

激光与光电子学进展

316L 不锈钢选区激光熔化表面的形貌分析与粗糙度预测

穆伟豪, 陈雪辉*, 张雨, 黄磊, 朱达荣, 董必春

安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601

摘要 通过选区激光熔化技术制备 316L 不锈钢样件, 利用扫描电子显微镜和光学显微镜分析了试样的微观组织, 研究了激光功率和线能量密度(LED)对成形试样上表面形貌的影响, 并以激光功率、扫描速度为输入, 基于遗传算法优化反向传播(GA-BP)神经网络对成形样件上表面的粗糙度进行预测。实验结果表明, LED对试样表面形貌和成形缺陷的影响较大, 当LED为 240 J/m时, 熔道平整且连续, GA-BP神经网络预测模型的平均绝对百分误差为 6.34%。

关键词 激光光学; 选区激光熔化; 表面形貌; 神经网络; 遗传算法; 表面粗糙度

中图分类号 TN249

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0714011

Surface Morphology Analysis and Roughness Prediction of 316L Stainless Steel by Selective Laser Melting

Mu Weihao, Chen Xuehui*, Zhang Yu, Huang Lei, Zhu Darong, Dong Bichun

School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China

Abstract In this paper, 316L stainless steel samples are fabricated by selective laser melting technology, and the microstructure of samples are analyzed by scanning electron microscope and optical microscope. The effects of laser power and line energy density (LED) on the upper surface morphology of the sample are studied. With laser power and scanning speed as input, the roughness of upper surface of forming samples are predicted based on genetic algorithm optimized back propagation (GA-BP) neural network. The experimental results show that the LED has a great influence on the surface morphology and forming defects of fabricated samples. When the LED is 240 J/m, the melt track is smooth and continuous. The mean absolute percentage error of the GA-BP neural network prediction model is 6.34%.

Key words laser optics; selective laser melting; surface morphology; neural network; genetic algorithm; surface roughness

1 引言

选区激光熔化(SLM)是一种适用于金属材料的增材制造(AM)技术, 先将零件三维模型分层, 利

用高能激光束在各切分层上按预定轨迹熔化成形, 然后通过逐层累加制造出零件^[1]。相比传统成形方法, SLM成形具有精度高、时间短、成形过程污染较小等优点, 被广泛应用于医疗、航空航天等高附加

收稿日期: 2021-11-05; 修回日期: 2021-12-15; 录用日期: 2021-12-27

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51875152)、国家自然科学基金青年科学基金(11804002)、安徽省高校省级自然科学研究重点项目(KJ2019A0798)、安徽建筑大学引进人才及博士启动项目(2019QDZ20)

通信作者: *chenxuehui@ahjzu.edu.cn

值零件成形领域^[2-4]。但 SLM 在成形过程中产生的孔隙、球化、台阶效应和翘曲等缺陷会影响 SLM 成形件的表面质量,限制了 SLM 技术的应用^[5-6]。

SLM 各个过程(成形前、成形过程、成形后处理)中的多种因素均会影响 SLM 成形件的表面性能。李俊等^[7]研究了激光重熔次数对用 SLM 制备 316L 不锈钢样件表面性能、微观组织和元素分布的影响,结果表明,随着激光重熔次数的增加,成形试样表面的组织细化、晶粒变大,成形试样的表面性能也有一定提升。黄卫东等^[8]研究了 SLM 成形过程中成形参数以及成形件摆放位置对于 316L 不锈钢上表面和垂直面粗糙度的影响,得到了工艺参数对于 SLM 成形样件上表面和垂直表面粗糙度的影响次序,并发现了 SLM 成形件垂直面粗糙度大于上表面粗糙度的规律。胡勇等^[9]研究了不同比例粗粉、细粉组合的 IN738 合金粉末对于 SLM 成形件致密度、表面粗糙度和成形缺陷的影响,结果表明,用 50% 粗粉和 50% 细粉得到的混合粉末制备的 SLM 成形件有较低的表面粗糙度、孔隙率和裂纹密度。魏建锋等^[10]研究了不同扫描策略对 SLM 成形 Iconel 718 表面质量的影响,并分析了成形件上表面和侧表面的成形质量,结果表明,不同扫描方式下 SLM 制备样件的侧面粗糙度均大于上表面粗糙度,条状扫描、棋盘扫描、蛇形扫描和螺旋扫描方式中,采用蛇形扫描方式制备的样件上表面粗糙度最低,采用螺旋扫描方式制备的样件侧面粗糙度最低。Chen 等^[11]研究了激光抛光对于 SLM 样件质量的影响,结果表明,激光抛光可明显提升 SLM 成形样件的耐腐蚀性能和表面硬度,同时可以降低 SLM 样件表面的粗糙度。

