

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2024.01.014

基于回归分析和 GA-BP 神经网络算法的 3D 打印件弯曲性能预测

白鹤¹, 杨鑫¹, 杨瑞琦¹, 刘亚明^{2,3}, 赵峥璇¹, 庞瑞⁴, 何石磊^{2,3}

(1. 宝鸡职业技术学院机电信息学院, 陕西宝鸡 721013; 2. 宝鸡石油钢管有限责任公司钢管研究院, 陕西宝鸡 721008;
3. 国家石油天然气管材工程技术研究中心, 陕西宝鸡 721008; 4. 宝鸡石油钢管厂职工子弟学校, 陕西宝鸡 721008)

摘要: 为进一步探究熔融沉积成型(FDM) 3D 打印参数和制件弯曲性能之间的关系, 创建合理的 FDM 3D 打印制件弯曲强度预测模型。根据正交试验 $L_{16}(4^5)$ 的设计原则和神经网络算法模型的构建要求, 按照不同分层高度、填充密度、打印温度、打印速度以及外壳厚度五种因素, 制备 25 组试验试样, 并进行弯曲性能检测。随后通过建立 GA-BP 神经网络模型、传统 BP 神经网络模型以及多元回归方程模型, 分别对 FDM 3D 打印制件弯曲性能进行预测, 并将预测数据与试验测试数据进行对比。通过对比发现, GA-BP 神经网络模型预测数据与试验测试数据更为接近, 其平均误差为 3.71%, 且误差值整体波动最小, BP 神经网络模型与多元回归方程模型预测精度相差不大, BP 神经网络模型预测平均误差为 8.05%, 多元回归方程模型预测平均误差为 9.07%, 但多元回归方程误差值整体波动最大。因此, 采用 GA 遗传算法优化后的 BP 神经网络模型在进行 FDM 3D 打印制件弯曲性能预测方面具有更高的精度和更良好的稳定性。

关键词: 回归分析; GA-BP 神经网络; 3D 打印; 弯曲性能; 预测

中图分类号: TQ320.67 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2024)01-0089-06

Flexural property prediction of 3D-printing sample based on regression analysis and GA-BP neural network

BAI He¹, YANG Xin¹, YANG Ruiqi¹, LIU Yaming^{2,3}, ZHAO Zhengxuan¹, PANG Rui⁴, HE Shilei^{2,3}

(1. College of Mechatronics and Informatics, Baoji Vocational & Technical College, Baoji 721013, China;

2. Steel Pipe Research Institute of Baoji Petroleum Steel Pipe Co., Ltd., Baoji 721008, China;

3. National Petroleum and Gas Tubular Goods Engineering Technology Research Center, Baoji 721008, China;

4. Baoji Steel Pipe Factory School, Baoji 721008, China)

Abstract : In order to further explore the relationship between fused deposition modeling(FDM) 3D printing parameters and the flexural property of parts, a reasonable prediction model for the flexural property of FDM 3D printed parts was created. According to the principles of orthogonal experiment $L_{16}(4^5)$ and the requirements of neural network algorithm model, 25 sets of test specimens were prepared in terms of five factors such as different layer thickness, filling density, nozzle temperature, filling speed and shell thickness. Flexura property was tested. Subsequently, the flexura property of FDM 3D printing parts was predicted by establishing the GA-BP neural network model, traditional BP neural network model and multiple regression equation model. The predicted data and the experimental test data were compared. It was found by comparison that the predicted data of the GA-BP neural network model was closer to the experimental test data, with an average error of 3.71%. The overall fluctuation of the error is minimal. The prediction accuracy of the BP neural network model and the multiple regression equation model is not significantly different, and the average prediction error of the BP neural network model is 8.05%. The average prediction error of the multiple regression equation model is 9.07%. But the overall fluctuation of the error in the multiple regression equation is the largest. Therefore, the BP neural network model optimized by GA genetic algorithm has higher accuracy and better stability in predicting the flexura property of FDM 3D printed parts.

