表面强化技术

基于正交实验和数据驱动的喷丸表面完整性参数预测

吴少杰[1]，刘怀举[1]，张仁华[1]，张秀华[1]，葛一波[2]

（1.重庆大学 机械传动国家重点实验室，重庆 400044；
2.上海恩太设备技术有限公司，上海 201806）

摘 要：目的 探究喷丸工艺参数对18CrNiMo7-6滚子表面完整性的影响规律，得到喷丸工艺参数与表面完整性的映射关系，提高喷丸工艺的质量与效率。**方法** 运用Python语言对Abaqus进行二次开发，建立喷丸仿真的随机多弹丸模型并进行了试验验证。设计正交实验研究喷射角度、喷射速度、弹丸直径、覆盖率及弹丸类型对残余应力与表面粗糙度的影响规律，并用随机森林算法得到各个工艺参数对喷丸综合效果的重要度值。以喷射角度、喷射速度、弹丸直径、覆盖率、弹丸类型、距表面深度为输入，残余应力和表面粗糙度为输出，建立基于神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型。**结果** 通过正交实验分析得到弹丸直径和喷射速度对表面粗糙度有显著影响。各个喷丸工艺参数对18CrNiMo7-6滚子的喷丸综合效果的重要度依次为：喷射角度0.249，喷射速度0.224，弹丸类型0.193，覆盖率0.173，弹丸直径0.161。在各个工艺参数范围内，较优的工艺参数组合为：喷射角度90°，喷射速度80 m/s，弹丸直径0.7 mm，覆盖率300%，弹丸材料为铸钢丸。基于神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型的平均相对误差低于7%。**结论** 基于神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型可以较准确地表示喷丸工艺参数与表面完整性参数之间的映射关系，能够为喷丸工艺提供相关参考。

关键词：喷丸强化；残余应力；表面粗糙度；正交实验；数据驱动；有限元仿真

中图分类号：TG668 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-3660(2021)04-0086-10

DOI：10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2021.04.008

Prediction of Surface Integrity Parameters of Shot Peening Based on Orthogonal Experiment and Data-driven

WU Shao-jie[1], LIU Huai-ju[1], ZHANG Ren-hua[1], ZHANG Xiu-hua[1], GE Yi-bo[2]

(1.State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2.Shanghai Peentech Equipment Tech. Co. Ltd, Shanghai 201806, China)

收稿日期：2020-01-05；**修订日期：**2020-05-09

Received：2020-01-05；**Revised：**2020-05-09

基金项目：国家自然科学基金（51975063）；重庆市自然科学基金重点项目（cstc2019jcyj-zdxmX0007）

Fund：Supported by the National Natural Science Foundation of China (51975063), Key Program of Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-zdxmX0007)

作者简介：吴少杰（1997—），男，硕士研究生，主要研究方向为数据驱动与喷丸强化。

Biography：WU Shao-jie (1997—), Male, Master, Research focus: data-driven and shot peening.

通讯作者：刘怀举（1986—），男，博士，副教授，主要研究方向为机械传动智能设计与抗疲劳制造。邮箱：huaijuliu@cqu.edu.cn

Corresponding author：LIU Huai-ju (1986—), Male, Doctor, Associate professor, Research focus: intelligent design of mechanical transmission and anti-fatigue manufacture. E-mail: huaijuliu@cqu.edu.cn

引文格式：吴少杰，刘怀举，张仁华，等. 基于正交实验和数据驱动的喷丸表面完整性参数预测[J]. 表面技术, 2021, 50(4): 86-95.

WU Shao-jie, LIU Huai-ju, ZHANG Ren-hua, et al. Prediction of surface integrity parameters of shot peening based on orthogonal experiment and data-driven[J]. Surface technology, 2021, 50(4): 86-95.

ABSTRACT: This paper aims to study the influence of process parameters of shot peening on the surface integrity of 18CrNiMo7-6 roller and acquire the mapping relation between process parameters and surface integrity, so as to improve the quality and efficiency of shot peening process. During this, Python language was used for the secondary development of Abaqus to establish the random multi-shots model of shot peening simulation and the experimental verification was carried out. Orthogonal experiment was designed to study the effect laws of impact angle, impact velocity, shot diameter, coverage and shot type on residual stress and surface roughness, and the importance value of each process parameter on the comprehensive effect of shot peening was obtained by the random forest algorithm. With impact angle, impact velocity, shot diameter, coverage, shot type and surface depth as input values and residual stress and surface roughness as output values, a prediction model of shot peening surface integrity based on neural network was established. Through the orthogonal test, it is found that the shot diameter and impact velocity have a significant influence on the surface roughness. The importance of each shot peening process parameter to the comprehensive shot peening effect of 18CrNiMo7-6 roller is impact angle (0.249), impact velocity (0.224), shot type (0.193), coverage (0.173) and shot diameter (0.161). The optimal combination of process parameters within the range of each process parameter is that the impact angle is 90°, the impact velocity is 80 m/s, the shot diameter is 0.7 mm, the coverage is 300%, and the shot material is cast steel shot. The average relative error of the shot peening surface integrity prediction model based on neural network is less than 7%. Therefore, it is concluded that the shot peening surface integrity prediction model based on neural network can accurately represent the mapping relation between the shot peening process parameters and surface integrity parameters, thus providing relevant reference for shot peening process.

KEY WORDS: shot peening strengthening; residual stress; surface roughness; orthogonal experiment; data-driven; finite element simulation

随着航空航天、风电、船舶、高铁等重大装备向着长寿命、高可靠性方向发展，对以齿轮为代表的关键零部件表面质量提出更高的要求。喷丸作为一种表面强化技术，具有强化效果显著、适应面广、能耗低等特点，广泛应用于齿轮等重要零部件的表面强化。喷丸强化是一种金属表面冷加工工艺，其原理为高速喷射的丸流撞击金属零件表面，使其产生塑性变形，从而在零件表层引入残余压应力并改善表层组织结构，使零件产生组织强化和应力强化，提高零件的抗疲劳性能[1-3]。

