

激光与光电子学进展

基于神经网络的激光选区烧结温度预测

解瑞东^{1*}, 朱尽伟¹, 钟琪², 高峰¹¹西安理工大学陕西省机械制装备重点实验室, 陕西 西安 710048;²西安交通大学机械制系统国家重点实验室, 陕西 西安 710049

摘要 有限元仿真是激光选区烧结(SLS)增材制造温度场预测分析的常见方法,但温度场仿真运算往往要耗费大量的时间。为了提高运算效率,提出了基于遗传算法(GA)优化反向传播(BP)神经网络的SLS烧结点温度预测方法。在大量覆膜砂材料多道多层零件烧结点温度仿真模拟试验的基础上,建立并训练了基于GA-BP神经网络的烧结点温度预测模型。开发了SLS烧结点温度预测软件,能够根据零件的尺寸及工艺参数,快速计算出烧结点温度,并进行可视化显示。通过零件烧结点预测温度与热像仪检测温度的对比试验,验证了温度预测的准确性。

关键词 材料; 激光选区烧结; 神经网络; 烧结点; 温度; 预测

中图分类号 TH164

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1916005

Temperature Prediction Based on Neural Network for Selective Laser Sintering

Xie Ruidong^{1*}, Zhu Jinwei¹, Zhong Qi², Gao Feng¹¹Key Laboratory of Manufacturing Equipment of Shaanxi Province, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China;²State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, Shaanxi, China

Abstract A selective laser sintering (SLS) technique uses a method called finite element simulation to forecast and analyze temperature fields. However, the temperature field simulation computation takes a long time. An SLS sintering points temperature prediction approach, based on a genetic algorithm (GA) optimized back propagation (BP) neural network, is proposed to enhance the computation efficiency. A large number of simulation experiments of sintering point temperatures of coated sand multitrack-multilayer parts were conducted. A sintering point temperature prediction model based on GA-BP neural network was created and trained based on the above experiments. A piece of software for predicting SLS sintering point temperatures was developed. The software can quickly calculate and visually display the sintering point's temperatures based on the dimension and process parameters. The accuracy of temperature prediction was confirmed when the predicted and detected sintering point temperatures of the parts were compared experimentally.

Key words materials; selective laser sintering; neural network; sintering point; temperature; prediction

1 引言

激光选区烧结(SLS)是最主要的增材制造技术之一。该技术根据零件数字模型,通过激光束高速扫描使粉末快速烧结并逐层堆积,实现复杂零件的成形制造,具有制造周期短、材料利用率高、工艺柔性高的独特优势,以及广泛的应用前景^[1-3]。在SLS工艺中,激

光烧结点(激光直接照射的微小点状区域)温度是影响零件成形质量最重要的因素之一。在成形中烧结点温度保持稳定对于提高零件成形精度,减少热应力、热变形和缺陷,提升零件力学性能具有重要的意义,因此,激光烧结温度场一直是SLS增材制造领域的研究热点之一^[4]。

本文对SLS/激光选区熔化(SLM)增材制造温度

收稿日期: 2021-09-22; 修回日期: 2021-10-03; 录用日期: 2021-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(51775430)

通信作者: *rdxie2007@163.com

场进行仿真分析,根据结果对工艺参数进行优化,可以有效提高零件成形质量。Khan等^[5]将自适应网格框架应用于SLM成形316L不锈钢多道多层试件的三维传热有限元模型,并对熔池瞬态温度、尺寸和形状进行了仿真计算。Bayat等^[6]建立了SLM成形的热力耦合模型,并对L形316L不锈钢试件成形中的温度场和热应力场进行了仿真。Li等^[7]通过有限元仿真,研究了尼龙6材料SLS成形中,激光功率、扫描速度对熔池温度和尺寸的影响,并根据结果对工艺参数进行了优化。Li等^[8]对激光点曝光扫描模式下SLM成形316L不锈钢多道多层试件的温度场进行了有限元仿真,并研究了点曝光扫描成形中特定点的温度波动、熔池尺寸变化和热应力分布情况。通过SLS/SLM温度场有限元仿真计算,虽然可以得到零件的温度分布,但受限于计算机性能,仿真运算往往要耗费大量的时间。特别是当零件尺寸较大时,仿真运算时间会长达几天至几周。例如,朱尽伟^[9]采用双2.1 GHz CPU的工作站分别对SLS成形覆膜砂15 mm×4.2 mm和150 mm×42 mm的长方形单层(激光光斑直径为1.2 mm,单层厚为0.3 mm)的温度场进行仿真,运算耗时分别约为1~2 h和5天。

反向传播(BP)神经网络是一种模仿人类神经网络工作方式而演化出的按误差反向传播的多层前馈网络,其结构包括输入层、隐含层、输出层三部分,具有良好的自适应学习能力,被广泛应用于复杂非线性系统数据拟合及数值预测^[10-12]。但BP神经网络存在容易陷入局部极小的缺点,造成算法的精度和运算速度降低。使用遗传算法(GA)对BP神经网络的初始结构进行优化,得到GA-BP神经网络,能够很好地解决BP神经网络易陷入局部极小的问题,提升BP神经网络的预测能力^[13-15]。国内外尚无基于神经网络的SLS/SLM温度场预测研究的相关报道。

