

基于神经网络遗传算法的磁粒研磨 TC4 材料工艺参数优化

赵传营, 赵玉刚, 刘宁, 宋盼盼, 高跃武, 张勇, 刘广新

(山东理工大学 机械工程学院, 山东 淄博 255000)

摘要: **目的** 利用磁粒研磨光整加工技术提高 TC4 材料的表面质量, 使用 BP 神经网络建立加工工艺参数和表面粗糙度之间的关系, 使用遗传算法寻找最优工艺参数组合。**方法** 使用双级雾化快凝法制备的金刚石磁性磨料对 TC4 材料工件进行 $L_9(3^4)$ 正交试验, 借助 Matlab 软件建立结构为 4-12-1 的 BP 神经网络, 根据正交试验结果训练 BP 神经网络, 探究工艺参数主轴转速 n 、加工间隙 δ 、进给速率 v 、磨料粒径 D 和表面粗糙度 Ra 之间的关系。使用决定系数 R^2 评判 BP 神经网络训练结果, 基于训练好的 BP 神经网络使用遗传算法对工艺参数进行全局寻优。使用计算得到的优化工艺参数进行试验, 并测量工件表面粗糙度, 与计算得到的表面粗糙度做对比。**结果** BP 神经网络的预测误差在 1.5% 以下, 通过决定系数 R^2 优化的模型可在训练样本较少的情况下进行有效可靠的预测。遗传算法优化的结果, 在主轴转速为 1021.26 r/min、加工间隙为 1.52 mm、进给速率为 1.04 mm/min、磨料粒径为 197.91 μm 下, 获得最佳表面粗糙度, 为 0.0951 μm 。使用调整后的工艺参数, 在主轴转速为 1020 r/min、加工间隙为 1.50 mm、进给速率为 1.0 mm/min、磨料粒径为 196 μm 下, 试验得到的表面粗糙度为 0.093 μm , 与计算得到的最佳表面粗糙度误差为 2.21%。**结论** 采用磁粒研磨光整加工技术与寻优参数结合, 可以有效提高 TC4 材料加工后的表面质量。

关键词: 磁粒研磨; TC4; 正交实验; 神经网络; 遗传算法; 表面粗糙度

中图分类号: TG580.68 文献标识码: A 文章编号: 1001-3660(2020)02-0316-06

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2020.02.040

Optimization of Process Parameters of Magnetic Abrasive Finishing TC4 Material Based on Neural Network and Genetic Algorithm

ZHAO Chuan-ying, ZHAO Yu-gang, LIU Ning, SONG Pan-pan,
GAO Yue-wu, ZHANG Yong, LIU Guang-xin

(School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the surface quality of TC4 materials by magnetic abrasive finishing, establish the

收稿日期: 2019-06-05; 修订日期: 2019-09-15

Received: 2019-06-05; Revised: 2019-09-15

基金项目: 国家自然科学基金 (51875328); 山东省自然科学基金 (ZR201807060394)

Fund: National Natural Science Foundation of China (51875328); Shandong Provincial Natural Science Foundation (ZR201807060394)

作者简介: 赵传营 (1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为表面工程。

Biography: ZHAO Chuan-ying (1996—), Male, Master, Research focus: surface engineering.

通讯作者: 赵玉刚 (1964—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为精密超精密加工技术、特种加工工艺与装备、表面工程。邮箱: zygsdut@126.com

Corresponding author: ZHAO Yu-gang (1964—), Male, Doctor, Professor, Research focus: precision machining special machining and technology, surface engineering. E-mail: zygsdut@126.com

引文格式: 赵传营, 赵玉刚, 刘宁, 等. 基于神经网络遗传算法的磁粒研磨 TC4 材料工艺参数优化[J]. 表面技术, 2020, 49(2): 316-321.
ZHAO Chuan-ying, ZHAO Yu-gang, LIU Ning, et al. Optimization of process parameters of magnetic abrasive finishing TC4 material based on neural network and genetic algorithm[J]. Surface technology, 2020, 49(2): 316-321.