国内外学者为探究喷丸工艺参数与表面完整性参数间的关联规律进行了大量的试验与仿真研究。许科飞等[4]研究了不同喷丸工艺参数对齿轮表面完整性的影响，发现提高喷丸覆盖率可以降低表面粗糙度及提高齿根表面的残余压应力。Nordin 等[5]研究了喷丸工艺参数对表面硬化齿轮钢表面粗糙度的影响，在给定喷丸强度下，随着覆盖率的增大，表面粗糙度会增加，达到一定覆盖率后，粗糙度随覆盖率的增加而减小。Seki 等[6]研究发现喷丸处理提高了齿轮的硬度、残余压应力及表面耐久性。Iida 等[7]对比了钢丸和玻璃丸的喷丸效果，得出使用铸钢丸可以得到更大的表面残余压应力和表面硬度。Unal 等[8]研究剧烈喷丸对 AISI 1017 钢的影响，得出表面硬度随喷丸强度的降低而减小，且在 200 μm 后，剧烈喷丸的效果消失。何嘉禧等[9]通过数值模拟研究了喷射速度、弹丸直径及覆盖率对二次喷丸后的残余应力、表面粗糙度的影响，发现提高二次喷丸的覆盖率可显著降低表面粗糙度。Wu 等[10]通过实验与仿真研究覆盖率对残余应力及表面粗糙度的影响，实测残余应力和表面粗糙度与有限元仿真的误差在 18%以内。Lin 等[11]建立了一个包含位错密度本构方程的随机多弹丸模型，研究喷射速度、覆盖率及二次喷丸对残余应力、表面粗糙度和位错胞尺寸的影响。在实际喷丸过程中，影响残余应力、表面粗糙度等表面完整性参数的工艺参数众多，表面完整性参数与喷丸工艺参数间存在复杂的非线性关系，喷丸试验费时费力，喷丸工艺参数选取依赖经验。因此，需要探究喷丸工艺参数与表面完整性参数间的对应关系，以指导喷丸工艺。

为了探究喷丸工艺参数与表面完整性参数间的对应关系，实现表面完整性参数的预测，Miao 等[12]基于 Hertz 理论、Zarka 弹塑性理论，采用解析法得到喷射速度、弹丸直径与 Almen 强度的关系式，并对残余应力进行预测。李金魁等[13]通过引入无量纲弹痕直径参数，推导残余压应力场与无量纲弹痕直径的关系式，实现了不同材料的残余应力预测。陈家伟等[14]基于有限元仿真和响应面法，得到铝合金的表面残余应力和变形与喷丸工艺参数间的对应关系。这种基于物理模型的表面完整性预测公式繁琐，试验复杂且工作量大。而基于神经网络的数据驱动方法无需知道喷丸具体作用机理，根据已有的喷丸工艺数据进行学习，可以对表面完整性参数进行预测，已被广泛用于机械零部件的寿命预测[15-16]、故障诊断[17]研究。目前采用神经网络研究喷丸工艺参数对表面完整性参数影响规律的研究较少。本文运用 Python 语言对 Abaqus 进行二次开发，建立喷丸仿真的随机多弹丸模型并进行了试验验证，设计正交实验进行有限元仿

真，研究喷射角度、喷射速度、弹丸直径、覆盖率、弹丸类型对 18CrNiMo7-6 滚子的喷丸综合效果的影响；建立基于神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型，探究喷丸工艺参数与表面完整性参数间的映射关系，实现表面完整性参数的快速预测，提高喷丸的质量与效率，为喷丸工艺人员提供相关参考。

1 研究方法

1.1 正交实验设计

正交实验是目前常用的试验优化分析方法[18]，利用标准化正交表安排喷丸工艺方案，对表面完整性参数结果进行极差分析，得出较优喷丸工艺参数组合。喷丸强度作为评价喷丸效果的一个重要指标，其大小直接影响残余压应力场、表面粗糙度等表面完整性参数，进而影响零部件的疲劳性能。在实际喷丸工艺中，铸钢丸与钢丝切丸常用于齿轮等零部件的喷丸处理，喷丸强度与喷射速度呈线性关系[19]。喷丸覆盖率[20]是指喷丸后零件表面凹坑面积占总面积的百分比。通过阿夫拉米公式[21]计算特定覆盖率下所需的弹丸数量，如公式（1）所示。其中，C 为覆盖率，r 表示弹痕半径（mm），N 为弹丸数量。

$$C = 100(1 - e^{\pi r^2 N}) \tag{1}$$

本文选取弹丸直径（D）、喷射角度（α）、喷射速度（V）、覆盖率（C）、弹丸类型（M）5 个因素。其中，弹丸直径为 4 水平，取值为 0.5、0.6、0.7、0.8 mm；喷射角度为 4 水平，取值为 45°、60°、75°、90°；喷射速度为 4 水平，取值为 60、80、100、120 m/s[22]；覆盖率为 3 水平，取值为 100%、200%、300%[23]；弹丸类型为 3 水平，取为铸钢丸（ZG）、钢丝切丸（CW）、高硬度钢丝切丸（HCW）。由于本喷丸工艺试验各因素的水平数不相等，为混合水平的多因素试验，采用拟水平法进行处理[24]。将覆盖率的水平 4 用水平 1 替换，弹丸类型的水平 4 用水平 1 替换。喷丸工艺正交实验因素水平如表 1 所示。

表 1 喷丸工艺正交实验因素水平
Tab.1 Orthogonal experimental factor levels for shot peening process

Levels	Factors				
	D/mm	α/(°)	V/(m·s^{-1})	C/%	M
1	0.5	45	60	100	ZG
2	0.6	60	80	200	CW
3	0.7	75	100	300	HCW
4	0.8	90	120		

确定好喷丸工艺正交实验的因素和水平数之后，利用统计分析软件 Minitab 进行混合水平的多因素实验设计。为了弹丸类型表示方便，将铸钢丸用 1 表示，钢丝切丸用 2 表示，高硬度钢丝切丸用 3 表示，最终的喷丸工艺正交实验方案如表 2 所示。

表 2 喷丸工艺正交实验方案
Tab.2 Orthogonal experiment scheme of shot peening process

No.	D/mm	α/(°)	V/(m·s^{-1})	C/%	M
1	0.5	45	60	100	1
2	0.5	60	80	200	2
3	0.5	75	100	300	3
4	0.5	90	120	100	1
5	0.6	45	80	300	1
6	0.6	60	60	100	3
7	0.6	75	120	100	2
8	0.6	90	100	200	1
9	0.7	45	100	100	2
10	0.7	60	120	300	1
11	0.7	75	60	200	1
12	0.7	90	80	100	3
13	0.8	45	120	200	3
14	0.8	60	100	100	1
15	0.8	75	80	100	1
16	0.8	90	60	300	2

1.2 随机多弹丸喷丸有限元模型

在有限元商业软件 Abaqus 中建立一长宽高分别为 5 mm×5 mm×5 mm 的小方块来模拟 18CrNiMo7-6 滚子的喷丸过程。在喷丸强化过程中，在弹丸的撞击下，靶体表层发生弹塑性变形，靶体选用随动强化本构模型[23]；铸钢丸、钢丝切丸、高硬度钢丝切丸的本构模型均为各向同性，弹丸和靶体的力学性能参数如表 3 所示。为了减少计算量，在小方块的中心位置分割一个 1 mm×1 mm×1 mm 的正方体来作为喷丸区域，并加密网格，保证模型的计算精度。为减小模型边界上的应力波反射对仿真结果造成的影响，把模型边界处单元类型设置为无限单元（CIN3D8）。模型喷丸区域单元类型为 C3D8R，模型喷丸区域与边界的过渡区域单元类型为 C3D8R，喷丸区域网格大小为 20 μm。弹丸与靶体之间的切向摩擦设置为罚函数（penalty），摩擦系数为 0.2[25]，法向行为设置为“硬接触”[26]。模型建立好后，选用 ABAQUS/Explicit 求解器的显示时间积分算法进行求解，建立的随机多弹丸有限元模型如图 1 所示。