本文在大量数值模拟试验的基础上,建立了基于GA-BP神经网络的SLS烧结点温度预测模型,该模型能够快速预测不同尺寸零件在不同成形工艺参数下的烧结点温度分布。基于该模型开发了SLS烧结点温度预测软件。应用该软件成功进行了薄长方体零件的SLS烧结点温度预测,同有限元仿真相比,极大提高了运算速度。

2 SLS温度场仿真及试验验证

2.1 SLS温度场仿真

采用ANSYS APDL19.0有限元软件对如图1所示的SLS成形多道多层零件的温度场进行建模,其中:基板材料为45钢,尺寸为18 mm×18 mm×2 mm,采用四面体单元自由网格划分;粉末材料为覆膜砂,其水平尺寸为18 mm×18 mm,共成形15层,粉末层采用映射网格细化为六面体Solid70单元。多道多层零件每层实际激光烧结区域尺寸为15 mm×4.8 mm,每层7条扫描道,采用往返式扫描,单道宽度(即激光光

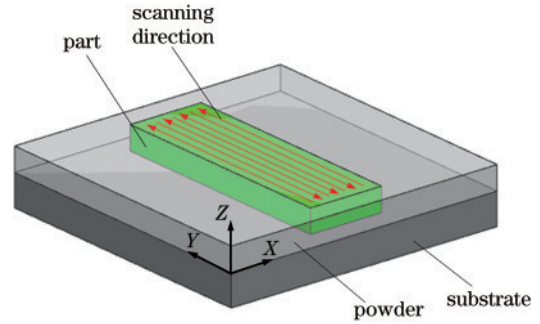


图1 SLS成形多道多层零件示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the SLS process of the multitrack-multilayer part

斑直径)为1.2 mm,相邻扫描道搭接率为50%,共烧结5层。在SLS温度场仿真中采用生死单元技术模拟烧结材料的逐道、逐层堆积。

SLS成形过程的温度变化属于典型的非线性瞬态传热问题,以三维瞬态导热微分方程作为温度控制方程^[16-17],表示为

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) + Q, \quad (1)$$

式中: ρ 为密度(kg/m^3); c 为比热容[$\text{J}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$]; T 为瞬时温度值($^\circ\text{C}$)(下同); t 为激光与粉床相互作用的时间(s); k 为材料热传导系数[$\text{W}/(\text{m}\cdot^\circ\text{C})$](下同); Q 为内热源强度(W/m^3)。

仿真激光热源选用高斯热源模型^[18],表达式为

$$q = \frac{2AP}{\pi R^2} \exp\left(-\frac{2r^2}{r_b^2}\right), \quad (2)$$

式中: A 为材料吸收率; P 为激光功率; R 为激光光斑半径; r 为粉层上任一位置距光斑中心的距离。

分别采用如表1所示的35组工艺参数,对多道多层零件SLS温度场进行数值模拟试验。模拟试验所采用的激光光斑直径为1.2 mm,与本文SLS试验平台(见2.2节)的激光光斑直径一致。受计算机运算速度限制,仿真模型尺寸较小,为了在这些模型上充分体现出扫描过程中的烧结点温度波动,采用0.1~0.4 m/s的较低扫描速度。铺粉层厚范围为0.15~0.3 mm,是试验平台采用的常用层厚范围。在上述参数确定的情况下,为保证覆膜砂达到200 $^\circ\text{C}$ 以上的烧结温度,采用的激光功率范围为40~65 W。初始条件如下:初始时刻基板预热温度为55 $^\circ\text{C}$,环境温度为25 $^\circ\text{C}$ 。考虑成形过程中的对流换热及辐射散热,边界条件表示为

$$k \frac{\partial T}{\partial n} = \alpha(T_a - T_s), \quad (3)$$

式中: n 为模型边界外法线方向; α 为对流换热系数; T_a 为环境温度; T_s 为模型温度。

$$k \frac{\partial T}{\partial n} = \sigma \epsilon(T_a^4 - T_s^4), \quad (4)$$

式中: ϵ 为辐射率(即黑度); σ 为Stefan-Boltzmann常

表 1 仿真试验中的工艺参数设置

Table 1 Process parameters of the simulation experiments

No.	Laser power /W	Scan speed / (m·s ⁻¹)	Powder layer thickness /mm	No.	Laser power /W	Scan speed / (m·s ⁻¹)	Powder layer thickness /mm
1	45	0.1	0.15	19	41	0.3	0.15
2	50	0.1	0.15	20	47	0.3	0.15
3	58	0.1	0.15	21	50	0.3	0.25
4	40	0.1	0.20	22	57	0.3	0.25
5	45	0.1	0.20	23	60	0.3	0.25
6	50	0.1	0.20	24	50	0.3	0.30
7	45	0.1	0.30	25	55	0.3	0.30
8	50	0.1	0.30	26	65	0.3	0.30
9	55	0.1	0.30	27	36	0.4	0.15
10	50	0.2	0.20	28	42	0.4	0.15
11	55	0.2	0.20	29	45	0.4	0.15
12	60	0.2	0.20	30	45	0.4	0.25
13	48	0.2	0.25	31	50	0.4	0.25
14	55	0.2	0.25	32	58	0.4	0.25
15	65	0.2	0.25	33	44	0.4	0.30
16	40	0.2	0.30	34	48	0.4	0.30
17	45	0.2	0.30	35	55	0.4	0.30
18	35	0.3	0.15				