relationship between processing parameters and roughness by BP neural network, and find the optimal combination of process parameters by genetic algorithm. The diamond magnetic abrasive prepared by gas-solid two-phase double-stage atomization and rapid solidification was used to perform $L_9(3^4)$ orthogonal test on TC4 material workpiece. BP neural network with the structure of 4-12-1 was established by Matlab software. BP was trained according to orthogonal test results to explore the relationship between the spindle speed n , working gap δ , feed rate v , abrasive size D and roughness R_a . The BP neural network training results were evaluated by coefficient of determination R^2 . Based on the trained BP neural networks, genetic algorithms were used to globally optimize process parameters. The calculated optimized process parameters were used to conduct experiment and measure surface roughness and then compare such roughness with the calculated roughness R_a . The prediction error of BP neural network was less than 1.5%, the model optimized by coefficient of determination R^2 could make effective and reliable prediction under the condition of fewer samples. The results of genetic algorithm optimization: the optimum roughness was $0.0951\ \mu\text{m}$ at spindle speed of 1021.26 r/min, machining gap of 1.52 mm, feed rate of 1.04 mm/min, and abrasive size of $197.91\ \mu\text{m}$. The adjusted process parameters were: spindle speed of 1020 r/min, machining gap of 1.50 mm, feed rate of 1.0 mm/min and abrasive size of $196\ \mu\text{m}$. The test roughness was $0.093\ \mu\text{m}$, and the error from the calculated optimal surface roughness was 2.21%. The combination of magnetic abrasive finishing and optimization parameters can effectively improve the surface quality of TC4 material after processing.

KEY WORDS: magnetic abrasive finishing; TC4; orthogonal experiment; neural network; genetic algorithm; roughness

钛合金相对于传统的金属材料, 具有比强度高、耐热耐腐蚀性好等特点, 国内外已广泛应用于军事、航空航天、海洋船舶等领域。同时, 钛合金质量轻、生物相容性好, 在民生领域也得到较为广泛的应用, 例如高尔夫球杆、人体体内植入物等^[1-2]。但是, 由于钛合金导热系数较低、弹性模量较低等特点, 导致其可加工性能较差^[3]。磁粒研磨光整加工是由永磁铁或电磁铁产生的磁场吸附磁性磨料除去被加工工件表面多余的金属, 使工件获得高的表面质量的加工方式^[4], 该加工方式具有温升小、自适应性好等特点。磁粒光整加工技术已经在各类金属及非金属材料的平面光整加工中得到应用, 并取得了良好的效果^[5]。

影响磁粒研磨光整加工的工艺参数很多, 例如磨料粒径、主轴转速、加工间隙、加工介质、进给速率、磨料填充质量等。表面粗糙度通常作为检验磁粒研磨光整加工质量的重要指标, 为了获得更优的工艺参数来降低工件表面粗糙度, 想要通过数学公式表达各个工艺参数与表面粗糙度之间的复杂非线性关系是非常困难的。现通常采用正交试验对工艺参数进行优化, 但是这种方法得到的优化结果只能来自于设定好的水平中, 具有一定的局限性。BP 神经网络是人工神经网络的类型之一, 其模仿生物神经元的生理机能, 能够进行大规模并行处理, 具有容错性好、自适应和自组织能力强等特点, 能够对复杂的非线性关系进行拟合^[6]。遗传算法是根据自然界优胜劣汰的进化理论演化过来的随机性的全局优化方法, 其能够直接操作结构对象, 具有良好的全局寻优能力^[7]。将 BP 神经网络和遗传算法结合起来, 可以避免二者单独使用的缺点, 使建立的模型与实际工程更加吻合。

根据正交试验得到的数据组对 BP 神经网络进行训练, 建立主轴转速 n 、加工间隙 δ 、进给速率 v 和

磨料粒径 D 四个工艺参数与表面粗糙度 R_a 之间的对应关系, 利用遗传算法良好的全局寻优能力对工艺参数进行优化。

1 试验

1.1 材料及设备

TC4 钛合金作为 $\alpha+\beta$ 两相钛合金的一种, 由于其耐高温性好、强度高、生物相容性好和易于成形的特点, 在军事和民生领域得到了广泛应用, 其产量占据钛合金总产量的一半^[8], 因此 TC4 材料的表面光整加工问题亟待被解决。