Keywords : regression analysis ; GA-BP neural network ; 3D printing ; flexural property ; prediction

基金项目: 宝鸡职业技术学院 2023 年度院级课题项目(2023048Z)

通信作者: 白鹤, 副教授, 主要从事 3D 打印材料、工艺研究及教学工作

收稿日期: 2023-11-03

引用格式: 白鹤, 杨鑫, 杨瑞琦, 等. 基于回归分析和 GA-BP 神经网络算法的 3D 打印件弯曲性能预测[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(1): 89-94.

BAI He, YANG Xin, YANG Ruiqi, et al. Flexural property prediction of 3D-printing sample based on regression analysis and GA-BP neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(1): 89-94.

3D 打印技术是近些年来涌现出来并发展迅速的一项快速成型技术,它与工业机器人技术、人工智能技术一起称之为能带来“第三次工业革命”的核心技术^[1-2]。熔融沉积成型(FDM) 3D 打印技术的工艺原理是将加热熔融状态的丝材从打印机喷嘴中挤出并按照零件截面轮廓逐层堆积在工作台上成型^[3-4]。由于其操作简单、成本低廉,并广泛使用具有良好环保特性的聚乳酸(PLA)材料,使得该项技术在教育、生物、医疗、航空航天等众多领域内得到广泛使用^[5-7]。

随着经济的发展和社会的进步,人们对 FDM 3D 打印制品的质量和性能要求越来越高,因此,如何提升 FDM 3D 打印制品的质量和性能也成了众多工程技术人员竞相研究的课题。李生鹏^[8]根据正交试验设计对 FDM 3D 打印件力学性能进行了检测,并用灰色关联分析法对制件质量和工艺参数之间关系进行探讨。郑小军^[9]利用正交试验和极差分析,重点讨论了打印层厚、试样放置方式和成型角度三个方面对 FDM 3D 打印件拉伸性能的影响。孟陈力^[10]研究了填充方式、层高度等因素单独对 FDM 3D 打印件力学性能的影响。穆存远、祝洲杰等^[11-12]则重点从 FDM 3D 打印路径规划方式方面探究了其制件拉伸性能的影响。虽然针对 FDM 3D 打印制件力学性能的研究越来越多,但使用 GA-BP 神经网络来预测 FDM 3D 打印制件弯曲性能的研究却鲜有报道。

笔者采用回归分析、GA 遗传算法优化 BP 神经网络以及传统 BP 神经网络算法,以不同 FDM 3D 打印工艺参数制备的 25 组试样弯曲性能数据为基础,开展了 FDM 3D 打印件弯曲性能预测模型的创建,并通过比较模型预测数据和试验数据,确定了模型精度。本研究可为 FDM 3D 打印工艺进步和高质量制件制备提供参考。

1 试验部分

1.1 主要原料

PLA:Φ1.75 mm,北京 CANVBOT 科技有限公司。

1.2 主要仪器与设备

FDM 3D 打印机:N750 笛卡尔斜角坐标系,北京 CANVBOT 科技有限公司;

电子万能材料试验机:AGS-X10KN,日本 SHIMADZU 公司;

游标卡尺:0~150 mm,哈尔滨量具刃具集团有限责任公司。

1.3 试样制备

弯曲试样根据 GB/T 9341-2008 标准进行制备,笔者选用标准中的推荐试样,其结构及尺寸如图 1 所示。首先使用计算机软件完成试样的三维建模,并输出为 STL 格式文件。随后将 STL 文件导入切片软件,输入工艺参数后进行切片,最后导出 GCODE 程序进行打印。试验用 3D 打印机喷嘴直径为 0.4 mm,扫描路径与试样长度方向呈 45°,热床 50 °C,试样首层厚度与末层厚度相同,均为 1 mm,试样长宽平面水平放置,沿高度方向成型^[13]。本次弯曲试验的试样共制备 25 组,每组由 5 个平行样组成,根据五因素四水平 $[L_{16}(4^5)]$ 的正交试验设计原则和 BP 神经网络模型的搭建要求设计。表 1 为正交试验水平、因素的具体设置。其中五因素分别为分层高度(A)、填充密度(B)、打印温度(C)、打印速度(D)以及外壳厚度(E)。

