, 30 Hz, 35 Hz,焦点位置偏差分别为-1 mm, 0 mm, 1 mm,会出现27种参数集合,参数水平见表1。

选用上述27组数据进行微孔表面粗糙度数值预测分析,得到每一组参数对应的表面粗糙度值。为验证模型的有效性,所有27组样本被系统性地划分为两个子集:训练子集(22组样本,约占总数的

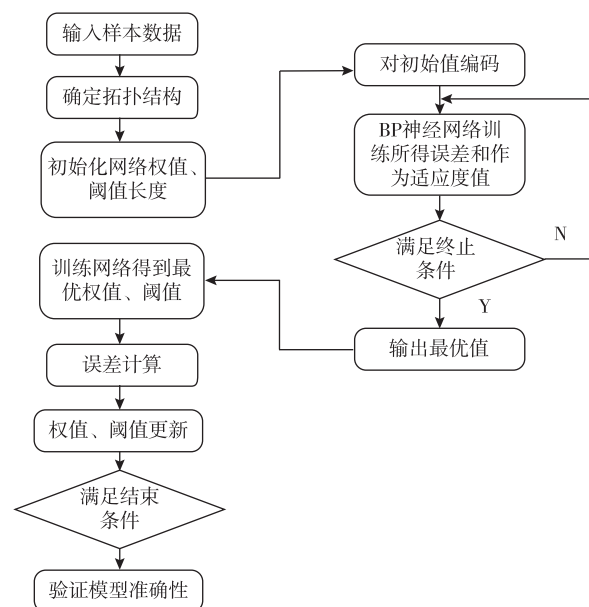


图2 IPSO-BP神经网络流程

表1 参数水平表

水平	激光功率/W	脉冲频率/Hz	焦点位置偏差/mm
1	80	25	-1
2	100	30	0
3	110	35	1

81.5%)用于训练与优化模型参数,独立的测试子集(5组样本,约占总数的18.5%)则用于客观评估训练后模型的泛化能力与最终性能。

为克服传统BP神经网络在收敛速度与局部最优方面的局限,本研究引入改进粒子群算法对网络进行优化。IPSO通过自动调整权值与阈值偏移量,有效提升了模型的全局寻优能力与训练效率。具体参数设置为:种群规模为10,个体与全局学习因子 c_1, c_2 均设为2,惯性权重 ω 为0.6,并在迭代过程中引入随机因子 $r_1=r_2=0.2$ 以增强搜索随机性;算法最大迭代次数设置为300,在训练中实际迭代50次后已满足收敛条件。

2 结果预测与分析

IPSO-BP神经网络采用经典的三层前馈结构,包括输入层、隐藏层与输出层。输入层包含3个神经元,分别对应激光功率、脉冲频率及焦点位置偏差三个关键工艺参数。隐藏层神经元数量的确定对预测精度有较大影响:过多将显著增加计算复杂度,降低效率;过少则会导致模型欠拟合,预测误差增大。经过多次试错与误差对比分析,最终确定隐藏层神经元数为6,以在模型精度与计算效率间取