本次试验选择一块长宽高为 $32\ \text{mm} \times 20\ \text{mm} \times 5\ \text{mm}$ 的 TC4 钛合金块作为被加工工件。基于 XK7136C 型, 主轴被改造为磁极装夹装置的数控铣床作为磁粒研磨光整加工平台^[9]。磁极采用底面开有六条槽宽和深度为 2 mm 的矩形槽, 材料为 Nd-Fe-B 的 N35 型永磁铁, 加工间隙为 1.5~2.5 mm 时, 磁极产生的磁感应强度为 0.35~0.5 T。使用双级雾化快凝法制备的磨粒相为金刚石的磁性磨料^[10], 该方法使磨粒相与铁基相紧密结合, 且磨粒相具有锋利的切削刃, 制得的磨料球形度好, 具有良好的微刃等高性能^[11], 其 SEM 图如图 1 所示。使用型号为时代 TR200 的手持式表面粗糙度仪, 测量加工后工件的表面粗糙度。

1.2 试验参数

正交试验可以在尽量减少试验次数的情况下进行一定程度的试验参数与试验结果之间关系的探究。磁粒研磨光整加工过程中有众多工艺参数, 如主轴转速、加工间隙、进给速率、磨料粒径、磨料填充质量、工作介质等, 其中磨料填充质量和工作介质对磁粒研

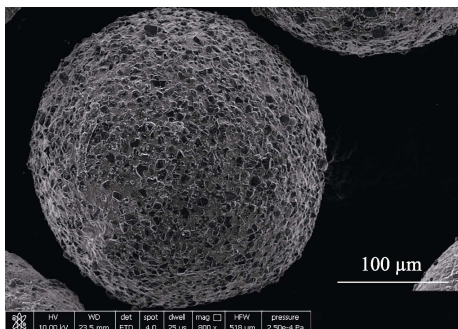


图1 金刚石磁性磨料 SEM图
Fig.1 SEM of diamond magnetic abrasive

磨结果的影响较小,将这两个因素作为常量处理,每组试验使用精密天平称取2 g金刚石磁性磨料和0.2 g SAE15W-40 润滑油分别作为磨料填充质量和加工介质^[12]。使用70目、80目、90目、100目、150目和160目筛网,筛分出平均粒径分别为196、155、101 μm的金刚石磁性磨料。采用 $L_9(3^4)$ 正交试验,因素水平表如表1所示。

表1 TC4 因素水平表
Tab.1 TC4 factor level

Level	Spindle speed $n/(r \cdot \min^{-1})$	Working gap δ/mm	Feed rate $v/(\text{mm} \cdot \min^{-1})$	Abrasive size $D/\mu\text{m}$
1	800	1.5	1.0	196
2	1200	2.0	2.0	155
3	1600	2.5	3.0	101

1.3 试验结果

每组试验前用砂纸对TC4工件进行预处理,在工件上随机选取3个点测量表面粗糙度,取其平均值作为加工前工件表面粗糙度,将工件的表面粗糙度打磨至0.320 μm。采用磁粒研磨光整加工技术,沿工件宽度方向对工件进行2次加工,使用超声清洗器清洗浸没在酒精中的加工后工件2 min,去除工件表面残留油污,随机选取3个点测量表面粗糙度,并取其平均值作为加工后工件表面粗糙度。试验结果如表2所示。

表2 正交试验结果
Tab.2 Results of orthogonal test

Experiment number	Spindle speed $n/(r \cdot \min^{-1})$	Working gap δ/mm	Feed rate $v/(\text{mm} \cdot \min^{-1})$	Abrasive size $D/\mu\text{m}$	Roughness $Ra/\mu\text{m}$
1	800	1.5	1.0	101	0.191
2	800	2.0	2.0	155	0.154
3	800	2.5	3.0	196	0.176
4	1200	1.5	2.0	196	0.104
5	1200	2.0	3.0	101	0.175
6	1200	2.5	1.0	155	0.159
7	1600	1.5	3.0	155	0.171
8	1600	2.0	1.0	196	0.129
9	1600	2.5	2.0	101	0.183