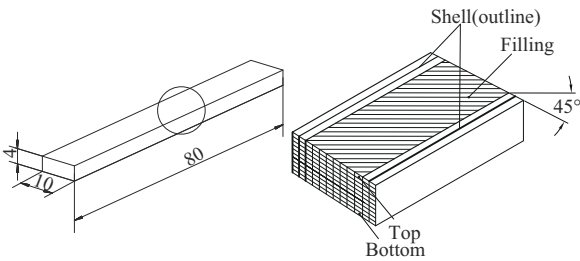


图 1 弯曲试样尺寸形貌及局部放大图
Fig. 1 Dimensions and partial enlarged detail of flexural sample

表 1 正交试验水平因素设置表
Tab. 1 Orthogonal test factor level table

Level	Factor				
	A/mm	B/%	C/°C	D/(mm·s ⁻¹)	E/mm
1	0.1	10	210	40	0.4
2	0.15	20	220	50	0.8
3	0.2	30	230	60	1.2
4	0.25	40	240	70	1.6

1.4 试验方法

按照 GB/T 9341-2008 要求,对 25 组试样进行弯曲性能测试,试验选取加载速度 2 mm/min,压头半径 R=5 mm,跨距长度为 64 mm。

1.5 试验结果

将每组平行试样的试验数据求平均值后记录为该组试样在相应因素水平下的弯曲性能指标,并将试样的弯曲性能指标作为分析样本,进行 GA-BP 神经网络、BP 神经网络以及回归分析预测模型的搭建。试验结果见表 2。

表2 试验方案及结果
Tab. 2 Test scheme and results

Test number	Factor					Flexural strength /MPa
	A	B	C	D	E	
1	1	1	1	1	1	50.298 1
2	1	2	2	2	2	62.030 3
3	1	3	3	3	3	61.740 4
4	1	4	4	4	4	67.582 4
5	2	1	2	3	4	67.025 0
6	2	2	1	4	3	60.550 3
7	2	3	4	1	2	54.715 1
8	2	4	3	2	1	55.900 8
9	3	1	3	4	2	50.836 3
10	3	2	4	3	1	49.365 7
11	3	3	1	2	4	62.536 8
12	3	4	2	1	3	57.902 9
13	4	1	4	2	3	50.512 5
14	4	2	3	1	4	58.031 7
15	4	3	2	4	1	48.267 8
16	4	4	1	3	2	48.681 8
17	2	1	2	1	3	58.865 3
18	1	4	1	2	2	54.440 6
19	4	2	4	4	4	57.248 4
20	3	3	3	3	1	47.806 3
21	2	4	1	3	4	62.711 5
22	1	3	2	2	3	57.963 9
23	4	1	4	4	1	39.886 9
24	3	2	3	1	2	50.093 2
25	1	2	4	3	4	57.488 8

2 GA-BP神经网络分析

2.1 GA-BP神经网络模型构建

BP神经网络是一种由大量神经元组成,且能够快速寻找最优解的非线性网络系统,其结构一般由输入层、隐含层和输出层组成,包括向前传播和反向传播两个过程,通过向前的信号传播和反向的误差传播,实现逐步修正各层权值,使误差不断减小,最终返回输入层。不断重复上述过程,直到满足终止条件^[14-16]。但传统的BP神经网络算法具有初始权值和阈值随机选择的特点,因此在进行训练时,易出现收敛于局部最小值、算法收敛速度慢或输出不稳定等问题。故需对其进行改进,以提高网络精度。使用GA遗传算法对传统BP神经网络的初始值进行寻优,可实现BP神经网络以最优的权值和阈值进行训练,最终达到可靠预测精度^[17]。GA遗传算法优化BP神经网络的流程图如图2所示。

传统BP神经网络模型一般由输入层、隐含层和输出层组成,一般在没有特殊限制的情况下,含有一个隐含层的神经网络模型便可以完成任意非线性的映射。只有当数据样本较多时,才会考虑增