数,取值为 $5.67 \times 10^{-8} \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K}^4)$ 。

2.2 仿真结果的试验验证

分别选取表 1 中第 10、18 组工艺参数的仿真温度图像与同工艺参数的 SLS 烧结点温度检测图像进行比较,以验证仿真结果的准确性。所采用的测温仪器为美国 FLIR 公司 A615 型红外热像仪[图 2(a)],红外热像仪的各项技术参数如表 2 所示。所采用的成形平台为西安交通大学研发的大型四光束 SLS 成形系统 MSLS2000[图 2(b)]。热像仪安装在 SLS 系统顶棚中心的上方[图 2(c)],镜头距离烧结平面 1.2 m,有效

表 2 FLIR A615 红外热像仪主要技术参数

Table 2 Technical parameters of the FLIR A615 infrared thermal imager

Parameter	Value
Temperature range of the objects /°C	-40-650
Image frequency /Hz	50
Infrared resolution /(pixel×pixel)	640×480
Operating temperature range /°C	-15-50
Accuracy /°C	±2 (or ±2% of the readings)
Field angle /[(°)×(°)]	80×64.4

测温区域为 $2 \text{ m} \times 1.5 \text{ m}$ 。

采用第 10 组工艺参数(激光功率为 50 W、扫描速度为 0.2 m/s、铺粉层厚为 0.2 mm)的多道多层模型第 5 层第 7 道的 SLS 温度场仿真图像如图 3 所示,烧结点中心温度为 $457.0 \text{ }^\circ\text{C}$ 。采用相同工艺参数进行 SLS 成形试验,采集的四幅烧结点热影响区

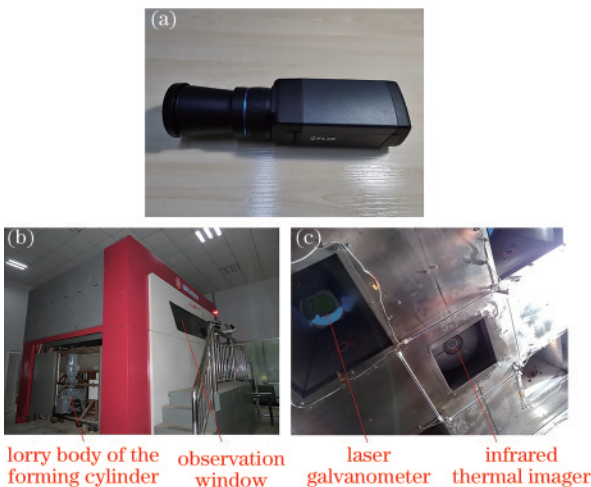


图 2 四光束 SLS 成形系统及红外热像仪。(a) FLIR A615 红外热像仪;(b) SLS 成形系统;(c) 成形舱室顶棚
Fig. 2 4-beams SLS forming system and the infrared thermal imager. (a) FLIR A615 infrared thermal imager; (b) SLS forming system; (c) ceiling of the forming cabin

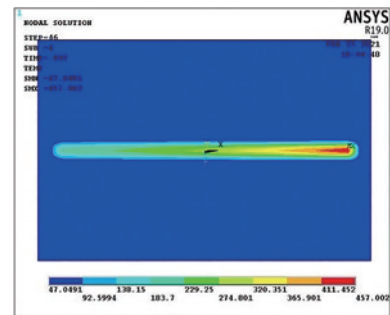


图 3 采用第 10 组工艺参数的 SLS 温度场仿真图像
Fig. 3 SLS temperature field simulation image with the process parameters of the group 10

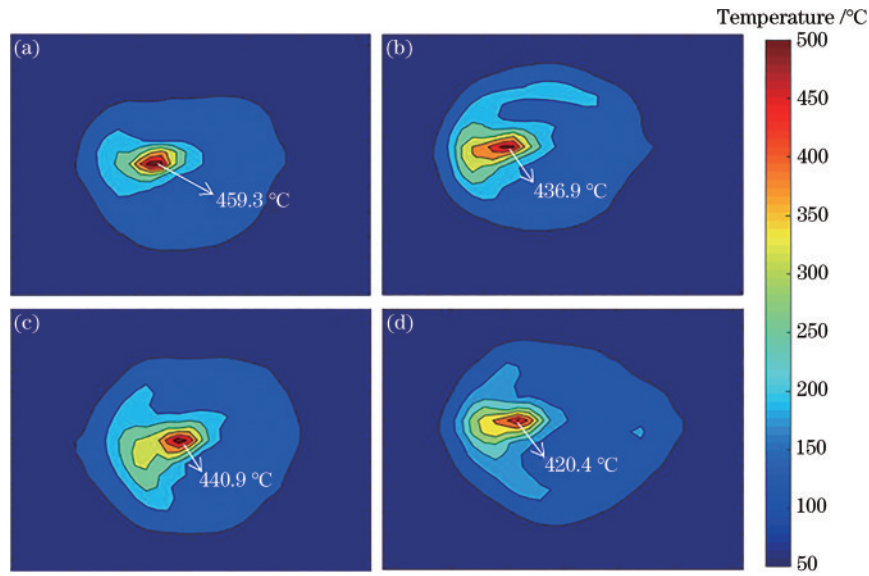


图 4 采用第 10 组工艺参数的烧结点温度检测图像

Fig. 4 Detected images of sintering points temperatures with the process parameters of the group 10