为了验证随机多弹丸喷丸有限元模型的正确性，采用气动式喷丸机（Peentech，MT25-G80IIE/1/R）对 18CrNiMo7-6 材料制造的滚子进行喷丸试验。弹丸采用直径为 0.6 mm 的钢丝切丸，其硬度为 55~62HRC，气压为 0.5 MPa，喷嘴距待喷试件表面 200 mm，喷枪移动速度为 167.8 mm/min，喷丸流量为 8 kg/min，喷

表 3　弹丸和靶体的力学性能参数

Tab.3 Mechanical property parameters of shot and target

Materials		Constitutive model	Yield strength/MPa	E/GPa
Target	18CrNiMo7-6	Kinematic hardening	1300[27]	210
Shot	ZG	Isotropic	1550	210
	CW	Isotropic	1800	210
	HCW	Isotropic	2050	210

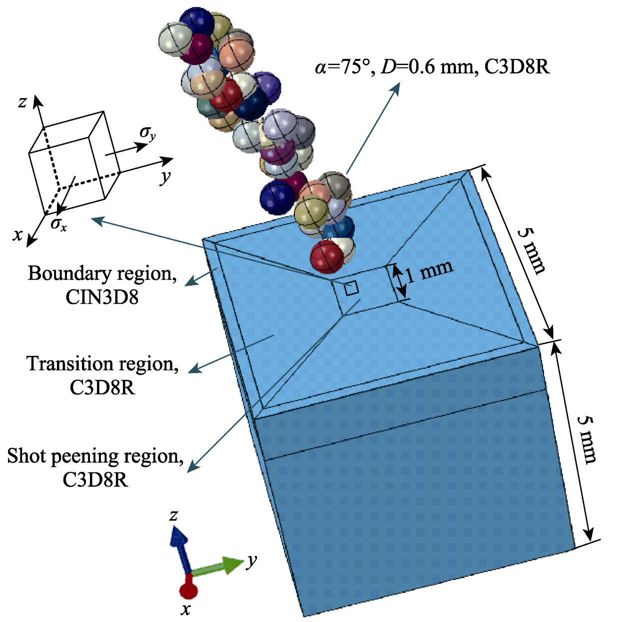


图 1　随机多弹丸有限元模型

Fig.1 Random multi-shots finite element model

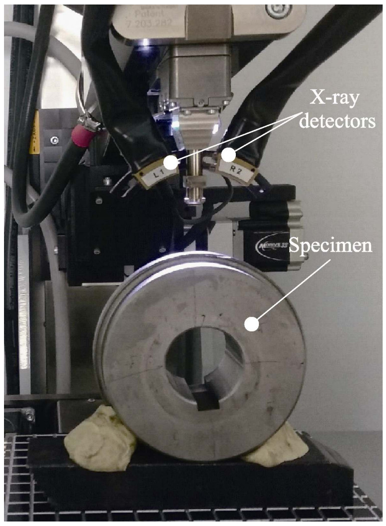


图 2　残余应力测试

Fig.2 Residual stress test

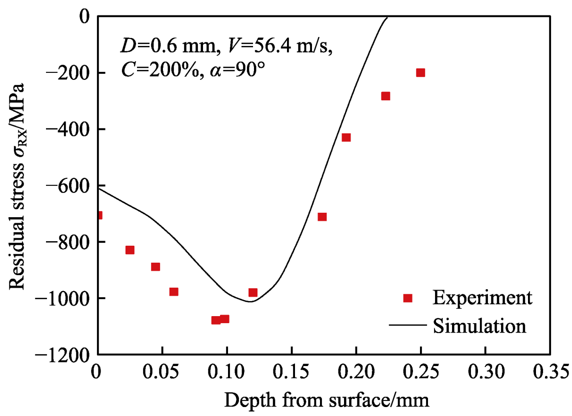


图 3　残余应力仿真值与试验值对比

Fig.3 Comparison of simulative values and experimental values of residual stress

射角度为 90°，覆盖率为 200%。由于在喷丸过程中喷丸速度不能直接测量，喷丸速度 V 通过气压 p、喷丸流量 m、弹丸直径 D 之间的公式（2）[28]计算得到。在上述工艺参数下，通过公式（2）计算的速度 V 为 56.4 m/s。

$$V=\frac{163.5\times p}{1.53\times m+10\times p}+\frac{295\times p}{0.598\times D+10\times p}+48.3\times p \tag{2}$$

采用 LXRD 型 X 射线应力测试仪（Cr 靶，衍射角 2θ 为 156.3°，电压为 30 kV，电流为 25 mA）测量残余应力，如图 2 所示。用饱和食盐水对试件进行电解抛光，完成沿深度方向的残余应力测量。一般残余压应力影响层深约为 0.15~0.3 mm[29]，故取 0~0.25 mm 深度下的残余应力值。测量的残余应力结果与仿真值对比如图 3 所示。可以看出，试验的表面残余压应力值、最大残余压应力值分别为–706、–1078 MPa；随机多弹丸有限元模型仿真的表面残余压应力值、最大残余压应力值分别为–609、–1020 MPa；相对误差分别为 13.7%、5.4%。有限元仿真值与试验值吻合较好，可以验证随机多弹丸喷丸有限元模型的正确性。

采用多功能摩擦磨损试验台（RTEC MFT-5000）中的表面形貌测量模块（白光干涉仪）对上述喷丸后滚子的表面粗糙度进行测量，以进一步验证随机多弹丸有限元模型的正确性。在测量过程中，选用 10×的放大倍数进行观察和测量。由于所测量滚子的几何形状是弧形，为了消除宏观曲率半径的影响，对初始测量的表面形貌数据进行处理，以获得平整的表面形貌数据，测量的三维表面形貌如图 4 所示。试验测量的表面粗糙度值 Sq 为 2.04 μm，随机多弹丸有限元仿真的表面粗糙度值 Sq 为 2.30 μm，表面粗糙度 Sq 仿真值与试验值的误差小于 0.3 μm，仿真值与试验值吻合较好。

1.3　喷丸性能预测的 GA-BP 神经网络模型

本文以弹丸直径、覆盖率、喷射速度、喷射角度、弹丸类型和距表面深度为模型的输入参数，残余应力及表面粗糙度为输出参数，则模型的输入层节点数为 6，输出层节点数为 2，神经网络的隐藏层取 2[30]，将有限元仿真所得到的数据按照 3∶1 的比例随机划分为训练集和测试集。喷丸表面完整性参数预测的神经网络结构拓扑图如图 5 所示。