通过实验研究成形中各个阶段与表面性能的关系会消耗大量成本,且效率较低。景艳龙等^[12]将激光功率、扫描速度、铺粉厚度和粉末预热温度作为输入通过反向传播(BP)神经网络预测 316L 不锈钢 SLM 成形样件的残余应力,预测结果的平均误差为 7.34%。杨天雨等^[13]研究了 SLM 成形 18Ni300 时模具钢的微观组织,并将激光功率、扫描速度和扫描间距作为输入,通过神经网络对 SLM 制备样件的抗拉强度进行预测,预测结果与实验结果的误差较小,决定系数为 0.73。本文通过 SLM 技术制备 316L 不锈钢样件,研究了成形试样的微观组织和表面形貌,并分析了成形参数对上表面形貌和表面粗糙度的影响,验证了用神经网络分析 SLM 成形件性能的可行性。最后,以激光功率、扫描速度作为输入,基于遗传算法优化 BP(GA-BP)神经网络建立 SLM 制备试样上表面粗糙度的预测模型,并与 BP 神经网络的预测值和实验测量结果进行了对比分析。

2 实验材料与方法

实验设备是安徽拓宝增材制造公司的 TB-SLM100,激光器为光纤激光器,激光波长为 1064 nm,最大功率为 500 W。实验中使用的 316L 不锈钢粉末粒径分布为正态分布,平均粒径为 34.1 μm ,粉末的成分如表 1 所示。图 1 为 316L 不锈钢粉末的表面形貌,通过显微颗粒分析仪检验出 316L 不锈钢粉末的球形度为 0.95。采用相邻层旋转 67° 的成形方式,以避免快速成形过程中的应力集中现象^[14],其原理如图 2 所示。成形参数如表 2 所示,其中,激光的线能量密度(LED)^[15]可表示为

表 1 316L 不锈钢粉末的化学成分

Table 1 Chemical components of 316L stainless steel powder

unit: %

Component	Fe	Cr	Ni	Mo	Mn	Si	P	C	S	O	N
Mass fraction	bal	17.94	11.92	2.46	0.051	0.56	<0.01	0.0094	0.02	0.015	0.0086

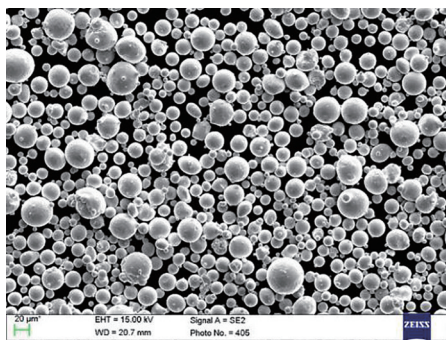


图 1 316L 不锈钢粉末表面形貌图

Fig. 1 Surface topography of 316L stainless steel powders

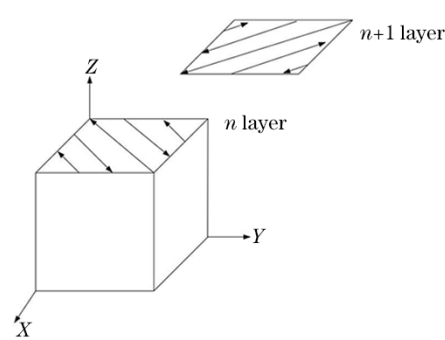


图 2 SLM 的成形策略

Fig. 2 Forming strategy of the SLM

表 2 SLM 的工艺参数

Table 2 Process parameters of the SLM

Parameter	Value
LED / (J·m ⁻¹)	150/180/210/240/270
Laser power P / W	140/160/180/200/220
Scanning speed v / (mm·s ⁻¹)	500–1500
thickness of powder layer d / mm	0.3
Spot diameters D / μm	35
Scanning strategy	adjacent layers rotate 67°

$$X_{\text{LED}} = P/v, \quad (1)$$

式中, P 为激光功率, 单位为 W, v 为激光的扫描速度, 单位为 m/s, LED 的单位为 J/m。

采用 Keyence VR-3200 3D 轮廓测量仪测量 316L 不锈钢表面的粗糙度。将成形试样横、纵截面打磨抛光, 采用 $V(\text{HNO}_3):V(\text{HCl})=1:3$ 的王水腐

