

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306908

融合自注意力与残差神经网络的3D打印激光在机测量误差修正方法*

刘清涛¹ 王子俊¹ 张玉隆¹ 张义超¹ 赵 斌¹ 尹恩怀² 吕景祥¹

(1. 长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室 西安 710064; 2. 西安瑞特三维科技有限公司 西安 710061)

摘 要:激光测量能够实现高效地非接触实时测量,被广泛应用于3D打印领域,但激光测量容易受测量条件、外部环境等多种因素的干扰,这些因素错综复杂,难以量化分析。为此,结合直射式激光三角测量原理,在分析测量精度影响因素的基础上,提出了一种基于融合自注意力和残差神经网络的3D打印在机测量误差修正方法。首先,将影响测量精度的因素作为输入变量,采集激光测量值,得到样本数据集;然后利用残差网络提取出样本数据的深层次特征,并引入自注意力机制建立影响因素之间的联系,得到带权重的提取特征;再通过全连接网络对带权重特征进行学习,得到测量误差的预测值,基于该预测值完成对测量误差的修正。自主搭建了一套激光在机测量系统,采用红、绿、紫3种同材质彩色卡纸进行实验验证。结果表明,所提的方法与卷积神经网络和自注意力神经网络相比,均方误差、均方根误差和平均绝对误差均最小,稳定性最好,修正结果最接近真实值;对激光测量结果进行校正后,使其误差由原来的 $\pm 28\text{ }\mu\text{m}$ 减小到 $\pm 9\text{ }\mu\text{m}$ 以下,显著提高了3D打印激光在机测量的精度和稳定性。

关键词:3D打印;激光在机测量;残差神经网络;自注意力机制;误差修正

中图分类号:TH161.5; TN98 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**460.4099

Method for correcting laser in-machine measurement errors integrating self-attention and residual neural network in 3D printing

Liu Qingtao¹ Wang Zijun¹ Zhang Yulong¹ Zhang Yichao¹ Zhao Bin¹ Yin Enhuai² Lyu Jingxiang¹

(1. Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of MoE, Chang'an University, Xi'an 710064, China;
2. Xi'an Ruite 3D Technology Co., Ltd., Xi'an 710061, China)

Abstract: Laser measurement enables efficient non-contact real-time measurement and finds extensive application in the field of 3D printing. However, laser measurement is susceptible to interference from various factors such as measurement condition and the external environment, which are complex and difficult to quantify and analyze. Therefore, based on the principle of direct laser triangulation and an analysis of the factors affecting measurement accuracy, this paper proposes a 3D printing in-machine measurement error correction method integrating self-attention and residual neural network (SRNN). Firstly, the factors that affect measurement accuracy are used as input variables to collect laser measurement values and obtain a sample dataset. Then, residual network is employed to extract deep-level features from the sample data, and a self-attention mechanism is introduced to establish connections between influencing factors, resulting in weighted extracted features. Subsequently, the weighted features are learned through a fully connected network to obtain the predicted values of measurement errors. Based on this predicted value, the measurement errors are corrected. A laser in-machine measurement system is built, and experimental verification is conducted using three types of color cards (red, green, and purple) made of the same material. The results show that, compared to convolutional neural network (CNN) and self-attention neural network (SelfNN), the method proposed in this paper achieves the smallest mean squared error (MSE), root mean squared error (RMSE), and mean absolute error (MAE), exhibits the best stability, and yields correction results that are closest to the ground truth. After the laser measurement result is calibrated, the error is reduced from the original $\pm 28\text{ }\mu\text{m}$ to below $\pm 9\text{ }\mu\text{m}$, significantly enhancing the accuracy and stability of 3D printing laser in-machine measurement.

收稿日期: 2023-09-20 Received Date: 2023-09-20

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFB4602800)、西安市科技计划重点产业链关键核心技术攻关项目(23LLRH0079)资助

Keywords: 3D printing; laser on-machine measurement; residual neural network; self-attention mechanism; error correction

0 引言

随着信息与电子技术的快速发展,激光测量作为一种非接触式测量方法,因其测量效率高,对工件无损伤等优点被广泛应用于测量领域^[1-2]。将激光测量与 3D 打印技术有机集成,在零件打印过程中或打印完成后对零件误差进行测量,并及时补偿零件打印误差,可以显著提高 3D 打印精度,这已经成为国内外学者的共识^[3]。但激光测量容易受工作环境、振动、测量条件等多种因素的干扰,进而影响整个激光测量的精度。随着科技的发展,光学测量软硬件系统的性能得到了大幅提升,但很多影响测量精度的外界因素是客观存在的,对激光测量误差进行修正,削弱外部因素的影响,是实现自由曲面零件高精度制造的有效途径。陈旭辉等^[4]针对工件表面切削液残留形成的油膜会严重影响光学在机测量的精度,提出一种基于多波长协作的切削液残留表面激光位移测量误差补偿方法,大幅度降低了测量误差。Qin 等^[5]提出了一种激光位移传感器快速自标定方法,利用错位的数据反求出传感器旋转误差,并一次性完成参数标定,有效提高了数据采集精度和处理效率。Jie 等^[6]通过激光干涉仪对激光位移传感器的倾角方位角误差进行标定并构造误差补偿曲线,构造迭代函数计算出激光位移传感器位姿,获得补偿值,以此来提高测量精度。Wang 等^[7]利用小波分解技术成功地将零件轮廓误差从激光在机测量重构误差中分离出来,然后对双锥光学元器件制造工艺进行了改进,解决了微米级制造难题。董祉序等^[8]从激光测量原理入手,建立了物面倾角误差与感光元件倾角误差计算数学模型,实现了对测量误差的实时补偿。王晓蒙等^[9]采用粒子群算法对激光位移传感器的关键参量进行优化,提高了位移传感器精度。邓世祥等^[10]提出了一种支持向量回归机 SVR 模型对激光测距误差进行预测,并用相邻测量点高度差近似计算物面倾角,对点云数据进行校正和补偿。