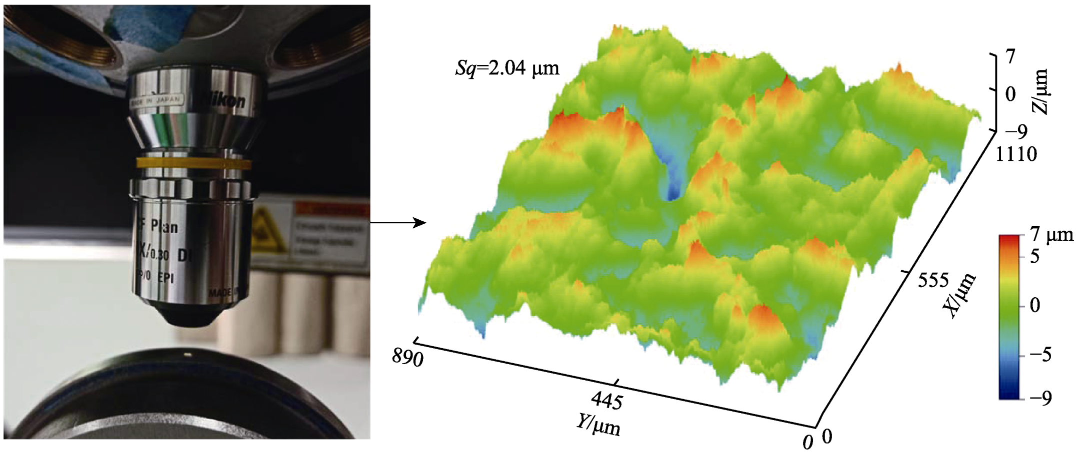


图 4 表面形貌测量结果
Fig.4 Surface topography measurement results

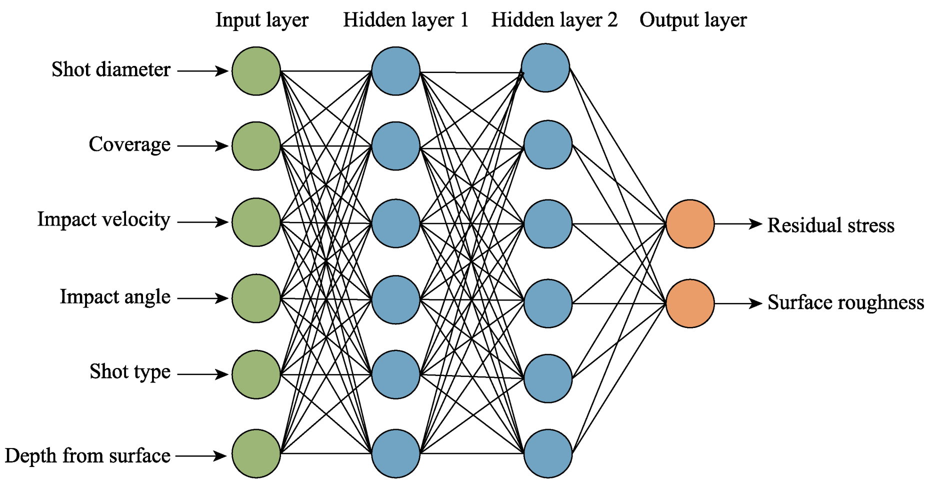


图 5 喷丸性能预测的 GA-BP 神经网络结构图
Fig.5 GA-BP neural network structure diagram of shot peening performance prediction

常用的喷丸性能预测神经网络模型精度评价参数有决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）、平均相对误差（MRE）。决定系数[31]（R^2）用来衡量自变量预测因变量的精度，其值为 0~1，数值越接近 1，说明模型的预测精度越高。确定隐藏层节点数经验公式如公式（3）所示。其中，k 为隐藏层节点个数，l 为输入层节点数，g 为输出层节点数，a 为 1~10 的常数。R^2、RMSE、MRE 计算公式见式（4）—式（6）。其中，y_i 表示实际残余应力或表面粗糙度值，$\hat{y}_i$ 表示神经网络预测的残余应力或表面粗糙度值，$\overline{y}_i$ 为数据集中实际残余应力或表面粗糙度的平均值，n 表示数据集中残余应力和表面粗糙度数据的个数。

$$k=\sqrt{l+g}+a \tag{3}$$

$$R^2=1-\frac{\left(\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2\right)/n}{\left(\sum_{i=1}^{n}(y_i-\overline{y}_i)^2\right)/n} \tag{4}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

$$\mathrm{MRE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{y_i} \tag{6}$$

采用遗传算法（Genetic Algorithms，GA）[32]对喷丸强化性能预测的 BP 神经网络模型初始权值和偏置进行优化，以残余应力、表面粗糙度的预测值和实际值之间的误差平方和的倒数作为适应度函数，如公式（7）所示。采用实数编码的方法对待优化的参数进行编码，编码完成后，经选择、交叉、变异寻找出最优数值，建立基于 GA-BP 神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型。

$$F=\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{7}$$

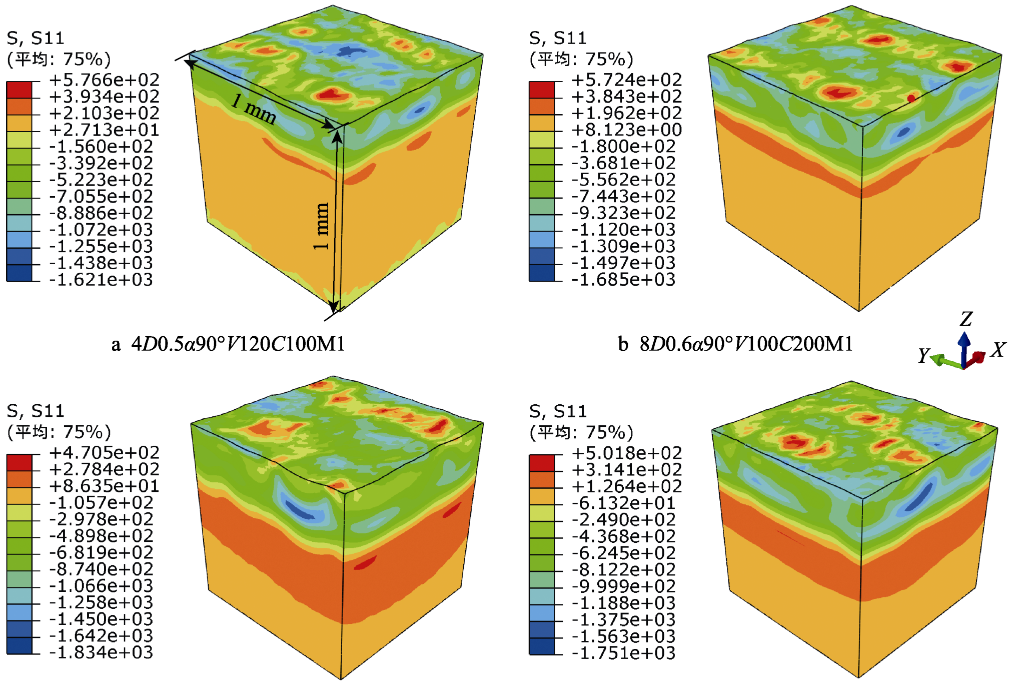
2 结果及分析

2.1 喷丸仿真正交实验结果

本文研究喷射角度、喷射速度、弹丸直径、覆盖率、弹丸类型对喷丸综合效果的影响，有限元计算完

成后的残余应力云图如图 6 所示。可以看出，第 4、8、12、16 组的最大残余应力分别为–1621、–1685、–1834、–1751 MPa，表面局部位置出现残余拉应力，残余压应力分布不均匀，残余应力沿深度方向有明显的变化趋势。