得平衡。输出层设 1 个神经元,对应微孔表面粗糙度的预测值。利用 Matlab 对该网络进行训练,其神经元训练过程与训练误差分别如图 3 与图 4 所示。

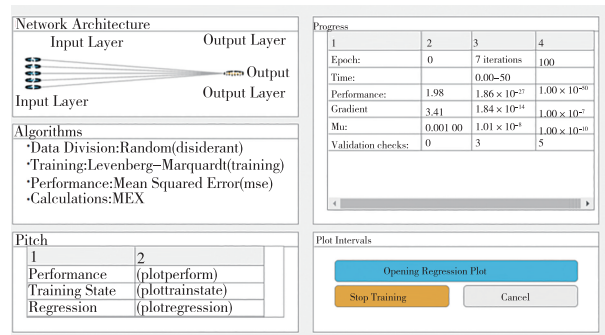


图 3 神经元训练过程

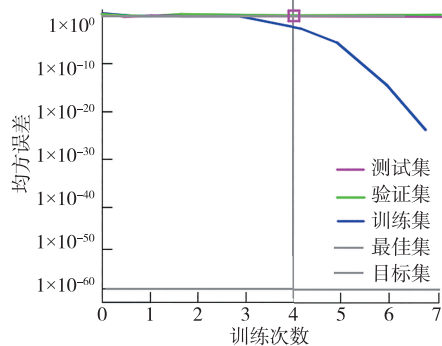


图 4 神经元训练偏差

如图 3 所示,当神经网络训练 7 次时,精度满足预设要求,因此训练停止。如图 4 为计算模型在训练、验证及测试过程中,神经元训练偏差的平方,即均方误差随训练次数的变化情况。采用对数刻度(10^x),便于观察误差在大范围数值上的变化,误差越小则模型预测越准。绿色方框与竖线对应第 4 轮位置,标记了验证集性能最佳时间点。经过 4 轮迭代训练,验证集上出现最小误差(0.107 29),模型成功收敛,其在训练集和测试集上的神经网络偏差均降至预期目标以下,且泛化能力提升。

模型训练集的拟合效果如图 5 所示,该图展示了模型预测输出与目标真实值的匹配度。图中纵轴是对输出与目标值关系的近似描述,数据点(小正方形)为实际样本,拟合线(Fit,绿色线)对所有数据点的分布进行拟合得到的趋势线,理想线($Y=T$)灰色线表示“输出值=目标值的理想情况”,说明模型在训练集上的预测准确性较高。网络在训练、验证和测试集上均达到了较高的拟合优度,其皮尔逊相关系数达到较高水平(均大于 0.85)。这表明模型不仅学到了训练数据的特征,还具备良好的泛

化能力,整体性能表现优秀且可靠^[16-18]。

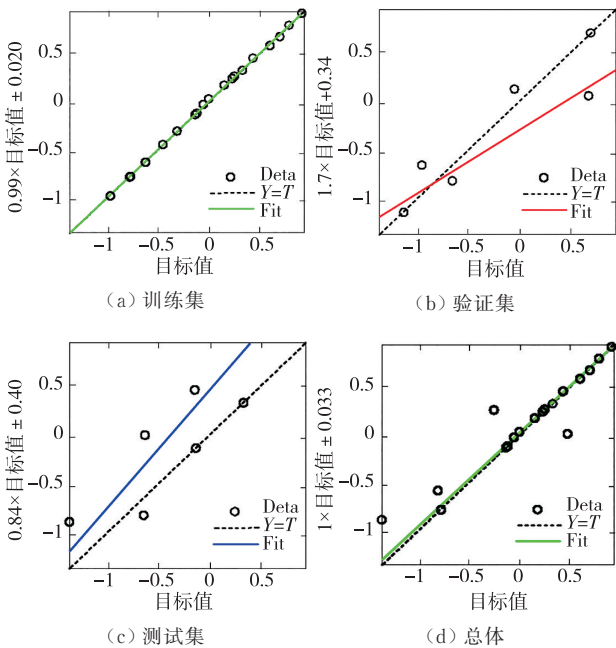


图 5 网络的预测结果

如图 5 显示,IPSO-BP 模型在训练集、验证集和测试集上均达到了高水平的拟合精度($R>0.85$)。该模型在所有数据分区上表现一致,其并非简单地记忆训练数据,而是能够对未见过的数据做出精准预测。

为评估 IPSO-BP 模型的预测表现,基于仿真数据集进行训练与测试。图 6 直观对比了训练集与测试集样本的预测值。此外,为量化预测精度,针对 5 组测试集数据,计算了表面粗糙度的预测值与仿真值之间的绝对差值及相对误差,详细结果汇总于表 2。