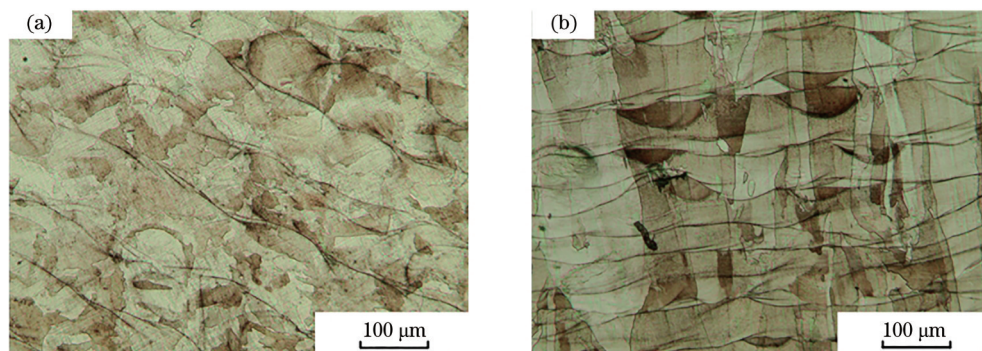


图 3 SLM 成形样件表面的 OM 图。(a) X-Y 方向; (b) Y-Z 方向

Fig. 3 OM image of samples surface fabricated by SLM. (a) X-Y direction; (b) Y-Z direction

图 4 为 SLM 成形的 316L 不锈钢表面微观组织图。可以发现, 该区域为不同形状的六边形胞状晶, 这是由 SLM 成形过程中熔池表面张力梯度造成熔融金属的流动以及熔池的散热方向变化导致^[18]。

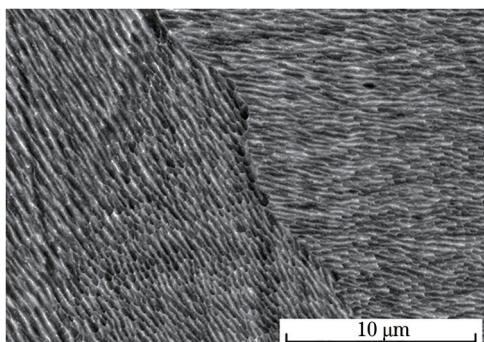


图 4 SLM 成形 316L 不锈钢微观组织的 SEM 图像

Fig. 4 SEM image of 316L stainless steel microstructure fabricated by SLM

蚀试样表面 15 s 后用金相显微镜观察熔池形貌, 通过扫描电子显微镜 (SEM) 观察试样的微观组织和表面形貌。

3 实验结果与分析

3.1 微观组织分析

图 3(a) 和图 3(b) 分别为 SLM 成形样件表面 X-Y 方向剖面 and Y-Z 方向剖面的光学显微 (OM) 图。可以发现, X-Y 方向剖面的表面金相图中相邻扫描轨迹结合紧密, 边界清晰, 而 Y-Z 方向剖面的金相图中可以明显观察到鱼鳞状纹路。原因是激光束的能量分布为高斯分布, 激光光斑在中心处的能量密度最高, 两侧能量密度逐渐减弱^[16]。同一个试样中, 鱼鳞状熔池在 Y-Z 截面上的形状也不一致, 原因是 SLM 成形方式为相邻层旋转 67°, 导致扫描轨迹之间相互交叠^[17]。

当出现成分过冷的现象时, 晶体会以胞状晶的方式生长, 且熔池凝固过程中的温度梯度 G 和凝固速度 R 的比值会影响熔池凝固后的微观组织, 较高的 G/R 值会形成胞状晶, 低 G/R 值则会形成柱状晶和等轴状晶^[19-20]。

3.2 成形参数对于表面形貌的影响

图 5 为激光功率为 180 W 时, 不同 LED 下的成形表面形貌图。从图 5(a) 可以发现, 当 LED 为 270 J/m 时, 熔池面积增大会导致熔道相互侵占, 出现了比较明显的球化现象。主要原因: 1) 熔池面积增大会使熔池附近的粉末在表面张力作用下吸入熔池之中; 2) 过高的能量输入导致熔池飞溅产生球化现象^[21]。从图 5(b) 可以发现, 当 LED 为 240 J/m 时, 相邻熔道结合为一体, 熔道平整且连续, 熔道表面的球化缺陷和孔隙较少。从图 5(c) 可以发现, 当 LED 为 210 J/m 时, 能量输入较低, 金属粉末熔化不