然后以平均应力法[20]求出残余应力沿深度方向的残余应力曲线，将每层表面节点的应力值取平均值作为该层的残余应力值，以 0.02 mm 为一层，得到的残余应力曲线如图 7 所示。可以看出，从表面到 0.1~0.2 mm 的深度下，残余压应力逐渐增加到最大值，且随着深度的增加，残余压应力逐渐增大，到 0.25~0.35 mm 深度位置，残余压应力消失并逐渐转变为残余拉应力，表层的残余压应力值为–459~–583 MPa，最大残余压应力为–919~–1022 MPa，弹丸直径、喷射速度、覆盖率和弹丸材料 4 个工艺参数一同影响着残余应力结果。



a 4*D*0.5*α*90°*V*120*C*100M1　　b 8*D*0.6*α*90°*V*100*C*200M1

c 12*D*0.7*α*90°*V*80*C*100M3　　d 16*D*0.8*α*90°*V*60*C*300M2

图 6　4、8、12、16 组残余应力云图

Fig.6 Residual stress cloud atlas of 4, 8, 12, and 16 groups

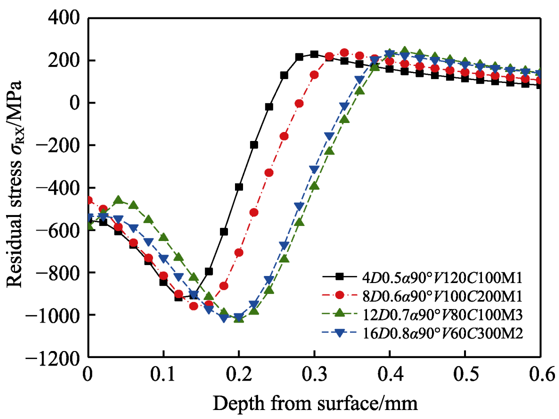


图 7　4、8、12、16 组残余应力曲线

Fig.7 Residual stress curve of 4, 8, 12, and 16 groups

提取喷丸区域的表面位移，采用三维表面粗糙度均方根偏差 *Sq* 来作为表面粗糙度评价参数[33]。*Sq* 是衡量三维表面粗糙度的重要参数之一，计算式见式（8），其中 a 为节点数目，Z_i 为随机多弹丸喷丸有限元模型 Z 向变形后的坐标位移。接触表面微观形貌可能利于润滑油的存储，但粗糙度过大会导致局部应力集中，从而影响表层和次表层材料的疲劳寿命[34]。

$$Sq=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{a}Z_i^2}{a}} \tag{8}$$

提取的表面粗糙度数据如图 8 所示。其中第 13 组工艺参数为弹丸直径 0.8 mm、喷射角度 45°、喷射速度 120 m/s、覆盖率 200%、弹丸材料为高硬度钢丝切丸，表面粗糙度 *Sq* 达到最大，为 4.71 μm；第 1 组工艺参数为弹丸直径 0.5 mm、喷射角度 45°、喷射速度 60 m/s、覆盖率 100 %、弹丸材料为铸钢丸，表面粗糙度 *Sq* 最小，为 1.4 μm。可以看出，随着弹丸直径从 0.5 mm 变化到 0.8 mm，喷丸速度从 60 m/s 增加到 120 m/s，表面粗糙度从 1.4 μm 增加到 4.71 μm，增加了 2.36 倍。弹丸直径和喷射速度会显著影响工件表面粗糙度，在实际工件喷丸过程中，应选用较小的弹丸直径和喷射速度，以获得较小的表面粗糙度，提高齿轮等零部件的疲劳寿命。

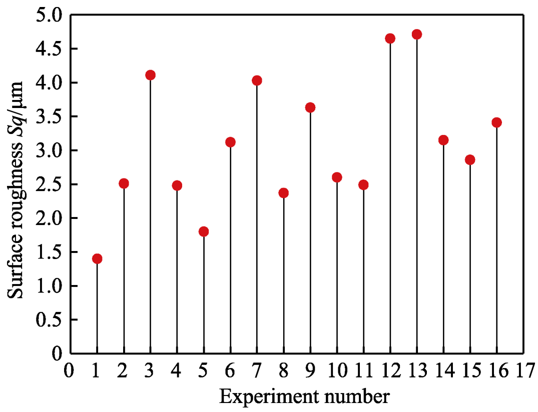


图 8 表面粗糙度 *Sq* 仿真值

Fig.8 Simulative values of surface roughness (*Sq*)

在喷丸工艺中，表面残余压应力（σ_{srcs}）、最大残余压应力（σ_{mcrs}）、最大残余压应力深度（Z_m）、残余压应力层深度（Z_0）是工程中广泛被关注的参数，可以预估喷丸效果[35]。表层和次表层的残余压应力可以抵消齿轮等零部件工作时由负载引起的拉应力，同时可以抑制疲劳裂纹的萌生和扩展[36]。表面粗糙度是影响齿轮润滑、服役性能的重要参数，表面粗糙度过大导致应力集中，影响表层或次表层零件的疲劳寿命[37]。为评价各个工艺参数对喷丸综合效果的影响，采用百分制加权综合评分法[38]，如公式（9）所示，将表面粗糙度、表面残余压应力、最大残余压应力、残余压应力层深度、最大残余压应力深度 5 个参数进行归一化，根据工程经验及 5 个参数对喷丸综合效果的影响，分配给表面粗糙度、表面残余压应力、最大残余压应力、残余压应力层深度、最大残余压应力深度的权重分别为 40%、20%、20%、10%、10%，计算的综合评分如表 4 所示。其中，Y 为加权后的综合评分，b_i 为各个参数的权重，Y_i 为每个参数归一化后的值，i=1,2,3,4,5。

$$Y=\sum_{i=1}^{n}100\times b_iY_i \tag{9}$$

表 4 喷丸工艺正交实验结果

Tab.4 Orthogonal experiment results of shot peening process

No.	Sq/μm	σ_{srcs}/MPa	σ_{mcrs}/MPa	Z_0/μm	Z_m/μm	Y
1	1.40	–480.4	–821.0	144	79	47.38
2	2.51	–486.4	–959.8	214	118	53.97
3	4.11	–443.7	–992.9	282	161	38.71
4	2.48	–554.2	–919.0	242	121	59.96
5	1.80	–477.0	–908.8	211	104	55.19
6	3.12	–474.1	–942.9	228	118	43.98
7	4.03	–431.2	–951.9	329	196	38.83
8	2.37	–459.3	–959.6	280	151	57.52
9	3.63	–448.2	–884.8	279	153	33.83
10	2.60	–545.8	–1003.5	411	172	76.17
11	2.49	–516.6	–995.7	259	139	64.78
12	4.65	–583.7	–1022.9	351	199	57.89
13	4.71	–470.1	–1027.8	412	200	46.13
14	3.15	–419.8	–902.5	338	158	40.49
15	2.86	–527.8	–929.0	329	160	59.57
16	3.41	–536.5	–1013.1	342	180	64.26