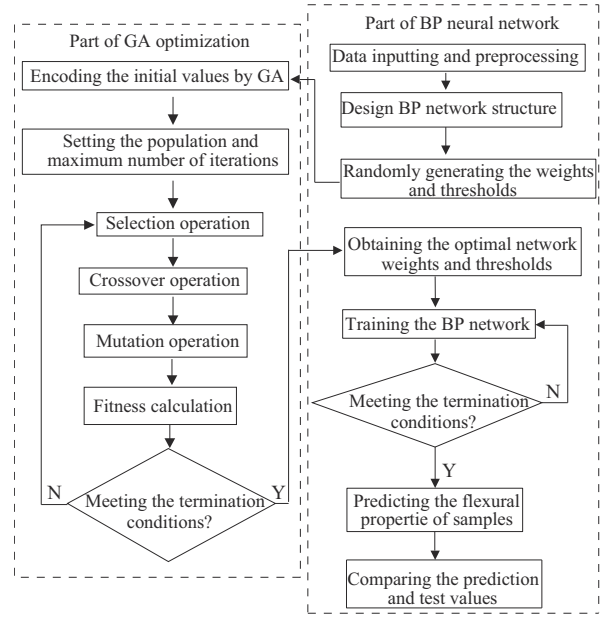


图2 遗传算法优化BP神经网络流程图

Fig. 2 Flow chart of genetic algorithm optimized BP network

加隐含层的数量以减少网络规模。结合本次试验测试数据的特点和数量,笔者采用的BP神经网络模型为传统的三层结构,即一个输入层、一个隐含层和一个输出层。输入层神经元个数 $n=5$,输出层神经元个数 $m=1$ 。隐含层神经元个数则结合经验公式(1)和试验法,确定为 $l=11$ ^[18]。故确定本次BP神经网络结构为 $5 \times 11 \times 1$ 。其结构见图3所示。

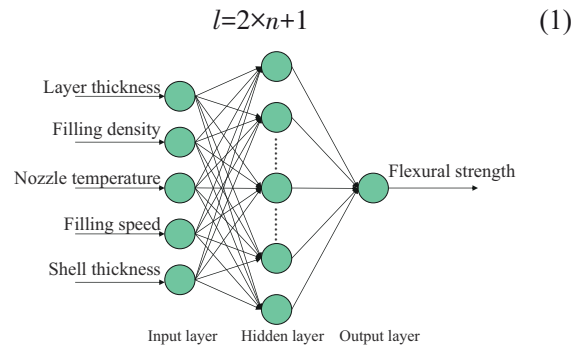


图3 BP神经网络模型

Fig. 3 BP neural network structure diagram

本次GA-BP神经网络算法模型在传统BP神经网络模型算法的基础上,对其进行遗传算法优化,并通过公式(2)进行计算,最终可得到该神经网络模型初始的权值和阈值个数分别为66个和12个,编码长度为78。具体GA-BP神经网络算法模型参数见表3。

$$S=n \times l + l \times m + l + m \quad (2)$$

式中: S 为编码长度, n 为输入层神经元个数, l

为隐含层神经元个数, m 为输出层神经元个数。

表3 GA-BP神经网络算法模型设置参数

Tab. 3 Parameter setting of GA-BP neural network algorithm model

Parameter setting	Value	Parameter setting	Value
Transfer function	Logsig, preline	Maximum number of iterations	100
Training function	L-M trainlm	Population size	40
Training goal	1e ⁻⁰⁸	Selection method	Roulette
Learning rate	0.01	Crossover method	Arithmetic crossover
Number of training	1 000	Mutation method	Non uniform mutation

2.2 GA-BP神经网络的训练及验证

将制备的25组试样弯曲性能检测数据分成两组,1[#]~20[#]为GA-BP神经网络预测模型的训练样本,21[#]~25[#]则为测试样本。为进一步缩小由实验数据量纲不统一造成的网络预测误差,在进行网络学习和训练前,对试验数据进行归一化处理。将其置于[0,1]之间。具体操作方法见式(3)。