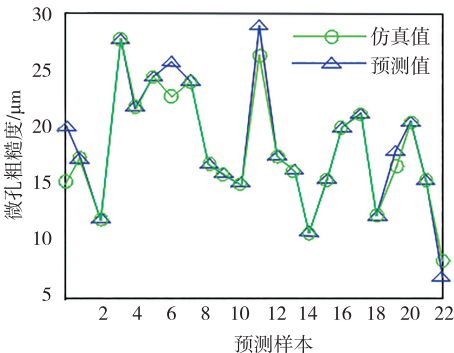


图 6 预测集预测值对比图

表 2 仿真值与 IPSO-BP 预测值对比及误差

类型	1 组	2 组	3 组	4 组	5 组
仿真值/ μm	6.521	5.354	15.118	13.079	26.188
预测值/ μm	6.113	5.673	14.412	12.236	24.947
误差值/%	6.67	5.65	4.89	6.89	4.73

如图6和图7所示,IPSO-BP模型在测试集上表现出优异的预测性能。图6显示,针对22组测试数据,近九成的预测值与真实值高度吻合,证明了模型出色的整体拟合度。图7与表2表明,通过进一步的具体误差分析,对于5组关键测试样本,全部样本的相对误差均落在4.73%~6.89%的狭窄区间内,预测稳定性良好。

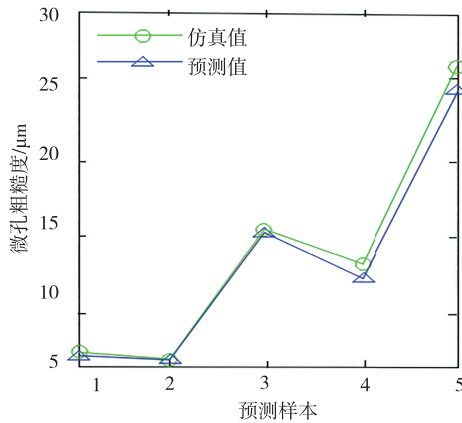


图7 测试集预测值对比图

3 模型的验证

为系统验证所建立的IPSO-BP神经网络模型在预测微孔粗糙度方面的准确性与可靠性,在保持与模型训练样本完全相同的工艺规范与边界条件下,本研究随机选取了9组训练的工艺参数组合(见表3),开展了对应的激光打孔试验。试验材料选用厚度为1 mm、边长为50 mm×50 mm的TC4轧制板材;激光切割机选择型号为LASERTEC 125 SLM,由德马吉森精机机床贸易有限公司生产;激光器选择光纤激光发生器,与实际工程应用条件保持一致。严格依据前文所述的试件制备流程与试验方法标准,加工制备了27个的微孔试验件(每组3个)。使用形貌仪(ZEISS LSM 900 with Airyscan 2 德国)对剖面扫描观察,得到二维及三维形貌,分别为3组第1次试验件,6组第3次试验件,8组第2次试验件,如图8所示。该形貌结果将用于后续粗糙度的测量,并与模型预测值进行定量对比分析,从而直观评估模型的预测性能。

本研究对试验微孔粗糙度进行了系统的数据采集,试验取值为各组3次试验的平均值。同时,为系统评估模型的有效性,有限元仿真结果、IPSO-BP神经网络预测值与本次试验实测数据进行了对比分析,仿真值、预测值与测量值结果见表4。

表3 试验组合

水平	激光功率/W	脉冲频率/Hz	焦点位置偏差/mm
1	100	25	0
2	100	30	0
3	100	35	0
4	80	25	1
5	80	30	1
6	80	35	1
7	110	25	-1
8	110	30	-1
9	110	35	-1