2 BP神经网络

2.1 BP神经网络的建立

借助Matlab软件建立BP神经网络模型。BP神经网络是人工神经网络杰出的代表,也是当前应用最广的神经网络学习算法之一^[13-14]。BP是Back Propagation的缩写,即BP神经网络是数据正向传播和误差逆向传播。所有输入数据与对应权值乘积的和构成加权,加权和经过传递函数传递给下一层神经元,得到的预测值与测量值之差,即误差 ε 。误差 ε 逆向传播到每一层神经元,调整权值和阈值,循环这一过程直至误差 ε 满足初始设定的误差标准0.001。神经网络模型是由输入层、隐含层和输出层三部分组成,对于任何一个在闭区间内连续的函数都可以被含有一个单隐含层的BP神经网络模型拟合逼近,所以一个三层的BP神经网络就可以满足输入变量与输出变量之间的映射关系^[15]。输入层由主轴转速 n 、加工间隙 δ 、进给速率 v 和磨料粒径 D 四个神经元构成,隐含层的神经元个数根据经验公式(1)确定,输出层由表面粗糙度 Ra 一个神经元构成。

$$h = \sqrt{n + m} + a \quad (1)$$

式中: h 为隐含层神经元个数; n 为输出层神经元个数; m 为输入层神经元个数; a 为调节系数, $a \in [0, 10]$ 。

训练函数设置为trainlm。传递函数为S型正切函数tansig,因为函数tansig在区间 $[-1, 1]$ 之外的区域变化平缓,所以将输入数据归一化到区间 $[-1, 1]$ 内,以避免输出数据区分度小。同时归一化还可以避免数据之间的范围过大,而导致网络模型收敛速度慢和小数据被大数据湮没的问题。使用公式(2)对数据进行归一化:

$$y = 2 \cdot \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (2)$$

式中: y 为输出数据; x 为输入数据; x_{\min} 为输入数据最小值; x_{\max} 为输入数据最大值。

根据式(1)得出隐含层的神经元个数范围为 $[3, 13]$,经试验,神经元个数与模型训练误差的结果如表3所示。当隐含层的神经元个数为12个时,模型训练误差较小,因此选择隐含层的神经元个数为12。构建的BP神经网络模型如图2所示。

表3 模型训练误差
Tab.3 Model training error

Number of neurons	3	4	5	6	7	8
Error	0.0849	0.0834	0.0931	0.0934	0.0929	0.0944
Number of neurons	9	10	11	12	13	
Error	0.0929	0.0887	0.0923	0.0484	0.0931	

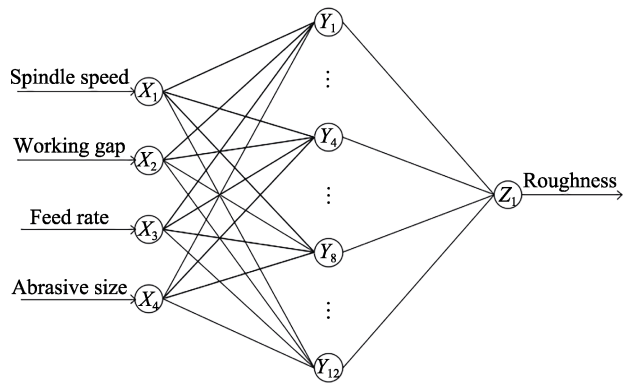


图 2 BP 神经网络结构
Fig.2 Structure of BP neural network

2.2 BP 神经网络模型的检验

用正交试验得到的 9 组数据对建立好的模型进行训练和检验。随机对 9 组试验数据进行编号，通常选用数据总体的 80%作为训练样本，因此随机抽取其中 7 组数据作为训练样本，剩下的 2 组数据作为测试样本。建立好的 BP 神经网络模型通过学习训练样本中的数据，建立输入数据和输出数据之间的关系，用测试样本中的数据来检验模型拟合的好坏。BP 神经网络自身并不能判断数据拟合的好坏和预测的准确程度，于是引入决定系数 R^2 来判断建立的网络模型是否达到所要求^[16]。