温度图像如图 4 所示, 四个烧结点中心温度分别为 459.3 °C、436.9 °C、440.9 °C、420.4 °C, 与仿真值接近。

采用第 18 组工艺参数(激光功率为 35 W、扫描速度为 0.3 m/s、铺粉层厚为 0.15 mm)的多道多层模型第 6 层第 3 道的 SLS 温度场仿真图像如图 5 所示, 烧结点中心温度为 348.8 °C。采用相同工艺参数进行 SLS 成形试验, 采集的四幅烧结点热影响区温度图像如图 6 所示, 四个烧结点中心温度分别为 338.5 °C、346.0 °C、325.2 °C、333.7 °C, 与仿真值接近。

在上述两组比较试验中, 检测到的烧结点中心温度均与本组仿真值接近, 验证了仿真的准确性。

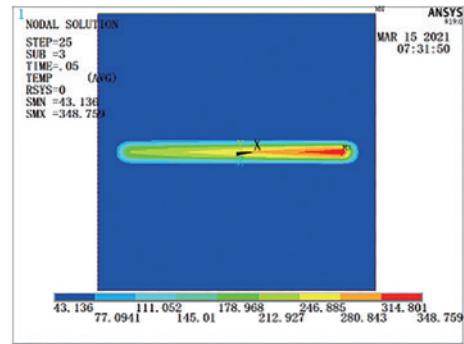


图 5 采用第 18 组工艺参数的 SLS 温度场仿真图像
Fig. 5 SLS temperature field simulation image with the process parameters of the group 18

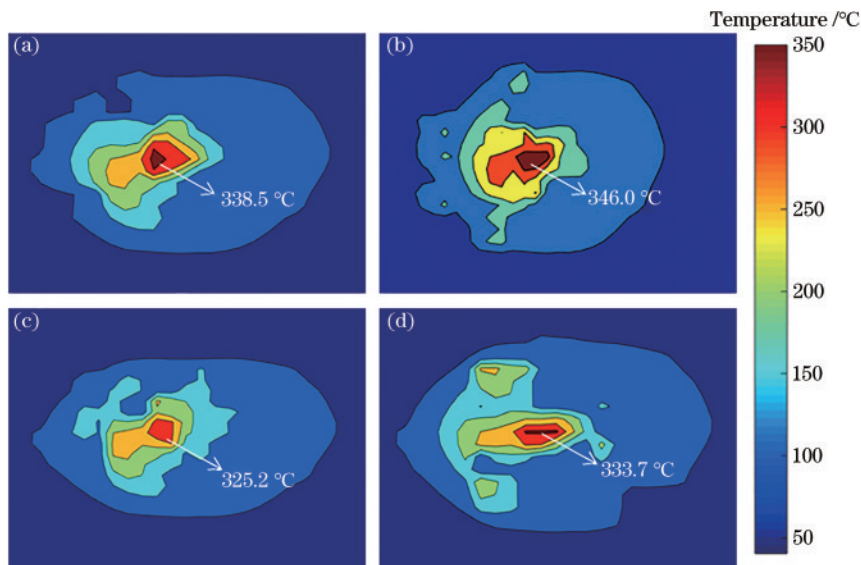


图 6 采用第 18 组工艺参数的烧结点温度检测图像

Fig. 6 Detected images of sintering points temperatures with the process parameters of the group 18

3 基于 GA-BP 神经网络的烧结点温度预测

3.1 神经网络结构的确定

建立如图 7 所示的 BP 神经网络 SLS 烧结点温度预测模型。该神经网络的输入参数包括激光功率、扫描速度、铺粉层厚和烧结点方位(包括烧结点所在层序号、所在扫描道序号和在该扫描道上的位置),输入层节点数为 6。根据 Kolmogorov 定理^[14]进行多次试验,确定神经网络隐含层节点数为 15。网络输出为烧结点温度,输出层节点数为 1。

选择烧结点仿真试验温度与神经网络预测温度的均方根误差函数^[19]作为遗传操作的适应度函数。均方根误差对数据的特大或特小误差非常敏感,能够很好地反映算法的精确程度,在 BP 神经网络中普遍用于适应度函数。其计算公式为

$$R_F = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - x_i)^2}{n}}, \quad (5)$$