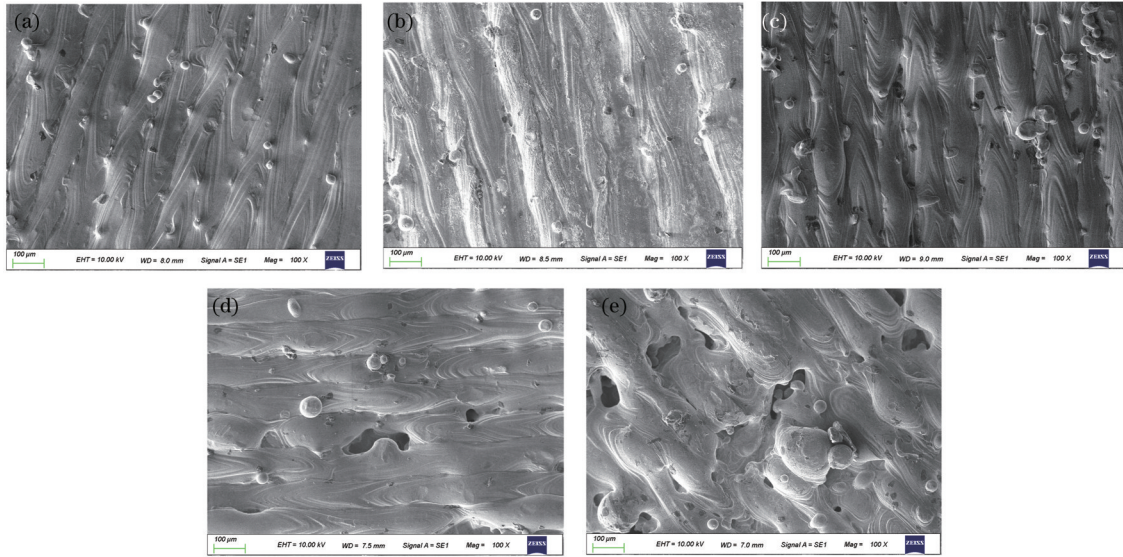


图 5 不同LED下SLM成形样件表面的SEM图。(a)270 J/m;(b)240 J/m;(c)210 J/m;(d)180 J/m;(e)150 J/m
 Fig. 5 SEM images of the surface of SLM-formed samples under different LED. (a) 270 J/m; (b) 240 J/m; (c) 210 J/m; (d) 180 J/m; (e) 150 J/m

完全,产生球化现象,同时熔融金属量不足也会导致熔道表面起伏不平。从图5(d)可以发现,当LED为180 J/m时,球化现象更明显,且会出现孔隙缺陷。从图5(e)可以发现,当LED下降到150 J/m时,熔道的连续性较差,球化现象、孔隙和熔池未熔

合缺陷严重,不利于SLM的成形。

LED为240 J/m时不同激光功率下样件的表面形貌如图6所示。可以发现,当LED为240 J/m时,不同激光功率下的成形试样表面熔道均平整且连续,相邻熔道结合紧密。

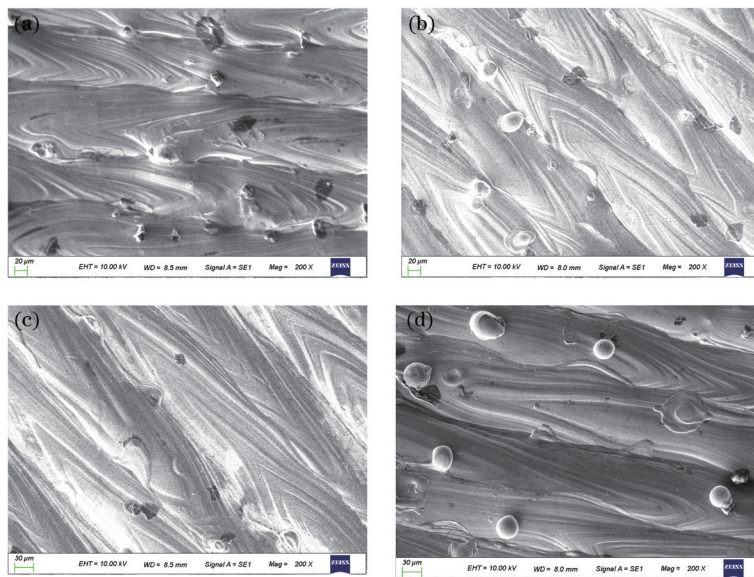


图 6 不同功率下SLM成形样件表面的SEM图。(a)140 W;(b)160 W;(c)200 W;(d)220 W
 Fig. 6 SEM images of the surface of SLM-formed samples under different powers. (a) 140 W; (b) 160 W; (c) 200 W; (d) 220 W

3.3 成形参数对于样件表面粗糙度的影响

表3为不同激光LED、激光功率下SLM样件上表面的粗糙度。可以发现,当激光LED固定时,随着激光功率的增加,SLM技术制备的316L不锈钢

样件上表面的粗糙度变化不大但有上升趋势。

图7为相同功率下不同激光LED对SLM成形试样上表面粗糙度的影响。可以发现,当激光功率固定时,试样上表面粗糙度随激光LED的增加呈先

表 3 不同激光功率和 LED 下试样的表面粗糙度
Table 3 Surface roughness of samples with different laser power and LED unit: μm

LED / ($\text{J}\cdot\text{m}^{-1}$)	Laser power / W				
	140	160	180	200	220
150	17.657	17.602	17.965	15.710	24.198
180	14.083	16.058	16.253	19.389	15.877
210	13.347	14.840	14.628	19.000	17.764
240	16.487	16.897	18.306	16.923	20.066
270	16.394	24.686	21.497	24.200	29.270