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

式中: X' 为归一化之后的数据, X 为归一化之前的数据, $X_{\max}$ 为向量中元素的最大值, $X_{\min}$ 为向量元素中的最小值。

在GA-BP网络模型进行训练过程中,当计算迭代到第四代之后,性能指标为 7.83×10^{-10} ,达到了最佳值。GA-BP神经网络模型预测数据与试验测试数据的对比情况见表4,不难看出,GA-BP神经网络模型的预测数据整体大于试验测试数据,但两组数据整体非常接近,说明该模型的预测效果良好。

表4 GA-BP神经网络模型预测数据与试验测试数据对比

Tab. 4 Comparison between GA-BP neural network prediction value and experimental test value

Item	Flexural strength/MPa				
	21 [#]	22 [#]	23 [#]	24 [#]	25 [#]
GA-BP prediction value	63.279 8	60.578 9	41.667 9	51.929 2	60.353 8
Experimenta test value	62.711 5	57.963 9	39.886 9	50.093 2	57.488 8

3 预测模型对比与讨论

3.1 回归分析与BP神经网络模型的构建

利用数据分析软件,将本次试验的1[#]~20[#]检测数据作为数据样本进行线性回归分析并构建多元回归方程。具体方程结构式见式(4):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 \quad (4)$$

式中: β_0 为常数项, $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$ 则为偏回归系数,均为常数。 X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 则为自变量,对应正交试验中的五个因素。 Y 为试样弯曲性能的预测值。

根据最小二乘法原理,引入向量和矩阵,经回归分析后得到方程的常数项、偏回归系数、偏回归系数置信区间以及相应的检验统计量。具体分析结果见表5。得到的多元回归方程见式(5)。

表5 回归模型计算结果

Tab. 5 Calculation results of regression model

Regression coefficient	Estimated value	Confidence interval	Test statistic
β_0	52.677 1	[26.383 1, 78.971 2]	$F=17.646 5$
β_1	-58.744 6	[-82.333 1, -35.156 1]	
β_2	0.044 2	[-0.071 4, 0.159 9]	
β_3	0.000 3	[-0.117 6, 0.118 3]	
β_4	0.034 4	[-0.082 5, 0.151 2]	
β_5	10.746 2	[7.860 6, 13.631 8]	

$$Y = 52.6771 - 58.7446X_1 + 0.0442X_2 + 0.0003X_3 + 0.0344X_4 + 10.7462X_5 \quad (5)$$

使用 F 检验法对多元回归方程进行显著性检验,从表5可知,回归分析得到的检验统计量 $F=17.646 5$,远大于 $F_{0.05}$ 的临界值,因此,说明该多元回归方程显著,可以使用。

与此同时,为了进一步验证GA遗传算法是否对BP神经网络寻优能力有所提升,因此建立一个与GA-BP神经网络模型结构(5×11×1)一样的未经遗传算法优化的BP神经网络模型,保持参数设置和训练样本一致,来进行试样弯曲性能的预测,其预测结果与GA-BP神经网络预测数据、多元回归方程预测数据以及试验测试数据进行对比,以此来评价三种预测模型的准确性。

3.2 三种预测模型精度对比

图4为GA-BP神经网络、传统BP神经网络以及回归分析三种预测模型对21[#]~25[#]试样弯曲性能预测数据与试验测试数据的对比情况。从图4中不难看出,除BP神经网络21[#]试样预测结果(58.766 MPa)低于试验测试数据(62.711 5 MPa)以外,其余所有预测数据均高于试验测试数据,但整体GA-BP神经网络模型的预测数据曲线与试验测试数据曲线更为接近,BP神经网络模型预测数据曲线与多元回归方程预测数据曲线接近,较GA-BP神经网络模型预测数据曲线和试验测试数据曲线位置更高。