式中: R_F 为烧结点仿真试验温度与神经网络预测温度的均方根误差; X_i 为第 i 个样本的神经网络预测温度; x_i 为第 i 个样本的仿真试验温度。

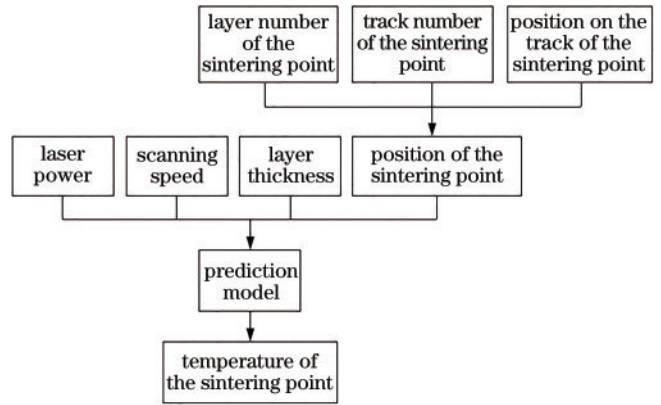


图 7 基于神经网络的烧结点温度预测模型示意图
Fig. 7 Schematic diagram of sintering points temperatures prediction model based on neural network

3.2 基于 GA 的神经网络优化

GA 优化的 BP 神经网络算法流程如图 8 所示,其过程是将网络中的所有权值和阈值看作种群中的个体,然后通过选择、交叉和变异操作得到最优的权值和阈值,并将最优权值和阈值赋给神经网络作为初始的权值和阈值^[13, 20]。GA 参数设置如下:种群规模(NP)取值为 30,进化终止次数(即迭代次数)取 300,交叉概率取 0.5,变异概率取 0.1。

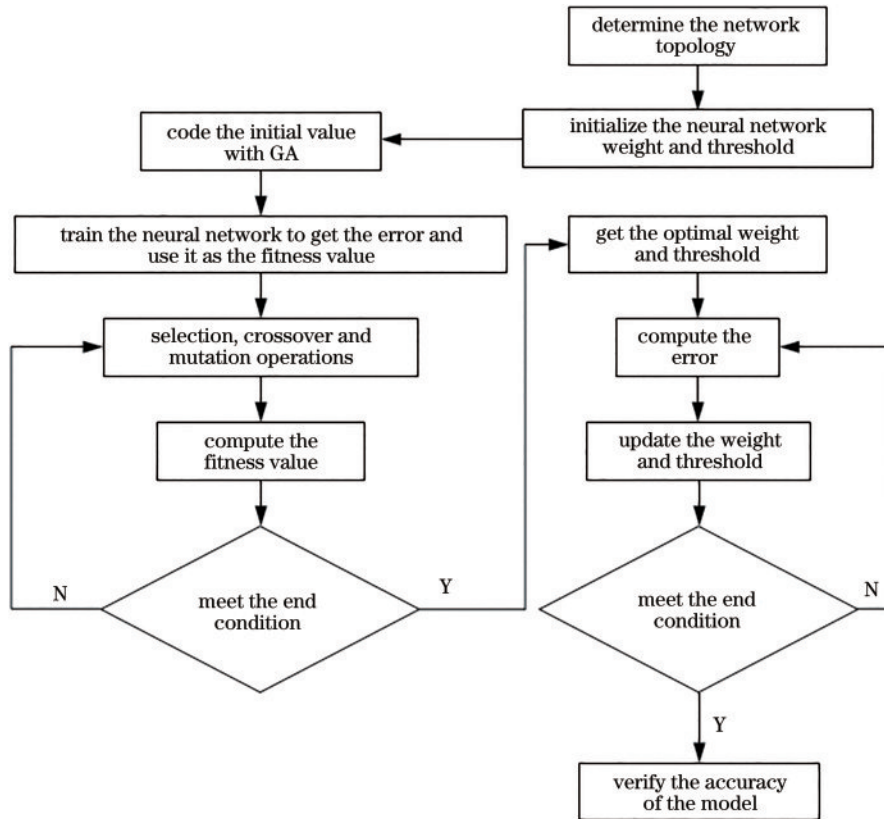


图 8 GA 优化的 BP 神经网络算法流程
Fig. 8 Algorithm flow of BP neural network optimized by GA

3.3 GA-BP 神经网络烧结点温度预测性能分析

提取第 2 节中 35 组不同工艺参数下的多道多层数

值来模拟试验中各模型不同位置处的烧结点温度、相应的工艺参数,以及该烧结点所在层序号、所在扫描道

序号和在该扫描道上的位置作为样本数据。每个多道多层零件成形 15 层, 每层 7 条扫描道, 每条扫描道上激光光斑共前进 25 步。则实际输入预测模型的样本数为 $35 \times 15 \times 7 \times (25 + 1) = 95550$ 个。使用 MATLAB 工具箱中的 mapminmax 函数对样本数据归一化, 将其中 70% 作为训练样本, 30% 作为测试样本。选择 MATLAB 工具箱中的 trainlm 函数作为训练函数, 用 GA-BP 神经网络对样本数据进行训练和精度测试。图 9 为训练完成后, 采用测试样本对 GA-BP 神经网络进行精度测试, 得到烧结点温度预测值与仿真试验值之间的误差。可以看出, 烧结点温度预测值与仿真试验值的误差带主要集中在 $-15 \sim +15 \text{ }^\circ\text{C}$ 之间, 测试样本平均误差为 $7.2 \text{ }^\circ\text{C}$, 预测精度符合要求。