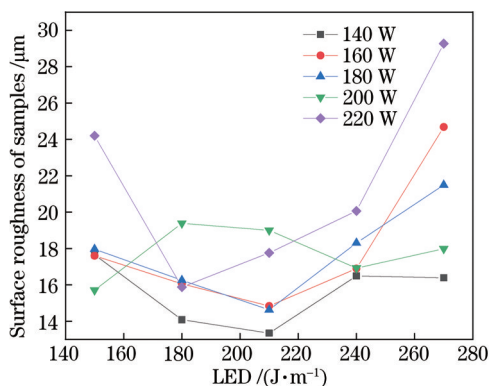


图 7 不同激光功率下 LED 与成形试样上表面粗糙度的关系
Fig. 7 Relationship between LED and surface roughness of samples under different laser power

下降后上升的趋势,这与激光扫描速率对于表面粗糙度的影响是相同的^[8]。当激光 LED 较低时,金属粉末未完全熔化,导致球化现象和孔隙缺陷的产

生,不利于试样成形(图 5(d)~图 5(e))。随着 LED 的提升,试件表面未熔化粉末颗粒逐渐减少,此时不同激光功率下试样的上表面粗糙度相对较好。当 LED 过高时,熔池面积增大会使熔池附近粉末被吸入熔道,导致球化现象;且熔池表面温度会达到材料沸点,出现垂直熔池表面向下的气化反冲力,造成熔融金属飞溅,也会导致成形件上表面球化现象产生,增大试件上表面的粗糙度(图 5(a))。

3.4 遗传算法优化 BP 神经网络

BP 神经网络由输入层、输出层和隐含层组成,包括信息前向传递过程和误差反向传播过程^[22],其结构如图 8 所示。其中, x_i ($i=1,2,3$) 为输入层的输入值, y_j 为隐含层的输入值, z 为输出层的输出值, r 为实际值, w_{ij} 为输入层和隐含层之间的权值, w_{jk} 为隐含层和输出层之间的权值。前向过程由各层神经元通过权值和阈值向前传递信息。若误差大于设定范围,需要利用梯度下降法修正 BP 神经网络的权值与阈值,直到误差符合设定的范围。

BP 神经网络存在预测精度不高、容易陷入局部最小值等缺陷^[23]。因此,利用遗传算法优化神经网络的权值和阈值,以改进 BP 网络的预测性能,加快网络的学习速度,提高神经网络的识别精度。GA-BP 神经网络的流程如图 9 所示,先对种群进行编码,再利用选择、交叉和变异操作找出 BP 神经网络的最优初始权值和阈值^[24]。

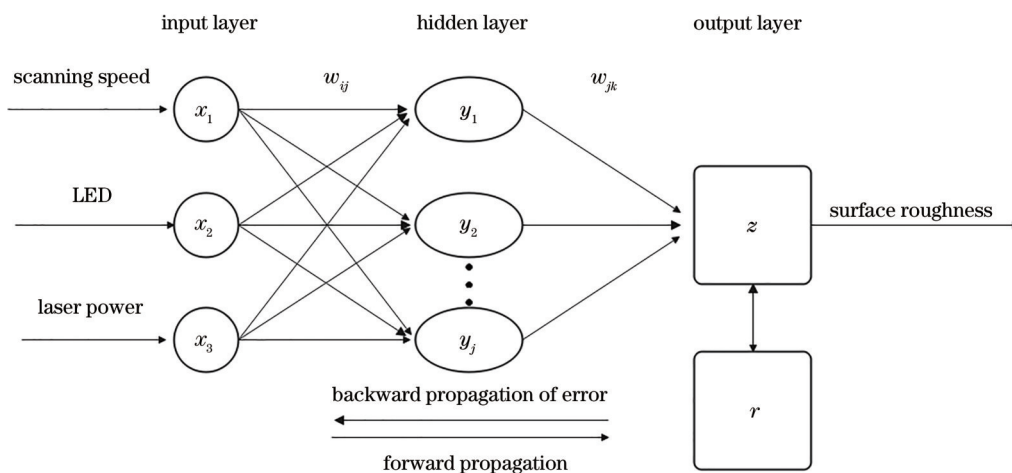


图 8 BP 神经网络的结构

Fig. 8 Structure of the BP neural network

将激光功率、扫描速度作为输入特征,建立 SLM 成形试样上表面粗糙度的 BP 神经网络预测模型和 GA-BP 神经网络预测模型。选取表 3 中的 20 组数据作为训练集,5 组数据作为测试集。神经网络

的训练次数为 1000 次,神经网络的学习率为 0.01,输入层数为 2,隐含层数为 5,输出层数为 1,初始种群规模为 30,进化次数为 50,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.2。图 10 为 BP 和 GA-BP 神经网络预测模