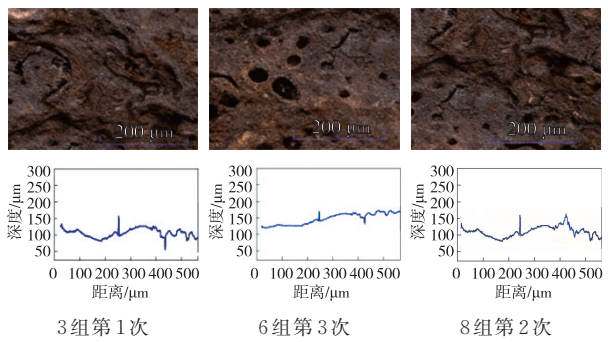


图8 二维剖面图及二维形貌特征

表4 仿真值、预测值与测量值

类型	仿真值/ μm	预测值/ μm	测量值/ μm
1组	5.266	5.473	5.850
2组	6.207	6.462	6.838
3组	7.401	7.136	7.675
4组	8.586	9.154	8.649
5组	9.136	9.569	9.948
6组	9.386	9.857	10.255
7组	13.013	13.394	14.082
8组	13.502	13.601	14.697
9组	13.803	14.102	14.997

由图9及误差数据分析可知,三种工艺组合下激光微孔加工的表面粗糙度,其仿真值、预测值与测量值在趋势和量级上基本一致。得益于IPSO-BP模型的训练数据直接来源于仿真,其预测值与仿真值之间的误差(组别1~9分别为:3.78%, 3.95%, 3.71%, 6.20%, 4.52%, 2.93%, 2.18%, 3.97%, 3.62%)较小,这完全符合预期。尽管如此,模型预测值与真实试验值之间的误差(组别1~9分别为:6.88%, 5.50%, 7.02%, 5.84%, 3.96%, 4.04%, 5.45%, 8.06%, 6.34%)仍处于可接受的较低水平。这充分表明,本文所构建的IPSO-BP神经网络模型能够以较高精度实现对激光微孔加工表面粗糙度的有效预测。

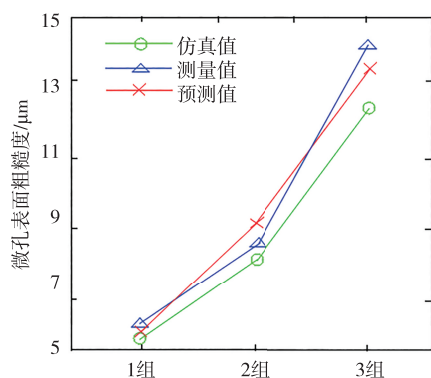


图9 微孔加工表面粗糙度趋势图

4 结论

为高效得到激光加工钛合金TC4微孔表面粗糙度,本文提出一种IPSO-BP神经网络解决方案进行预测与训练,主要结论如下:

(1) 所构建的IPSO-BP模型,使用27组样本数据中的22组数据作为训练集,以激光功率、脉冲频率及焦点位置偏差三个关键工艺参数为输入,能够有效预测微孔表面粗糙度。在仿真测试集上,预测最大相对误差仅为6.89%。

(2) 通过激光加工微孔试验对模型进行验证,IPSO-BP预测结果与实测值的最大相对误差为8.06%,该精度满足工程预测要求,证明了模型从仿真向实际应用的成功迁移。

(3) 所提出的基于IPSO-BP神经网络的预测模型,可用于准确预测激光加工钛合金TC4微孔的表面粗糙度。该模型的有效性得到了验证,其应用能为工艺参数优化提供可靠指导,从而大幅减少实验试错,有效控制加工成本,对提高加工效率与经济效益具有实际指导意义。

参考文献:

- [1] 张学谦,邢松龄,刘磊,等.带热障涂层的高温合金飞秒激光旋切打孔[J].中国激光,2017,44(1):0102013.
Zhang Xueqian, Xing Songling, Liu Lei, et al. Trepanning of super-alloy with thermal barrier coating using femtosecond laser[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(1): 0102013.
- [2] 王解,赵宗晨,江超,等.飞秒激光在单模光纤中精密加工微孔及其传感应用[J].激光与光电子学进展,2020,57(11):111425.
Wang Jie, Zhao Zongchen, Jiang Chao, et al. Femtosecond laser precision machining of micropores in single-mode fiber and sensing application[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(11): 111425.
- [3] Kumar N, Mandal N, Das A K. Micro-machining through

electrochemical discharge processes: a review[J]. Materials and Manufacturing Processes, 2020, 35(4): 363-404.