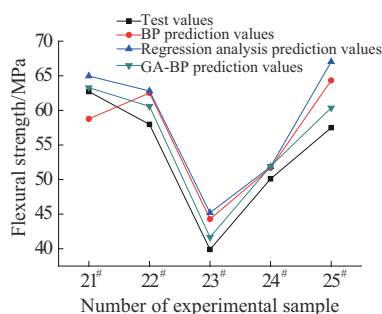


图4 三种预测模型预测数据与试验测试数据对比

Fig. 4 Comparison of three models predictive value and experimental value

此外,从三种预测模型的误差对比情况(图5)来看,GA-BP神经网络模型预测误差数据曲线最平稳且误差值最小,范围为(0.91%~4.98%),平均误差值3.71%,多元回归方程预测数据曲线波动幅度最大,范围(3.52%~16.57%),平均误差值9.07%,BP神经网络预测误差曲线与多元回归方程预测误差曲线形貌相似,整体波动相对较小,其误差范围为(3.16%~11.88%),平均误差值8.05%。因此不难说明GA-BP神经网络预测模型整体精度最高,BP神经网络预测模型次之,多元回归方程预测精度最差。但BP神经网络预测模型与多元回归方程两者预测精度相差不多。

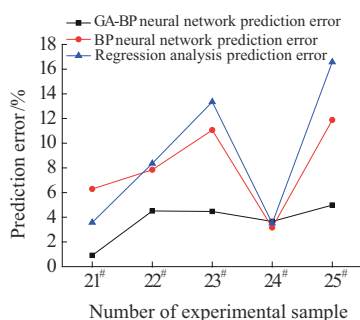


图5 三种预测模型预测误差对比

Fig. 5 Comparison of prediction errors of three models

3.3 讨论

相较于传统的BP神经网络模型,经过GA遗传算法优化的BP神经网络模型拥有相对较高的预测精度,主要是因为GA遗传算法采用了适者生存的法则,通过种群逐代演化和交叉遗传变异,逐代淘汰劣势个体,并最终筛选出最适应环境的最优个体,将其解码并以最优权值和阈值的方式赋给传统BP神经网络,从而得到更加精准且稳定的预测结果。其次是由于本次传统BP神经网络模型在创建过程中,没有大量的训练数据,使预测结果与试验测试结果之间的差异增大。第三,进行回归分析

时,由于试验测试数据在拟合过程中本身存在一定误差,从而导致回归方程精度下降,加之试样在进行尺寸测量的过程中,无法做到精确无误,最终导致预测误差增大。

4 结论

(1) 对比三种FDM 3D打印制件弯曲性能的预测模型发现,GA-BP神经网络算法预测模型精度最高,预测误差范围为(0.91%~4.98%),平均误差值3.71%,BP神经网络算法预测模型次之,预测误差范围为(3.16%~11.88%),平均误差值8.05%,多元回归方程预测相对最差,预测误差范围(3.52%~16.57%),平均误差值9.07%。

(2) 采用GA遗传算法优化BP神经网络模型,使BP神经网络模型获得最优的权值和阈值,从而进一步提升BP神经网络模型的预测精度和稳定性。

(3) GA-BP神经网络预测模型可满足FDM 3D打印制件弯曲性能的预测要求,具有较高的实用性。

参考文献

- [1] QURESHI A J, MAHMOOD S, WONG W L E, et al. Design for scalability and strength optimisation for components created through FDM process[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Engineering Design (ICED15).2015:27-30.
- [2] 刘亚,何冰一,陈鹏飞,等. FDM快速成型工艺对成型件力学性能的影响[J]. 中国塑料,2017,31(4):75-80.
LIU Ya, HE Bingyi, CHEN Pengfei, et al. Effect of rapid prototyping technique on mechanical properties of plastic parts through FDM process[C]. China Plastics, 2017, 31(4):75-80.
- [3] SEARS N A, SESHADFI D R, DHAVALIKAR P S, et al. A review of three-dimensional printing in tissue engineering[J]. Tissue Engineering Part B:Reviews, 2016, 22(4):298-310.
- [4] FUMO M, NOORANI R. Development of an expert system for the selection of rapid prototyping and 3D printing systems[C]//International Conference on Computer Science Education Innovation & Technology(CSEIT). Proceedings. Global Science and Technology Forum, 2015:14.
- [5] 白鹤,周有源,王核心,等. 基于ABAQUS的FDM工艺3D打印机喷嘴温度场模拟及结构优化[J]. 制造技术与机床,2019(4):41-44.
BAI He, ZHOU Youyuan, WANG Hexin, et al. Temperature field simulation and structure optimization of FDM 3D-printing machine nozzle based on ABAQUS[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2019(4):41-44.
- [6] 白鹤,赵明侠,袁一如,等. 基于GA-BP神经网络算法的FDM 3D打印制件拉伸性能预测[J]. 塑料工业 2022, 50(9):192-197.
BAI He, ZHAO Mingxia, YUAN Yiru, et al. Tensile property prediction of FDM 3D printing sample based on GA and BP neural