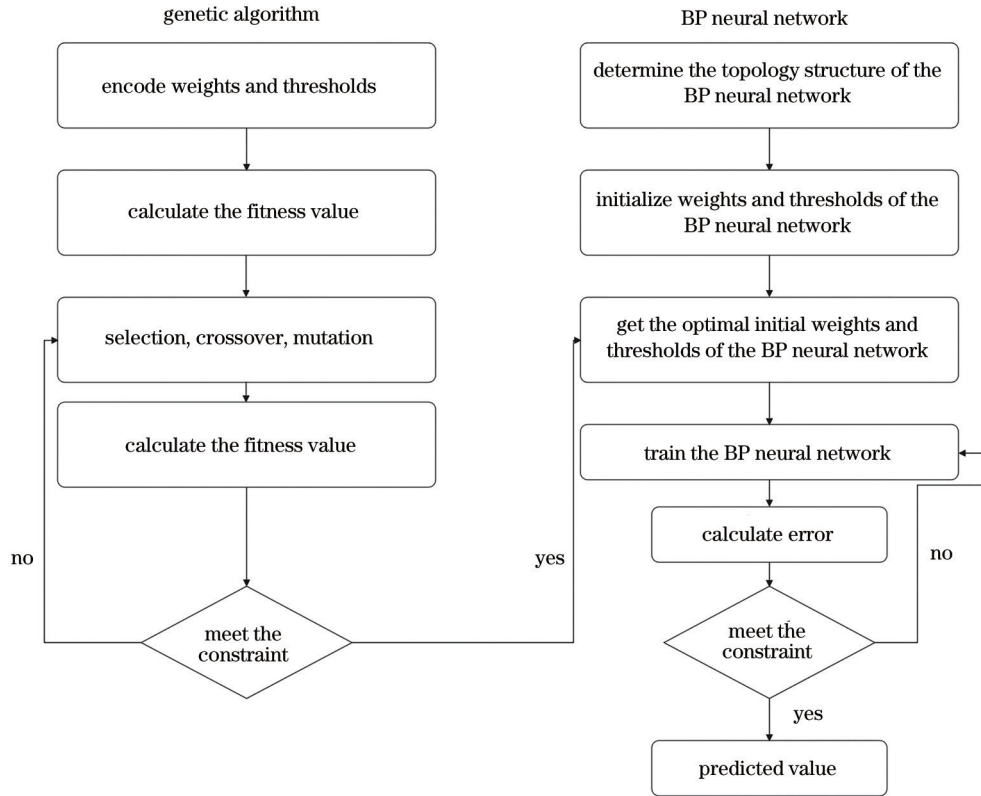


图 9 GA-BP 神经网络流程图
Fig. 9 Flow chart of the GA-BP neural network

型的误差,可以发现,相比 BP 神经网络,GA-BP 神经网络对表面粗糙度的预测结果误差更小。

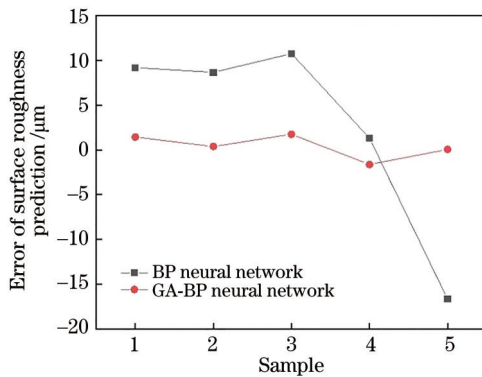


图 10 GA-BP 和 BP 神经网络的预测误差
Fig. 10 Prediction error of GA-BP and BP neural networks

表 4 为 GA-BP、BP 神经网络的预测结果和期望输出,采用平均绝对百分误差(MAPE)衡量预测模型的准确度,可表示为

$$X_{MAPE} = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{n=1}^n \left(\frac{|z_r^n - z_k^n|}{z_r^n} \right), \quad (2)$$

式中, n 为测试集的数量, z_r^n 为第 n 个成形试样上表面粗糙度的实际测量值, z_k^n 为第 n 个成形试样上表面粗糙度的神经网络预测值。计算得到 GA-BP 神经网络的 MAPE 为 6.34%。当功率 P 为 180 W,扫描速度 v 为 1.11 m/s 时,GA-BP 神经网络预测模型的 MAPE 最大,为 12.0%,与实际值相差 1.7504 μm ,这表明采用 GA-BP 神经网络建立的 316L 不锈钢 SLM 成形试样上表面粗糙度的预测