- [4] 金艳,齐威.深孔钻床的数控制造技术及深孔加工精度提升方法[J].农机使用与维修,2021(3):53-54.
Jin Yan, Qi Wei. Numerical control manufacturing technology of deep hole drilling machine and method of improving deep hole machining accuracy[J]. Agricultural Machinery Using & Maintenance, 2021(3): 53-54.
- [5] Uhlmann E, Schimmelpfennig T M, Perfilov I, et al. Comparative analysis of dry-EDM and conventional EDM for the manufacturing of micro holes in Si_3N_4 -TiN[J]. Procedia CIRP, 2016, 42: 173-178.
- [6] Keerthivasan T, Kaushik P, Mirunalini P, et al. Design and analysis of erosion in electrochemical machining tool[J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 37: 182-186.
- [7] Geethapriyan T, Kalaichelvan K, Muthuramalingam T. Multi performance optimization of electrochemical micro-machining process surface related parameters on machining Inconel 718 using Taguchi-grey relational analysis[J]. La Metallurgia Italiana, 2016, 4:13-19.
- [8] 王银飞,朱浩,张朝阳,等.旋转磁场辅助激光加工微孔的机理及试验研究[J].中国激光,2022,49(16):1602001.
Wang Yinfei, Zhu Hao, Zhang Chaoyang, et al. Mechanism and experimental research of magnetic field rotation assisted laser machining of micro-holes[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(16): 1602001.
- [9] Franco A, Rashed C A A, Romoli L. Analysis of energy consumption in micro-drilling processes[J]. Journal of Cleaner Production, 2016, 137: 1260-1269.
- [10] Yang Y, Chen Z, Zhang Y. Melt flow and heat transfer in laser drilling[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2016, 107: 141-152.
- [11] Hidai H, Kuroki Y, Matsusaka S, et al. Curved drilling via inner hole laser reflection[J]. Precision Engineering, 2016, 46: 96-103.
- [12] Li G, Renaud G, Liao M. Welding and Joining of Aerospace Materials[M]. Cambridge: Woodhead Publishing, 2021: 383-426.
- [13] 王明海,王京刚,郑耀辉,等.TC11钛合金铣削的表面粗糙度建模及有限元分析[J].机床与液压,2014,42(7):52-55.
Wang Minghai, Wang Jinggang, Zheng Yaohui, et al. Modeling and finite element analysis on surface roughness of milling TC11 titanium alloy[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2014, 42(7): 52-55.
- [14] Martinez J, Black M J, Romero J. On human motion prediction using recurrent neural networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 4674-4683.
- [15] 鲁旭祥,王宸,李宗良,等.基于改进粒子群算法的刀具瞬时铣削力预测研究[J].工具技术,2022,56(11):88-93.

- Lu Xuxiang, Wang Chen, Li Zongliang, et al. Tool instantaneous milling force prediction based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Tool Engineering, 2022, 56(11): 88-93.
- [16] 聂 鹏, 贾 彤, 张锴锋. 改进粒子群算法和ELM的刀具磨损量预测[J]. 机械设计与制造, 2022(5): 33-36.
- Nie Peng, Jia Tong, Zhang Kaifeng. Tool wear prediction based on improved particle swarm optimization and extreme learning machine [J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(5): 33-36.
- [17] 吴 沁, 周顺仟, 王星联. 改进粒子群优化滚珠丝杠进给系统BP神经网络PID控制策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(6): 24-33.
- Wu Qin, Zhou Shunqian, Wang Xinglian. Research on BP neural network PID control strategy for improving particle swarm optimization of ball screw feed system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(6): 24-33.
- [18] 王雅琴. 基于粒子群优化BP神经网络的财务风险预警研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- Wang Yaqin. Research on financial risk early warning based on PSO-BP neural network[D]. Xi'an: Xidian University, 2021.

作者简介:

刘江宁(1985—),男,辽宁省沈阳市人,主要研究方向为激光加工、航空铆接。