本喷丸工艺正交实验采用拟水平法进行试验安排，需对极差进行折算，并按计算极差 R' 来比较各个工艺参数对喷丸综合效果的显著程度[39]，折算公式如式（10）所示，其中，r 为相同水平数，R 为直接极差，d 为折算系数，R' 为计算极差。

$$R'=\sqrt{r}\times R\times d \tag{10}$$

在喷丸工艺参数的极差分析中，极差 R 越大，表示该工艺参数对喷丸综合效果的影响越显著。极差分析的结果如表 5 所示。可以看出，各个喷丸工艺参数对 18CrNiMo7-6 滚子的综合喷丸效果重要度依次为喷射角度、喷射速度、弹丸类型、覆盖率、弹丸直径，在各个工艺参数范围内，较优的工艺参数组合为：喷射角度 90°，喷射速度 80 m/s，弹丸直径 0.7 mm，覆盖率 300%，弹丸类型为铸钢丸。为了进一步量化各个工艺参数对喷丸综合效果的重要度，采用随机森林算法对工艺参数重要度进行评价。随机森林（Random Forest，RF）是以决策树为基学习器的集成学习算法，具有预测准确率高、泛化能力强的优点，可用于分类和回归分析，同时给出特征的重要度[40]。随机森林根据平均基尼指数（Mean Decrease Gini，MDG）和平均下降精度（Mean Decrease Accuracy，MDA）两种算法对喷丸工艺参数的重要度进行评价。由于随机森林的双重随机机制，仅使用属性在随机森林决策树中的出现频率来体现特征重要性不可取[41]，导致基于平均基尼指数的重要度分析方法精度较差。为了评价不同工艺参数对喷丸综合效果的重要度，本文选用平均下降精度进行特征重要性分析，重要性评分（Variable Importance Measure，VIM）公式如式（11）所示。

$$\mathrm{VIM}(X)=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}\left(\mathrm{ER}_i-\mathrm{ER}'_i\right) \tag{11}$$

式中：K 为 RF 中树的棵数；ER_i 为特征 X 扰动前第 i 棵树对应的预测误差；ER'_i 为特征 X 扰动后第 i 棵树对应的预测误差。如果扰动前后预测误差变化不大，则该工艺参数对喷丸综合效果的重要性较低；若变化很大，说明该工艺参数对喷丸综合效果的重要性很高。本例中随机森林树的棵数为 1000，max_depth

表 5 喷丸综合评分结果极差分析

Tab.5 Range analysis of shot peening comprehensive score results

Level	D	α	V	C	M
1	50.01	45.64	55.10	47.74	57.64
2	48.88	53.66	56.66	55.61	47.72
3	58.17	50.48	42.64	58.58	46.68
4	52.62	59.91	55.27		
R	9.29	14.27	14.02	10.84	10.96
R'	8.36	12.84	12.62	10.42	10.54

默认为最大深度，得到喷射角度、喷射速度、弹丸类型、覆盖率、弹丸直径对综合喷丸效果的重要度值依次为 0.249、0.224、0.193、0.173、0.161。喷射角度对喷丸综合效果影响最显著，在实际喷丸工艺中，可以通过调整喷嘴位置等措施使喷嘴与待喷零件表面成 90°夹角，达到喷丸工艺优化的效果。

2.2　喷丸强化 GA-BP 神经网络预测结果

隐藏层神经元节点个数对喷丸表面完整性参数预测模型的精度影响显著。根据公式（3）初步确定隐藏层节点数范围为 4~12，以决定系数 R^2为精度评价参数，运用试错法得到喷丸表面完整性预测模型的精度随隐藏层节点数的变化曲线，如图 9 所示。可以看出，当节点数为 4~6 时，决定系数 R^2 随着节点数的增加而增大，当节点数为 6 时，R^2 最大，为 0.9978，当节点数为 7~12 时，R^2 逐渐减小，随后稳定在 0.91 左右。

由表 2 正交实验方案共得到 16 组残余应力曲线，其中试验组数为 2、8、11、15 组的数据为测试集。图 10a 为第 2 组残余应力有限元仿真值与神经网络预测值拟合图。图 10b 为有限元仿真值与神经网络预测值的对比图。可以看出，残余应力有限元仿真值与神经网络预测值吻合较好。

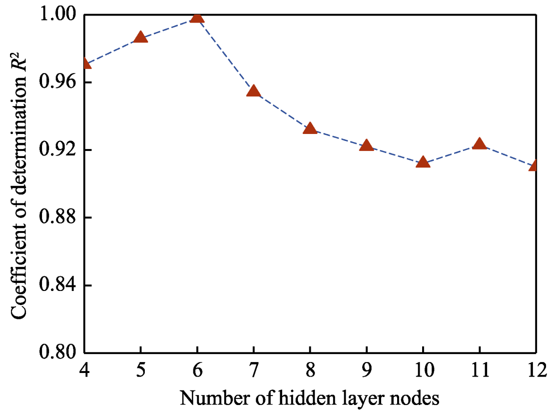


图 9　喷丸性能预测模型 R^2 随隐藏层节点数的变化

Fig.9　Variation of R^2 values of shot peening performance prediction model with the number of hidden layer nodes

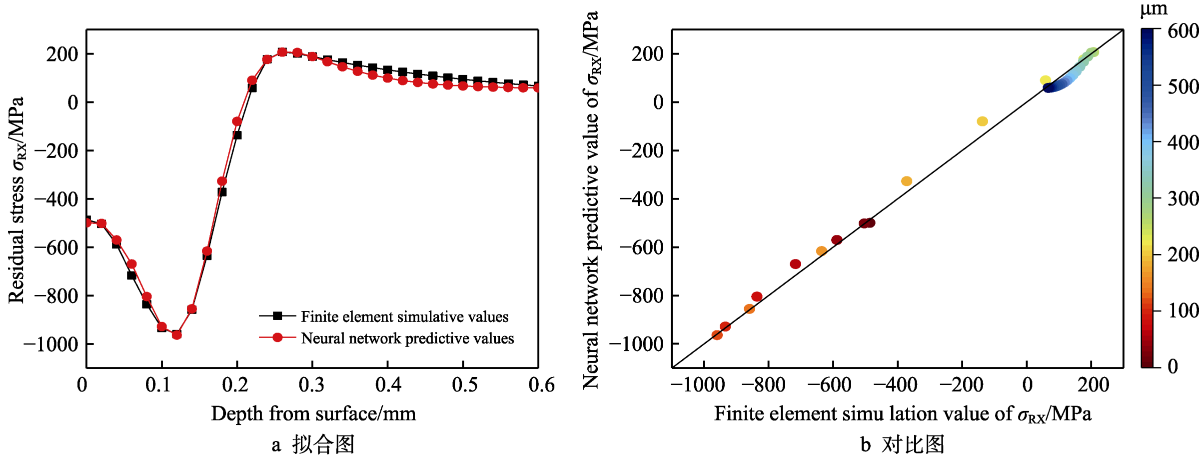


图 10　第 2 组测试集残余应力神经网络预测值与有限元仿真值对比

Fig.10　Comparison of neural network predictive values and finite element simulative values of residual stress in the second test sets: a) fitting diagram, b) comparison diagram