表 4 表面粗糙度的实验结果与预测结果

Table 4 Experimental and predicted results of surface roughness

P/W	$v/(m \cdot s^{-1})$	Experimental value / μm	BP neural network		GA-BP neural network	
			Predicted value / μm	MAPE / %	Predicted value / μm	MAPE / %
140	0.52	16.394	25.5811	56.0	17.8396	8.8
160	0.67	16.897	25.5622	51.3	17.2842	2.3
180	0.86	14.628	25.3940	73.6	16.3784	12.0
200	1.11	19.389	20.6881	6.7	17.7661	8.4
220	1.47	24.198	7.5586	68.8	24.2610	0.3

模型是可靠的。此外,个别样本的预测结果误差相对较大,原因可能是测量过程中存在的误差以及样本数据较少。为了提高 GA-BP 神经网络的预测精度,需要优化测量方法,提供大量实验数据对神经网络进行训练,使 GA-BP 神经网络模型的预测结果更精确。

4 结 论

通过 SLM 技术制备 316L 不锈钢样件,分析了成形试样的微观组织以及成形参数对上表面形貌和表面粗糙度的影响,主要结论如下。

1) LED 对成形缺陷有较大影响。在激光 LED 较低时,粉末未完全熔化会导致成形试样的表面出现孔隙、未熔合缺陷及球化现象;随着 LED 的提升,球化孔隙等缺陷逐渐减少;当激光 LED 过大时,熔池飞溅会导致成形试样表面会出现严重的球化现象。

2) 成形参数对于成形件上表面粗糙度的影响较大。当激光功率不变时,随着 LED 的提升,成形试样上表面粗糙度的总体变化趋势为先降低后上升;当 LED 不变时,随着激光功率的上升,成形试样上表面粗糙度变化不大但有上升趋势。

3) 以激光功率、扫描速度为输入分别建立 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络,并对成形试件上表面的粗糙度进行预测分析。结果表明,相比 BP 神经网络,GA-BP 神经网络对粗糙度的预测结果更准确,其 MAPE 为 6.34%。但个别试样的预测值和实际值相差较大,后期还需减少测量过程的误差以及通过大量实验数据对 GA-BP 神经网络模型进行训练,提高预测模型的准确度。

参 考 文 献

- [1] Yang Y Q, Chen J, Song C H, et al. Current status and progress on technology of selective laser melting of metal parts[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011401.
杨永强, 陈杰, 宋长辉, 等. 金属零件激光选区熔化技术的现状及进展[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011401.
- [2] Wang Y, Zhou X F. Research front and trend of specific laser additive manufacturing techniques[J]. Laser Technology, 2021, 45(4): 475-484.
王勇, 周雪峰. 激光增材制造研究前沿与发展趋势[J]. 激光技术, 2021, 45(4): 475-484.
- [3] Yap C Y, Chua C K, Dong Z L, et al. Review of selective laser melting: materials and applications[J]. Applied Physics Reviews, 2015, 2(4): 041101.
- [4] Ngo T D, Kashani A, Imbalzano G, et al. Additive manufacturing (3D printing): a review of materials, methods, applications and challenges[J]. Composites Part B: Engineering, 2018, 143: 172-196.
- [5] Shi W T, Wang P, Liu Y D, et al. Experimental study on surface quality and process of selective laser melting forming 316L[J]. Surface Technology, 2019, 48(3): 257-267.
石文天, 王朋, 刘玉德, 等. 选区激光熔化成形 316L 表面质量及工艺试验研究[J]. 表面技术, 2019, 48(3): 257-267.
- [6] Li H Y, Li Z H, Yang R, et al. Research progress in forming quality control of selective laser melting metal surface[J]. Surface Technology, 2020, 49(9): 118-124, 156.
李淮阳, 黎振华, 杨睿, 等. 选区激光熔化金属表面成形质量控制的研究进展[J]. 表面技术, 2020, 49(9): 118-124, 156.
- [7] Li J, Yang L J, Zheng H, et al. Influence of laser selection melting times on the surface properties of 316L stainless steel[J]. Surface Technology, 2021, 50(6): 93-100.
李俊, 杨立军, 郑航, 等. 激光选区熔化次数对 316L 不锈钢表面性能的影响[J]. 表面技术, 2021, 50(6): 93-100.
- [8] Huang W D, Zhang W J, Lian G F, et al. Effect of SLM forming process parameters on surface roughness of 316L stainless steel parts[J]. Applied Laser, 2020, 40(1): 35-41.
黄卫东, 张伟杰, 练国富, 等. SLM 成形工艺参数对 316L 不锈钢成形件表面粗糙度的影响[J]. 应用激光, 2020, 40(1): 35-41.
- [9] Hu Y, Yang X K, Kang W J, et al. Effects of combination of powders with different particle sizes on surface roughness and internal defects of IN738 alloy formed by selective laser melting[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(1): 0114003.
胡勇, 杨小康, 康文江, 等. 不同粒径粉末搭配对激光选区熔化 IN738 合金成形件表面粗糙度及内部缺陷的影响[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(1): 0114003.
- [10] Wei J F, Wu M P, Han J T. Effect mechanism of scanning strategy on surface quality of Inconel 718 by SLM[J]. Applied Laser, 2020, 40(4): 621-625.
魏建锋, 武美萍, 韩基泰. 扫描策略对 SLM 成形 Inconel 718 表面质量的影响机制[J]. 应用激光, 2020, 40(4): 621-625.
- [11] Chen L, Richter B, Zhang X Z, et al. Modification