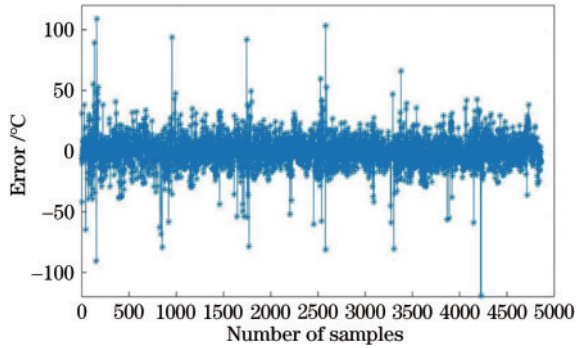


图 9 GA-BP 神经网络测试样本误差
Fig. 9 Testing sample errors of the GA-BP neural network

3.4 GA-BP 神经网络烧结点温度预测的实现

3.4.1 烧结点温度预测软件开发

根据 3.3 节训练好的 GA-BP 神经网络预测模型, 即可获取烧结点温度预测数据。为了更加直观、方便地分析处理数据, 在该预测模型的基础上, 基于 MATLAB R2016b 开发了 SLS 烧结点温度预测软件, 该软件能够根据用户输入的长方体、三角柱体、单道多层等简单零件的尺寸及工艺参数, 自动调用 GA-BP 神经网络预测模型, 计算出烧结点预测温度, 该预测结果能够以图像的形式直观显示, 软件界面如图 10 所示。界面右侧零件烧结点温度值除了以坐标值的形式显示

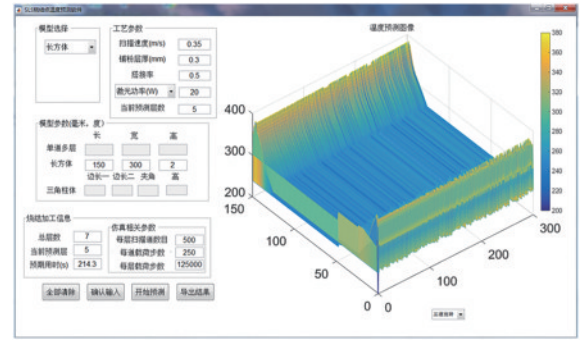


图 10 烧结点温度预测软件界面
Fig. 10 Interface of sintering points temperatures prediction software

以外, 还用颜色区分温度高低, 越接近黄色表示温度越高, 越接近蓝色表示温度越低。

3.4.2 烧结点温度预测结果及试验验证

采用与 2.2 节相同的试验设备开展烧结点预测与检测温度对比试验, 以验证基于神经网络的烧结点温度预测方法的准确性。

3.4.2.1 预测与检测温度对比试验一

通过烧结点温度预测软件预测薄长方体零件 1 (形状如图 11 所示) 的 SLS 烧结点温度, 工艺参数如下: 激光功率为 20 W、扫描速度为 0.35 m/s、铺粉层厚为 0.3 mm。零件 1 尺寸参数为 $300 \text{ mm} \times 150 \text{ mm} \times 1.5 \text{ mm}$ (高度为 5 倍层厚)。运算耗时约 10 s。零件第 5 层烧结点预测温度图像如图 12(a) 所示, 可以看出,

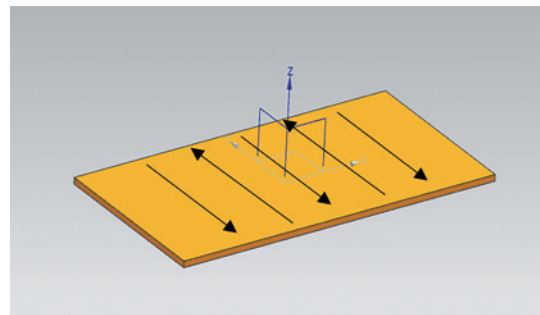


图 11 薄长方体设计模型
Fig. 11 Design model of the thin cuboid

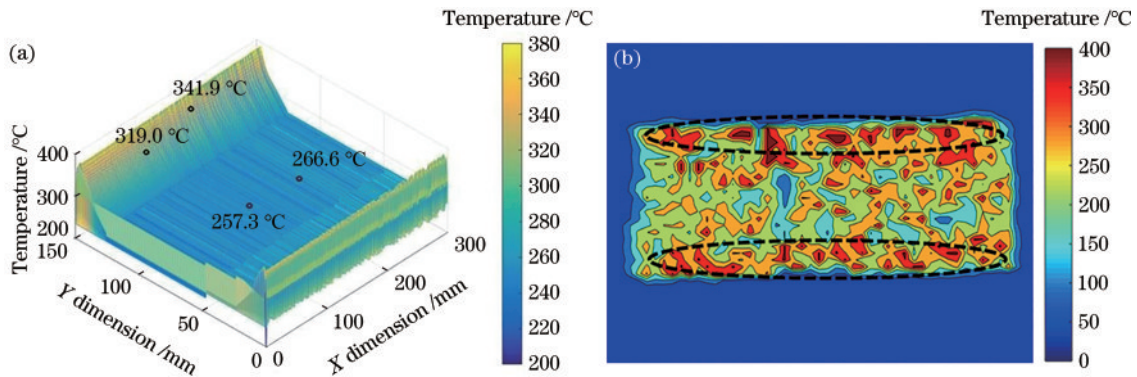


图 12 零件 1 烧结点预测温度及检测温度对比。(a) 预测温度; (b) 检测温度
Fig. 12 Comparison of predicted and detected sintering points temperatures of part 1. (a) Predicted temperatures; (b) detected temperatures