计算了第 2、8、11、15 组测试集的表面残余压应力、最大残余压应力、残余压应力层深、最大残余压应力层深和表面粗糙度 5 个喷丸主要评价参数的神经网络预测值与有限元仿真值的相对误差，结果如图 11 所示。可以看出，最大残余压应力的相对误差为 0.41%~2.29%，测试集中最大相对误差小于 7%，预测结果的精度在喷丸工艺的可接受范围内。

喷丸表面完整性参数预测模型的精度评价参数有 R^2、RMSE、MRE，以 R^2 为主要评价参数，预测模型精度评价如表 6 所示。可以看出，4 组测试集的残余应力决定系数（R^2）均大于 0.99，平均相对误差（MRE）均低于 7%，其中第 8 组的预测精度最高，R^2 为 0.9967。采用 4 组测试集来验证模型精度，说明预测模型的泛化能力及鲁棒性，且在喷丸领域，此精度满足工程需求，可以为喷丸工艺人员提供相关参考。

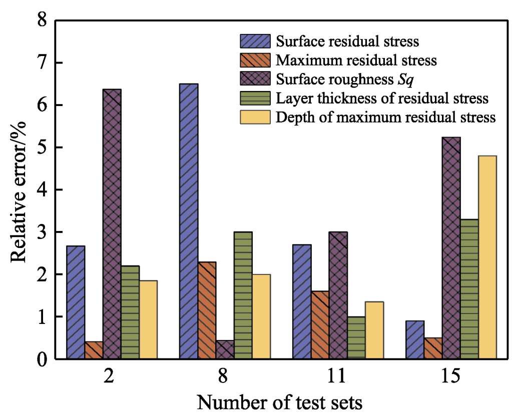


图 11　测试集神经网络预测值与有限元仿真值的相对误差

Fig.11　Relative error between the neural network predictive values and finite element simulative values of test sets

表 6 测试集的 R^2、RMSE、MRE 值
Tab.6 R^2, RMSE and MRE values of the test sets

Test sets	R^2	RMSE	MRE/%
2	0.9958	29.42	6.83
8	0.9967	32.46	6.72
11	0.9954	31.34	4.45
15	0.9961	31.04	5.46

3 结论

1）喷丸各个工艺参数对 18CrNiMo7-6 滚子的综合喷丸效果的重要度依次为喷射角度（0.249）、喷射速度（0.224）、弹丸类型（0.193）、覆盖率（0.173）、弹丸直径（0.161）。在各个工艺参数范围内，较优的工艺参数组合为：喷射角度 90°，喷射速度 80 m/s，弹丸直径 0.7 mm，覆盖率为 300%，弹丸材料为铸钢丸。

2）基于 GA-BP 神经网络的喷丸表面完整性参数预测模型，残余应力的决定系数 R^2大于 0.99，残余应力和表面粗糙度的平均相对误差均低于 7%，此模型可以较准确地表示喷丸工艺参数与表面完整性参数之间的映射关系，预测精度满足工程需求。

参考文献：

[1] TEKELI S. Enhancement of fatigue strength of SAE 9245 steel by shot peening[J]. Materials letters, 2002, 57(3): 604-608.

[2] TORRES M A S, VOORWALD H J C. An evaluation of shot peening, residual stress and stress relaxation on the fatigue life of AISI 4340 steel[J]. International journal of fatigue, 2002, 24(8): 877-886.

[3] 李行, 张继旺, 易科尖, 等. 喷丸处理 EA4T 车轴钢疲劳性能和残余应力松弛行为研究[J]. 表面技术, 2019, 48(10): 244-250.
LI Xing, ZHANG Ji-wang, YI Ke-jian, et al. Fatigue properties and residual stress relaxation behavior of shot peened EA4T axle steel[J]. Surface technology, 2019, 48(10): 244-250.

[4] 徐科飞. 喷丸工艺对 18CrNiMo7-6 齿轮弯曲疲劳强度的影响研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2016.
XU Ke-fei. Study on effect of shot peening on bending fatigue strength of 18CrNiMo7-6 gear[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2016.

[5] NORDIN E, ALFREDSSON B. Experimental investigation of shot peening on case hardened SS2506 gear steel [J]. Experimental techniques, 2017, 41(4): 433-451.

[6] SEKI M, YOSHIDA A, OHUE Y, et al. Influence of shot peening on surface durability of case-hardened steel gears [J]. Journal of advanced mechanical design systems and manufacturing, 2007, 1(4): 518-529.

[7] IIDA K, TOSHA K. Comparison between steel shot and glass shot on the peened surface and the surface layer[J]. Journal of the Japan Society for Precision Engineering, 1988, 54(5): 922-927.

[8] UNAL O, VAROL R. Almen intensity effect on microstructure and mechanical properties of low carbon steel subjected to severe shot peening[J]. Applied surface science, 2014, 290: 40-47.

[9] 何嘉禧, 汪舟, 甘进, 等. 二次喷丸 42CrMo 钢表面完整性的数值模拟研究[J]. 表面技术, 2020, 49(6): 216-223.
HE Jia-xi, WANG Zhou, GAN Jin, et al. Numerical simulation on surface integrity of 42CrMo steel after dual shot peening[J]. Surface technology, 2020, 49(6): 216-223.

[10] WU J Z, LIU H J, WEI P T, et al. Effect of shot peening coverage on residual stress and surface roughness of 18CrNiMo7-6 steel[J]. International journal of mechanical sciences, 2020, 183: 105785.

[11] LIN Q J, LIU H J, ZHU C C, et al. Effects of different shot peening parameters on residual stress, surface roughness and cell size[J]. Surface & coatings technology, 2020, 398: 126054.

[12] MIAO H Y, LAROSE S, PERRON C, et al. An analytical approach to relate shot peening parameters to almen intensity[J]. Surface & coatings technology, 2010, 205(7): 2055-2066.

[13] 李金魁, 姚枚, 王仁智. 度量喷丸强度的新参量[J]. 航空材料学报, 1989(4): 38-45.
LI Jin-kui, YAO Mei, WANG Ren-zhi. A new parameter measuring shot peening intensity[J]. Journal of aeronautical materials, 1989(4): 38-45.

[14] 陈家伟, 廖凯, 李立君, 等. 铝合金喷丸工艺参数-表面特征值的函数关系与应用[J]. 表面技术, 2019, 48(6): 212-220.
CHEN Jia-wei, LIAO Kai, LI Li-jun, et al. Function relationship between shot peening parameters and surface characteristic of Al-based alloy and application[J]. Surface technology, 2019, 48(6): 212-220.