- of surface characteristics and electrochemical corrosion behavior of laser powder bed fused stainless-steel 316L after laser polishing[J]. Additive Manufacturing, 2020, 32: 101013.
- [12] Jing Y L, Li J, Shi W T, et al. Prediction of residual stress in selective laser melting based on neural network[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2021, 33(10): 109001.
景艳龙, 李杰, 石文天, 等. 基于神经网络的选区激光熔化残余应力预测[J]. 强激光与粒子束, 2021, 33(10): 109001.
- [13] Yang T Y, Zhang P L, Yin Y, et al. Microstructure based on selective laser melting and mechanical properties prediction through artificial neural net[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2019, 40(6): 100-106, 165.
杨天雨, 张鹏林, 尹燕, 等. 激光选区熔化组织分析及人工神经网络力学性能预测[J]. 焊接学报, 2019, 40(6): 100-106, 165.
- [14] Wang W Q, Li Y Q, Li X, et al. Microstructures and properties of Ni-Cr-B-Si alloy powders prepared by selective laser melting[J]. Materials Reports, 2020, 34(2): 2077-2082.
王文权, 李雅倩, 李欣, 等. 选区激光熔化制备 Ni-Cr-B-Si 合金粉末的微观组织与性能[J]. 材料导报, 2020, 34(2): 2077-2082.
- [15] Yadroitsev I, Bertrand P, Smurov I. Parametric analysis of the selective laser melting process[J]. Applied Surface Science, 2007, 253(19): 8064-8069.
- [16] Yang X, Ma W J, Ren Y J, et al. Subgrain microstructures and tensile properties of 316L stainless steel manufactured by selective laser melting[J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2021, 28(9): 1159-1167.
- [17] Wang W Q, Wang S Y, Chen F, et al. Microstructure and mechanical properties of TiN/Inconel 718 composites fabricated by selective laser melting[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2021, 57(8): 1017-1026.
王文权, 王苏煜, 陈飞, 等. 选区激光熔化成形 TiN/Inconel 718 复合材料的组织和力学性能[J]. 金属学报, 2021, 57(8): 1017-1026.
- [18] Yin Y, Liu P Y, Lu C, et al. Microstructure and tensile properties of selective laser melting forming 316L stainless steel[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2018, 39(8): 77-81, 132.
尹燕, 刘鹏宇, 路超, 等. 选区激光熔化成形 316L 不锈钢微观组织及拉伸性能分析[J]. 焊接学报, 2018, 39(8): 77-81, 132.
- [19] Yu C F, Zhao C C, Zhang Z F, et al. Tensile properties of selective laser melted 316L stainless steel[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2020, 56(5): 683-692.
余晨帆, 赵聪聪, 张哲峰, 等. 选区激光熔化 316L 不锈钢的拉伸性能[J]. 金属学报, 2020, 56(5): 683-692.
- [20] Kong D C, Dong C F, Wei S L, et al. About metastable cellular structure in additively manufactured austenitic stainless steels[J]. Additive Manufacturing, 2021, 38: 101804.
- [21] Gu D D, Shen Y F. Balling phenomena in direct laser sintering of stainless steel powder: metallurgical mechanisms and control methods[J]. Materials & Design, 2009, 30(8): 2903-2910.
- [22] Xiao J L, Yue D W, Zhao Z D, et al. A visible light localization algorithm based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2019, 30(8): 810-816.
肖佳琳, 岳殿武, 赵政铎, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的可见光定位[J]. 光电子·激光, 2019, 30(8): 810-816.
- [23] 宋海声, 陈召, 徐大诚, 等. GA-BP 神经网络结合 EDXRF 技术实现对中低合金钢中 Cr、Mn 和 Ni 元素含量的预测[J/OL]. 激光与光电子学进展:1-14[2021-02-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210713.0915.019.html>.
Song H S, Chen Z, Xu D C, et al. Prediction of Cr, Mn and Ni in medium and low alloy steels by GA-BP neural network combined with EDXRF technology[J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress :1-14[2021-02-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210713.0915.019.html>.
- [24] Gao H, Xue L Y. Back propagation neural network based on improved genetic algorithm fitting LED spectral model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(7): 072302.
高航, 薛凌云. 基于改进遗传算法的反向传播神经网络拟合 LED 光谱模型[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 072302.