R^2 一般用于评估预测值和真实值的吻合程度，是预测值的样本方差和真实值的样本方差的比值，在数学上可以表示为被解释平方和与总离差平方和的比值，如公式(3)—(5)所示。

$$ESS = \sum (\hat{Y} - \bar{Y})^2 \tag{3}$$

$$TSS = \sum (Y - \bar{Y})^2 \tag{4}$$

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} \tag{5}$$

式中： Y 为测量值； \hat{Y} 为预测值； \bar{Y} 为平均值； ESS 为被解释平方和； TSS 为总离差平方和。

总离差平方和等于被解释平方和与残差平方和之和，如公式(6)所示，进而 R^2 可以表示为公式(7)的形式。

$$TSS=ESS+RSS \tag{6}$$

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum (Y - \hat{Y})^2}{\sum (Y - \bar{Y})^2} \tag{7}$$

式中： RSS 为残差平方和。

观察公式(7)可以发现， R^2 越接近于 1，说明预测值与真实值越接近，预测值与真实值的拟合度越高，模型预测越精准。预测结果 $R^2=0.9976$ ，预测值与真实值的拟合度高，如图 3 所示。预测值与真实值的误差如表 4 所示，可知预测值与真实值的两组误差分别为 1.15%和 1.39%，在可接受范围之内，保存训练好的 BP 神经网络模型，便于遗传算法调用。

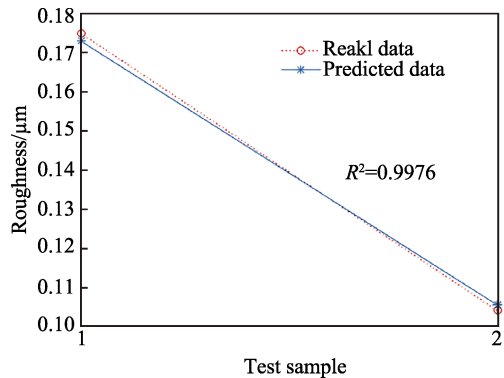


图 3 预测值与真实值拟合度
Fig.3 Fit of predicted data and real data

表 4 测试样本预测值与真实值对比
Tab.4 Comparison of predicted data with real data of test sample

Number	Spindle speed $n/(r \cdot min^{-1})$	Working gap δ/mm	Feed rate $v/(mm \cdot min^{-1})$	Abrasive size $D/\mu m$	Real data $Ra/\mu m$	Predicted data $Ra/\mu m$	Error $\Delta/\%$
1	1200	2.0	3.0	100	0.1750	0.1730	1.15
2	1200	1.5	2.0	200	0.1040	0.1054	1.39

3 基于遗传算法寻优

3.1 参数设置及寻优结果

遗传算法是以达尔文进化论中自然选择和遗传机理为基础建立的数学计算模型，舍弃固有的搜索方式，模仿自然界生物的遗传进化过程^[17-18]。把目标条件表面粗糙度 Ra 作为适应度，将待优化参数主轴转速 n 、加工间隙 δ 、进给速率 v 和磨料粒径 D 中的个体转化为一个个独立的染色体，对这些独立的染色体

编码，进行染色体之间的选择、遗传和变异过程。调用训练好的 BP 神经网络模型，设定迭代次数为 200 次，种群大小为 20 个，交叉概率为 0.4，变异概率为 0.2。以适应度作为评价标准，根据优胜劣汰的法则，不断得到更加优化的群体，在最优群体的范围内搜索最优个体，实现遗传算法寻优功能。输入变量的寻优范围如表 5 所示。

经过 200 次迭代后，搜索到最优的表面粗糙度是 $0.0951 \mu m$ ，适应度曲线如图 4 所示，此时的工艺参数值为：主轴转速 1021.26 r/min，加工间隙 1.52 mm，进给速率 1.04 mm/min，磨料粒径 $197.91 \mu m$ 。