在扫描道两端,由于激光束瞬间往返形成了明显的局部热积累,热积累区域的温度约为 $340\text{ }^{\circ}\text{C}$,中间区域温度约为 $260\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。在同样的工艺参数设置下,通过 SLS 系统成形零件 1,通过热像仪获取各烧结点实时温度,并经过 MATLAB R2016b 将第 5 层所有烧结点温度集合起来,形成的第 5 层的烧结点检测温度图像如图 12(b)所示,可以看出,虚线标识出的扫描道两端区域温度大多分布在 $330\sim 360\text{ }^{\circ}\text{C}$ 区间,中间区域温度大多分布在 $240\sim 270\text{ }^{\circ}\text{C}$ 区间,扫描道两端存在明显的热积累,烧结点预测温度与检测温度基本吻合。

3.4.2.2 预测与检测温度对比试验二

通过烧结点温度预测软件预测薄长方体零件 2 的

SLS 烧结点温度。工艺参数变如下:激光功率为 30 W 、扫描速度为 0.3 m/s 、铺粉层厚为 0.35 mm 。零件 2 形状仍如图 11 所示,尺寸参数变为 $500\text{ mm}\times 250\text{ mm}\times 1.75\text{ mm}$ (高度为 5 倍层厚)。运算耗时约 10 s 。第 5 层烧结点预测温度图像如图 13(a)所示,可以看出,扫描道两端热积累区域的温度约为 $300\text{ }^{\circ}\text{C}$,中间区域温度约为 $250\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。在同样的工艺参数设置下,通过 SLS 系统成形零件 2,第 5 层的烧结点检测温度图像如图 13(b)所示,可以看出,虚线标识出的扫描道两端区域温度大多分布在 $280\sim 310\text{ }^{\circ}\text{C}$ 区间,中间区域温度大多分布在 $230\sim 260\text{ }^{\circ}\text{C}$ 区间,扫描道两端存在明显的热积累,烧结点预测温度与检测温度基本吻合。

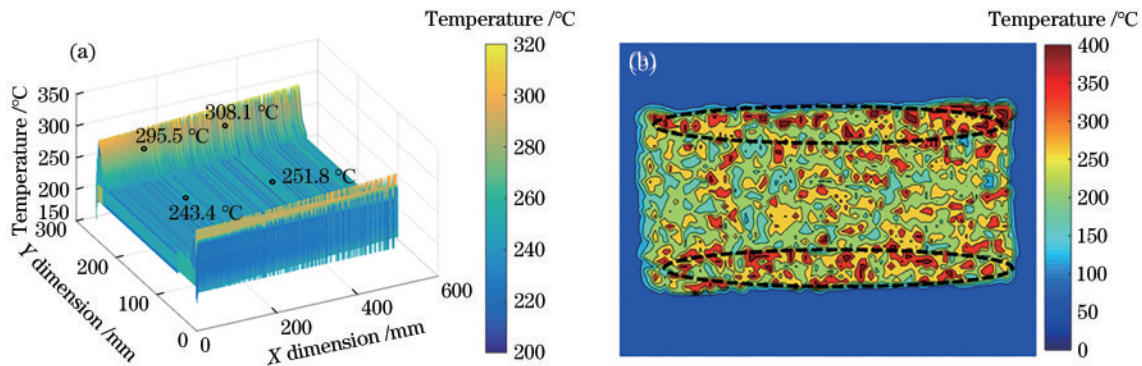


图 13 零件 2 烧结点预测温度及检测温度对比。(a) 预测温度; (b) 检测温度

Fig. 13 Comparison of predicted and detected sintering points temperatures of part 2. (a) Predicted temperatures; (b) detected temperatures

4 结 论

本文提出了基于 GA-BP 神经网络的烧结点温度预测方法,成功进行了薄长方体零件烧结点温度的预测,得出以下结论:

1) 建立了基于 GA-BP 神经网络的烧结点温度预测模型,开发了 SLS 烧结点温度预测软件,能够根据零件的尺寸及工艺参数,较准确地预测出烧结点温度,并对预测结果进行可视化显示。