- network[J]. China Plastics Industry, 2022, 50(9):192-197.
- [7] 白鹤,张章,刘亚明,等.基于灰色关联分析的FDM工艺参数与制件精度关系研究[J].工程塑料应用,2020,48(11):80-84,94.
BAI He, ZHANG Zhang, LIU Yaming, et al. Research on the relationship between FDM process parameters and part accuracy based on grey relational analysis[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(11):80-84, 94.
- [8] 李生鹏.熔融沉积成型零件精度及机械性能研究[D].北京:中国矿业大学,2015.
LI Shengpeng. Research on accuracy and mechanical property for fused deposition modeling part[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2015.
- [9] 郑小军. FDM 3D打印制件性能的影响因素分析及试验研究[D].杭州:浙江理工大学,2019.
ZHENG Xiaojun. Analysis and experimental study on the influencing factors of the performance of FDM 3D printing parts[D]. Hangzhou: Zhejiang SCI-Tech University, 2019.
- [10] 孟陈力. FDM成型性能的影响因素分析及试验研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2017.
MENG Chenli The analysis and experimental study on the influencing factors of FDM forming performance[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2017.
- [11] 穆存远,冯叶阳,刘运学. FDM技术中路径规划对成型件力学性能影响[J].沈阳建筑大学学报(自然科学版),2019,35(1):142-150.
MU Cunyuan, FENG Yeyang, LIU Yunxue. Effect of path planning on mechanical properties of molded parts in FDM technology [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University: Natural Science, 2019, 35(1):142-150.
- [12] 祝洲杰,沈建云,蒋立正,等. FDM参数设定对制件力学性能的影响及优化研究[J].制造技术与机床,2018(12):132-136.
ZHU Zhoujie, SHEN Jianyun, JIANG Lizheng, et al. Research on the impact of parameter setting on mechanical properties of FDM products and optimization[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2018(12):132-136.
- [13] 白鹤,苏亚辉,王核心,等. FDM 3D打印工艺参数对PLA制件力学性能的影响[J].工程塑料应用,2020,48(1):68-71.
BAI He, SU Yahui, WANG Hexin, et al. Influence of FDM 3D-printing process parameters on mechanical property of PLA sample[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(1):68-71.
- [14] 王丹妮,周敏,高强,等.基于PSO-BP算法的3D打印制件精度预测模型[J].机床与液压,2019,47(16):1-5.
WANG Danni, ZHOU Min, GAO Qiang, et al. Accuracy predictive model of 3D Printing parts based on PSO-BP algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(16):1-5.
- [15] 陈雪芳,张永康.基于改进BP神经网络的FDM成型工艺参数反演[J].组合机床与自动化加工技术,2011(6):48-51.
CHEN Xuefang, ZHANG Yongkang. The Back Analysis of technological parameters for FDM using improved BP neural network [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2011(6):48-51.
- [16] 杨思瑞,白海清,鲍骏,等.基于回归分析和遗传算法优化的BP神经网络熔覆层形貌预测[J].激光与光电子学进展,2022,59(21):149-157.
YANG Sirui, BAI Haiqing, BAO Jun, et al. Prediction of cladding layer morphology based on BP neural network optimized by regression analysis and genetic algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(21):149-157.
- [17] 李晓桐. FDM式3D打印机控制系统设计及工艺参数优化[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2021.
LI Xiaotong. Control system design of FDM 3D printer and process parameter optimization[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021.
- [18] 郁磊,史峰,王辉,等.智能算法30个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2015.
YU Lei, SHI Feng, WANG Hui, et al. Analysis of 30 Cases of intelligent algorithm[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2015.