表 5 输入变量寻优范围
Tab.5 Optimization scope of input variables

Object	Spindle speed $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	Working gap δ/mm	Feed rate $v/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	Abrasive size $D/\mu\text{m}$
Range	[800,1600]	[1.5,2.5]	[1.0,3.0]	[100,200]

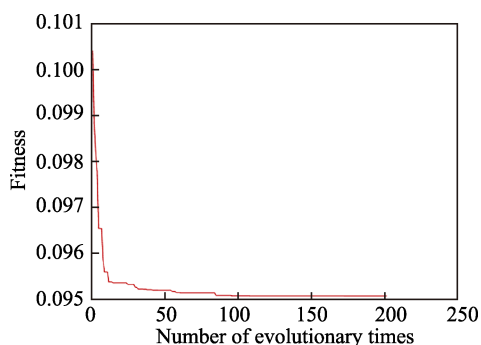


图 4 适应度曲线
Fig.4 Fitness curve

3.2 寻优结果检验

使用寻优得到的数据进行试验,其他试验条件保持不变,考虑到试验材料及设备的客观条件,在满足试验设备所能达到条件的前提下,尽可能小地改变计算得到的数据。对试验参数进行调整,调整后的试验参数及试验结果对比如表 6 所示。

经过 3 组结果检验试验,试验得到的数据与预测得到的数据误差均小于 2.21%,在可接受范围内。经分析,误差产生的原因有:(1)试验结果测量时,测量和读数存在误差;(2)BP 神经网络模型建立时,训练样本数量少导致的误差;(3)根据实际加工条件调整得到的最优工艺参数与计算得到的最优工艺参数之间的差值所产生的误差。

TC4 材料加工前后的表面粗糙度、表面纹理和加工效果对比如图 5—7 所示。结果表明,经磁粒研磨光整加工后,TC4 材料表面粗糙度下降明显,工件表面的划痕和毛刺被大量去除,加工表面从模糊不清

表 6 寻优结果试验
Tab.6 Test of optimization result

Number	Spindle speed $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	Working gap δ/mm	Feed rate $v/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	Abrasive size $D/\mu\text{m}$	Real data $Ra/\mu\text{m}$	Predicted data $Ra/\mu\text{m}$	Error $\Delta/\%$
1	1020	1.5	1.0	195	0.093	0.0951	2.21
2	1020	1.5	1.0	195	0.093	0.0951	2.21
3	1020	1.5	1.0	195	0.094	0.0951	1.16

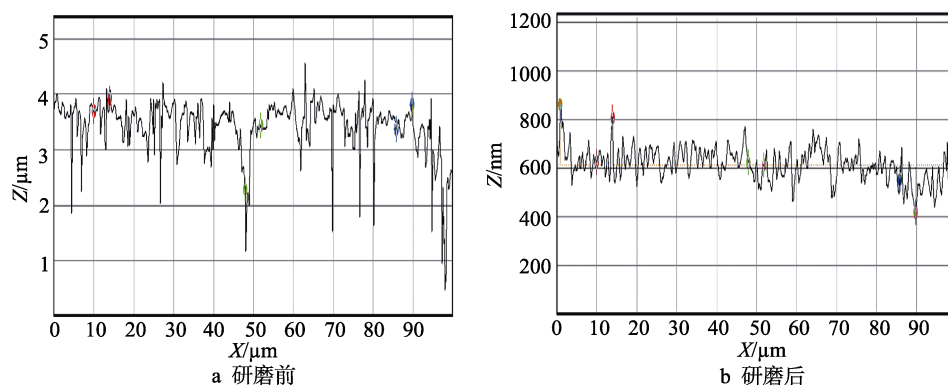


图 5 磁粒研磨 TC4 材料前后表面粗糙度

Fig.5 Surface roughness of TC4 material before and after magnetic abrasive finishing: (a) before finishing; (b) after finishing