2) SLS 烧结点温度预测软件对两个薄长方体零件烧结点温度预测的运算时间约为 10 s ,与有限元仿真运算相比,极大提高了运算效率。

3) 该模型目前能够对长方体等简单零件的烧结点温度进行预测,在后续工作中将针对复杂零件的基于 GA-BP 神经网络的烧结点温度预测开展研究。

参 考 文 献

- [1] Lu B H, Li D C, Tian X Y. Development trends in additive manufacturing and 3D printing[J]. Engineering, 2015, 1(1): 85-89.
- [2] 晏梦雪, 田小永, 彭刚, 等. 轻质复合材料飞行器仪器支架选择性激光烧结成形与性能研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(13): 144-150.
Yan M X, Tian X Y, Peng G, et al. Performance study of lightweight composites equipment section support fabricated by selective laser sintering[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(13): 144-150.
- [3] 王欣达, 廖嘉宁, 姚煜, 等. 银纳米材料的纳连接及其电学性能研究[J]. 中国激光, 2021, 48(8): 0802016.
Wang X D, Liao J N, Yao Y, et al. Nanojoining and electrical properties of silver nanomaterials[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(8): 0802016.
- [4] 安相龙, 王玉玲, 姜芙林, 等. 搭接率对 42CrMo 激光熔覆层温度场和残余应力分布的影响[J]. 中国激光, 2021, 48(10): 1002110.
An X L, Wang Y L, Jiang F L, et al. Influence of lap ratio on temperature field and residual stress distribution of 42CrMo laser cladding[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(10): 1002110.
- [5] Khan K, Mohr G, Hilgenberg K, et al. Probing a novel heat source model and adaptive remeshing technique to simulate laser powder bed fusion with experimental validation[J]. Computational Materials Science, 2020, 181: 109752.
- [6] Bayat M, Klingaa C G, Mohanty S, et al. Part-scale thermo-mechanical modelling of distortions in laser powder bed fusion-analysis of the sequential flash heating method with experimental validation[J]. Additive Manufacturing, 2020, 36: 101508.
- [7] Li M Y, Han Y C, Zhou M Y, et al. Experimental investigating and numerical simulations of the thermal

- behavior and process optimization for selective laser sintering of PA6[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, 56: 271-279.
- [8] Li Z H, Yang S, Liu B, et al. Simulation of temperature field and stress field of selective laser melting of multi-layer metal powder[J]. *Optics & Laser Technology*, 2021, 140: 106782.
- [9] 朱尽伟. 激光选区烧结中的烧结点温度预测控制仿真研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
Zhu J W. Simulation research on predictive control of sintering point temperature in selective laser sintering[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021.
- [10] Ozkaya B, Demir A, Bilgili M S. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2007, 22(6): 815-822.
- [11] 李琦, 李涛, 吴祖鹏, 等. 基于神经网络的激光熔覆层面积及气孔率预测[J]. *应用激光*, 2020, 40(1): 29-34.
Li Q, Li T, Wu Z P, et al. Prediction of laser cladding layer area and porosity based on neural network[J]. *Applied Laser*, 2020, 40(1): 29-34.
- [12] 赵黎, 韩中达, 张峰. 基于神经网络的可见光室内立体定位研究[J]. *中国激光*, 2021, 48(7): 0706004.
Zhao L, Han Z D, Zhang F. Research on stereo location in visible light room based on neural network[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(7): 0706004.
- [13] 瞿志宇, 郑学智. 遗传算法优化 BP 神经网络的网络游戏流识别[J]. *计算机与数字工程*, 2021, 49(4): 781-786.
Qu Z Y, Zheng X Z. Recognition for online games stream of optimized BP neural network based on genetic algorithm[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2021, 49(4): 781-786.
- [14] 张运虎. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络跟车模型研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.
Zhang Y H. Research for car-following model based on genetic algorithm optimized BP neural network[D]. Xi'an: Chang'an University, 2015.
- [15] 庞伟帆, 傅戈雁, 王明雨, 等. 基于响应面法和遗传神经网络模型的高沉积率激光熔覆参数优化[J]. *中国激光*, 2021, 48(6): 0602112.
Pang Y F, Fu G Y, Wang M Y, et al. Parameter optimization of high deposition rate laser cladding based on the response surface method and genetic neural network model[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(6): 0602112.
- [16] Carslaw H S, Jaeger J C. *Conduction of heat in solids* [M]. Oxford: Oxford University Press, 1986.
- [17] Liu B, Li B Q, Li Z H, et al. Numerical investigation on heat transfer of multi-laser processing during selective laser melting of AlSi₁₀Mg[J]. *Results in Physics*, 2019, 12: 454-459.
- [18] Goldak J, Chakravarti A, Bibby M. A new finite element model for welding heat sources[J]. *Metallurgical Transactions B*, 1984, 15(2): 299-305.
- [19] 刘津, 章立新, 沈艳, 等. 基于 BP 神经网络的闭塔换热管壁污垢热阻预测[J]. *热能动力工程*, 2020, 35(12): 66-71.
Liu J, Zhang L X, Shen Y, et al. Prediction of fouling resistance of heat exchanger tube in closed cooling tower based on BP neural network[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2020, 35(12): 66-71.
- [20] Ding S F, Zhang Y N, Chen J R, et al. Research on using genetic algorithms to optimize Elman neural networks[J]. *Neural Computing and Applications*, 2013, 23(2): 293-297.