[15] 裴洪, 胡昌华, 司小胜, 等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.
PEI Hong, HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment[J]. Journal of mechanical engineering, 2019, 55(8): 1-13.

[16] QIN Y, XIANG S, CHAI Y, et al. Macroscopic-microscopic attention in LSTM networks based on fusion features for gear remaining life prediction[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2020, 67(12): 10865-10875.

[17] 温江涛, 周熙楠. 模糊粒化非监督学习结合随机森林融合的旋转机械故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(11): 88-96.
WEN Jiang-tao, ZHOU Xi-nan. Fault diagnosis of rotating machinery in combination with unsupervised learning of fuzzy granulation and random forest fusion[J]. Mecha-

nical science and technology for aerospace engineering, 2018, 37(11): 88-96.

[18] SINGH L, KHAN R A, AGGARWAL M L. Empirical modeling of shot peening parameters for welded austenitic stainless steel using grey relational analysis[J]. Journal of mechanical science & technology, 2012, 26(6): 1731-1739.

[19] KÖNITZER A M, POLANETZKI H. Implementation of velocity measurement as intensity verification in production[C]//International conference on shot peening (ISCP-11). Indiana South Bend: Shotpeener, 2011: 11-17.

[20] BAGHERIFARD S, GHELICHI R, GUAGLIANO M. On the shot peening surface coverage and its assessment by means of finite element simulation: A critical review and some original developments[J]. Applied surface science, 2012, 259: 186-194.

[21] KIRK D. Shot peening[J]. Aircraft engineering & aerospace technology, 1999, 71(4): 349-361.

[22] NORDIN E, ALFREDSSON B. Measuring shot peening media velocity by indent size comparison[J]. Journal of materials processing technology, 2016, 235: 143-148.

[23] SEDDIK R, BAHLOUL A, ATIG A, et al. A simple methodology to optimize shot-peening process parameters using finite element simulations[J]. International journal of advanced manufacturing technology, 2017, 90(5): 2345-2361.

[24] 杨德. 试验设计与分析[M]. 北京：中国农业出版社, 2002: 194-196.
YANG De. Design and analysis of experiments[M]. Beijing: Agricultural Press of China, 2002: 194-196.

[25] LIN Q J, LIU H J, ZHU C C, et al. Investigation on the effect of shot peening coverage on the surface integrity[J]. Applied surface science, 2019, 489: 66-72.

[26] 闫五柱, 张嘉振, 周振功. 喷丸过程中的摩擦影响研究[J]. 热加工工艺, 2014, 43(18): 134-136.
YAN Wu-zhu, ZHAGN Jia-zhen, ZHOU Zhen-gong. Study on friction during shot peening process[J]. Hot working technology, 2014, 43(18): 134-136.

[27] WANG W, LIU H J, ZHU C C, et al. Evaluation of rolling contact fatigue of a carburized wind turbine gear considering the residual stress and hardness gradient[J]. Journal of tribology-transactions of the ASME, 2018, 140: 0614016.

[28] XIE L C, ZHANG J, XIONG C B, et al. Investigation on experiments and numerical modelling of the residual stress distribution in deformed surface layer of Ti-6Al-4V after shot peening[J]. Materials and design, 2012, 41: 314-318.

[29] VAARA J, KUNNARI A, FRONDDELIUS T. Literature review of fatigue assessment methods in residual stressed state[J]. Engineering failure analysis, 2020, 110: 104379.

[30] KOHLI A, DIXIT U S. A neural-network-based methodology for the prediction of surface roughness in a turning process[J]. International journal of advanced manufacturing technology, 2005, 25(1-2): 118-129.

[31] NAGELKERKE N J D. A note on a general definition of the coefficient of determination[J]. Biometrika, 1991, 78(3): 691-692.

[32] 李文龙, 陈燕, 赵杨, 等. 采用神经网络和遗传算法优化磁粒研磨 TC4 弯管工艺参数[J]. 表面技术, 2020, 49(6): 330-336.
LI Wen-long, CHEN Yan, ZHAO Yang, et al. Optimizing technological parameters of magnetite grinding TC4 elbow by neural network and genetic algorithms[J]. Surface technology, 2020, 49(6): 330-336.

[33] HU Z X, ZHU L, TENG J X, et al. Evaluation of three-dimensional surface roughness parameters based on digital image processing[J]. International journal of advanced manufacturing technology, 2009, 40(3-4): 342-348.

[34] ZHANG B Y, LIU H J, BAI H Y, et al. Ratchetting-multiaxial fatigue damage analysis in gear rolling contact considering tooth surface roughness[J]. Wear, 2019, 428-429: 137-146.

[35] 朱鹏飞, 严宏志, 陈志, 等. 齿轮齿面喷丸强化研究现状与展望[J]. 表面技术, 2020, 49(4): 113-131.
ZHU Peng-fei, YAN Hong-zhi, CHEN Zhi, et al. Research status and prospect of shot peening of gear tooth flanks[J]. Surface technology, 2020, 49(4): 113-131.

[36] 秦海迪, 张亚龙, 刘海鹏, 等. 喷丸对 25CrNi2MoV 钢滚动接触疲劳性能的影响[J]. 表面技术, 2020, 49(5): 222-229.
QIN Hai-di, ZHANG Ya-long, LIU Hai-peng, et al. Effect of shot peening on rolling contact fatigue properties of 25CrNi2MoV steel[J]. Surface technology, 2020, 49(5): 222-229.

[37] 周文龙, 吕成, 李烨, 等. 喷丸强度对 316 不锈钢表面完整性及疲劳寿命的影响[J]. 表面技术, 2020, 49(7): 230-237.
ZHOU Wen-long, LYU Cheng, LI Ye, et al. Effect of shot peening intensity on surface integrity and fatigue life of 316 stainless steel[J]. Surface technology, 2020, 49(7): 230-237.

[38] 王利平, 王建明, 赵莉莉. 基于正交试验法的喷丸工艺多目标参数优化[J]. 现代制造工程, 2016(3): 110-114.
WANG Li-ping, WANG Jian-ming, ZHAO Li-li. Multi-object optimization for the shot peening parameters based on orthogonal experiment method[J]. Modern manufacturing engineering, 2016(3): 110-114.

[39] 侯化国, 王玉民. 正交试验法[M]. 长春：吉林人民出版社, 1985: 74-76.
HOU Hua-guo, WANG Yu-min. Orthogonal experiment[M]. Changchun: Jilin People’s Publishing House, 1985: 74-76.

[40] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine learning, 2001, 45(1): 5-32.

[41] 黄梅, 朱焱. 基于随机森林特征重要性的 *K*-匿名特征优选[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(3): 266-270.
HUANG Mei, ZHU Yan. *K*-anonymity feature optimization based on the importance of random forest features[J]. Computer applications and software, 2020, 37(3): 266-270.