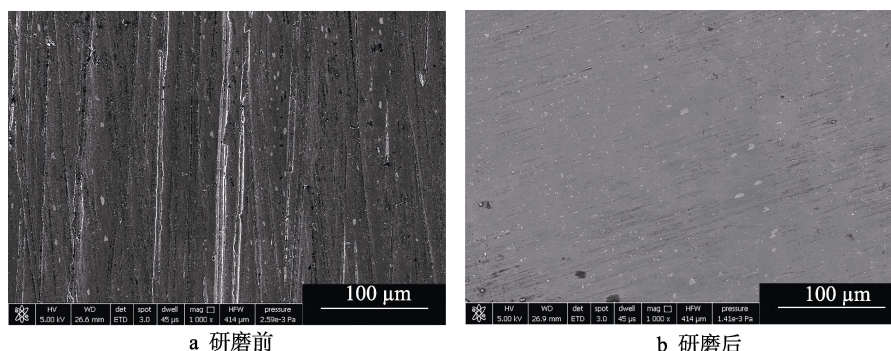


图 6 磁粒研磨 TC4 前后 SEM 表面形貌

Fig.6 SEM surface topography of TC4 before and after magnetic abrasive finishing: (a) before magnetic finishing; (b) after magnetic finishing

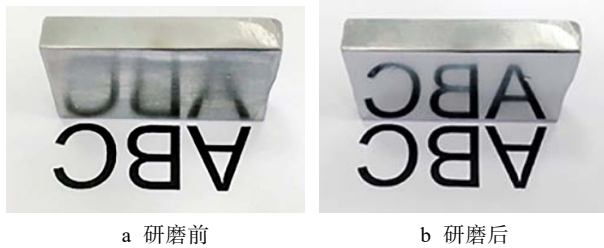


图 7 磁粒研磨 TC4 材料前后效果图

Fig.7 Effect of TC4 material before and after magnetic abrasive finishing: (a) before finishing; (b) after finishing

到镜面效果, 工件的表面质量提高, 有利于提高 TC4 工件的使用寿命。

4 结论

1) 根据正交试验结果, 建立了输入量为主轴转速 n 、加工间隙 δ 、进给速率 v 和磨料粒径 D , 输出量为表面粗糙度 R_a 的 BP 神经网络模型, 使用决定系数 R^2 对模型预测结果进行评判。所建模型的预测误差小于 1.5%, 实现了所建模型在训练样本较少的情况下的准确预测。

2) 基于遗传算法对磁粒研磨 TC4 材料工艺参数优化, 计算得到当主轴转速为 1021.26 r/min、加工间隙为 1.52 mm、进给速率为 1.04 mm/min、磨料粒径为 197.91 μm 时, 表面粗糙度最小, 为 0.0951 μm 。

3) 采用调整后的优化工艺参数进行 3 组验证试验, 得到的表面粗糙度分别为 0.093、0.093、0.094 μm , 与计算得到的最优表面粗糙度误差均小于 2.21%, 有效降低了 TC4 材料的表面粗糙度, 提高了 TC4 材料的表面质量。

参考文献:

- [1] 于振涛, 余森, 程军, 等. 新型医用钛合金材料的研发和应用现状[J]. 金属学报, 2017, 53(10): 1238-1264.
YU Zhen-tao, YU Sen, CHENG Jun, et al. Development and application of novel biomedical titanium alloy materials[J]. Acta metallurgica sinica, 2017, 53(10): 1238-1264.
- [2] 张美娟, 南海, 鞠忠强, 等. 航空铸造钛合金及其成型技术发展[J]. 航空材料学报, 2016, 36(3): 13-19.
ZHANG Mei-juan, NAN Hai, JU Zhong-qiang, et al. Aeronautical cast Ti alloy and forming technology development [J]. Journal of aeronautical materials, 2016, 36(3): 13-19.
- [3] 郭龙文. 磁力研磨加工对 TC4 钛合金表面完整性影响的研究[D]. 辽宁: 辽宁科技大学, 2014.
GUO Wen-long. Effects of magnetic abrasive finishing on surface integrity of TC4 titanium alloy[D]. Liaoning: University of Science and Technology Liaoning, 2014.
- [4] 刘文祎, 张桂香. 磁力光整加工平面磁极头设计及仿真[J]. 现代制造工程, 2013(7): 76-81.
LIU Wen-wei, ZHANG Gui-xiang. Design and simulation of plane magnet pole on magnetic abrasive finishing[J]. Modern manufacturing engineering, 2013(7): 76-81.
- [5] 高玉龙, 赵玉刚, 滕一宁. 磁性磨料制备技术的研究[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2009, 23(3): 32-35.
GAO Yu-long, ZHAO Yu-gang, TENG Yi-ning. The research on the preparation technique of magnetic abrasive grains[J]. Journal of Shandong University of Technology (natural science edition), 2009, 23(3): 32-35.
- [6] 刘道华, 原思聪, 汪金友, 等. 遗传算法构建的神经网络及在机械工程中的应用[J]. 西安电子科技大学学报, 2008(1): 152-156.
LIU Dao-hua, YUAN Si-cong, WANG Jin-you, et al. Neural networks based on the genetic algorithm and its application in mechanical engineering[J]. Journal of Xidian University, 2008(1): 152-156.
- [7] 刘雪梅, 刘涛, 杨连生, 等. 平面喷涂漆膜厚度分布规律研究与搭接参数优化[J]. 表面技术, 2018, 47(9): 116-125.
LIU Xue-mei, LIU Tao, YANG Lian-sheng, et al. Spray painting film thickness distribution on panel and optimization of width of paint film overlay[J]. Surface technology, 2018, 47(9): 116-125.
- [8] 朱晓亮, 欧梅桂, 张松, 等. TC4 钛合金热变形行为研究[J]. 现代机械, 2019(2): 88-92.
ZHU Xiao-liang, OU Mei-gui, ZHANG Song, et al. Study on thermal deformation behavior of TC4 titanium alloy [J]. Modern machinery, 2019(2): 88-92.
- [9] 梁伟, 张桂香, 张鹏, 等. 磁力研磨光整加工 ZrO_2 陶瓷材料试验研究[J]. 表面技术, 2018, 47(9): 310-316.
LIANG Wei, ZHANG Gui-xiang, ZHANG Peng, et al. Experimental research on magnetic abrasive finishing for ZrO_2 ceramic materials[J]. Surface technology, 2018, 47(9): 310-316.
- [10] GAO Yue-wu, ZHAO Yu-gang, ZHANG Gui-guan. Preparation of Al_2O_3 magnetic abrasives by gas-solid two-phase double-stage atomization and rapid solidification [J]. Materials letters, 2018, (215): 310-316.
- [11] 张桂香, 赵玉刚, 赵东标. 磁性磨料制备技术研究新进展[J]. 兵器材料科学与工程, 2012, 35(1): 88-92.
ZHANG Gui-xiang, ZHAO Yu-gang, ZHAO Dong-biao. Advancement of fabrication processes for magnetic abrasives[J]. Ordnance material science and engineering, 2012, 35(1): 88-92.
- [12] GAO Yue-wu, ZHAO Yu-gang, ZHANG Gui-xiang, et al. Polishing of paramagnetic materials using atomized magnetic abrasive powder[J]. Materials and manufacturing processes, 2019, 34(6): 604-611.
- [13] DING Shi-fei, SU Chun-yang, YU Jun-zhao. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial intelligence review, 2011, 36: 153-162.
- [14] YOU Xi-ming, CAO Xue-wu. Study of liquid lithium coolant interaction based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of fusion energy, 2015, 34: 918-924.
- [15] 张永宏, 胡德金, 张凯, 等. 基于进化神经网络的曲面磨削表面粗糙度预测[J]. 上海交通大学学报, 2005(3): 373-376.
ZHANG Yong-hong, HU De-jin, ZHANG Kai, et al. Prediction of the surface roughness in curve grinding based on evolutionary neural networks[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2005(3): 373-376.
- [16] OSNAT I. A shapley-based decomposition of the R -square of a linear regression[J]. The journal of economic inequality, 2007, 5(2): 199-212.
- [17] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [18] HOLLAND J H. Genetic algorithms[J]. Scientific American, 1992, 9(7): 44-50.