通过分析发现,这些研究成果有效地提高了激光测量的精度,但大多数研究是从某一个角度或因素出发对如何提高激光测量精度进行的探索。在实践中,影响激光测量精度的因素众多,这些因素之间相互影响,互相耦合。光学几何误差模型的构建十分复杂,且容易遗漏一些重要因素,难以准确建模。现有的一些神经网络误差预测模型精度还不够高,柔性差,且容易出现过拟合现象。另外,在 3D 打印领域,尽管激光测量被普遍认为是提高打印精度的有效途径,但仍缺乏系统地对提高激光测量精度的探索研究,针对这些问题,本文在分析 3D 打

印激光在机测量系统测量精度影响因素的基础上,提出了自注意力机制和残差网络相结合的神经网络模型,对测量结果进行校正。通过实验验证了所提方法的有效性,大大提高了激光在机测量的精度。本文的主要贡献如下。

1) 结合 3D 打印的领域知识,系统分析了几何误差、测量环境、物面倾角和测量速度等影响激光测量精度的多种因素,并引入自注意力机制建立多种影响因素之间的联系。

2) 在优化预测模型的学习机制方面,利用残差网络提取出样本数据的深层次特征,得到带权重的提取特征,并通过全连接网络对带权重特征进行学习,获取测量误差的预测值。

1 在机测量系统的建立

1.1 在机测量系统的组成

本文自主搭建了一套激光在机测量系统,主要由 3D 打印机机身、激光位移传感器、传感器线缆、上位机、控制器等组成,其系统组件连接示意图如图 1 所示。在机测量系统工作时,上位机首先对工件的测量路径进行规划,并生成测量数控制程序,然后传输给 3D 打印机控制器。控制器向伺服系统发送指令,驱动主轴带动激光位移传感器进行运动。传感器经过线缆—控制器与上位机之间实现相互通信。测量结果会实时反馈到上位机软件,从而实现对工件的测量。

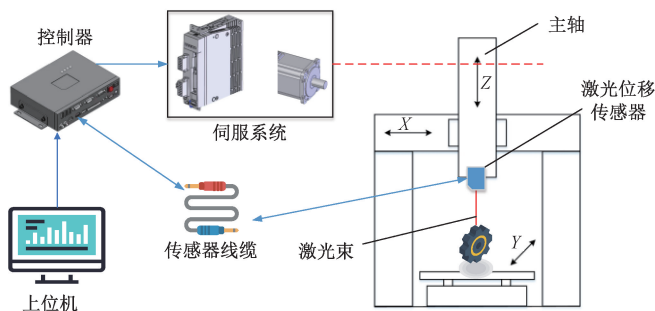


图 1 在机测量系统组件连接示意图

Fig. 1 Schematic diagram of component connection of on-board measurement system

激光传感器的安装如图 2 所示。3D 打印机采用龙门式五轴双转台结构,主轴可以沿着 X、Y、Z 轴运动,双转台可以绕 A、C 轴做旋转运动。激光位移传感器垂直安装在主轴上,随主轴一起运动。

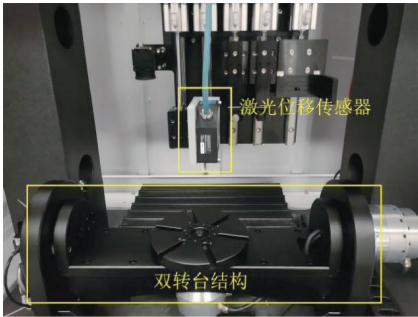


图 2 激光传感器安装示意图

Fig. 2 Installation diagram of laser sensor

1.2 直射式激光三角测量法原理

本文采用的激光位移传感器的性能参数如表 1 所示,环境参数如表 2 所示。

表 1 某型号激光位移传感器参数表

Table 1 Parameters of a laser displacement sensor

测量中心距	测量范围	重复精度	光源	光束直径	反应时间
50 mm	20±5 mm	20 μm	红色半导体激光 2 级 输出:1 mW 投光波峰波长: 655 nm	约 120 μm	1.5 ms/ 5 ms/ 10 ms 可切换

表 2 环境参数表

Table 2 Environmental parameters

温度	湿度	亮度
-10 ℃ ~ +45 ℃ (注意不可结霜、结冰) 存储时 20 ℃ ~ +60 ℃	35%RH ~ 85%RH	白炽灯:受光面照度 3 000 lx 以下

该激光位移传感器采用直射式激光三角测量法进行测量。此方法利用光线传播过程中的光学反射规律,在成像透镜的物空间与像空间构成相似关系,用数学几何解析法计算出待测位移^[11],其具体工作原理如图 3 所示。激光器、准直透镜、成像透镜和 COMS 感光元件处在同一平面上。激光器发出的激光经过准直透镜汇聚后,垂直照射到被测物体表面,光线会发生漫反射,部分反射光通过成像透镜汇集到感光元件 COMS 上,形成光斑。当被测物体沿着激光束方向发生位移时,反射光的方向也会随之改变,光斑在感光元件上的位置也会随之移动,并且光斑位置与激光束方向之间的关系确定且唯一。根据几何关系解得平面位移 h 与光斑位移 h' 之间的关系,如式(1)所示^[12]。

$$h = \frac{Lh'\sin\beta}{L'\sin\alpha + h'\sin(\alpha + \beta)}$$

(1)

式中: α 为入射光线与成像透镜轴线的夹角, β 为 COMS 感光元件平面与成像透镜轴线的夹角, γ 为两条反射光线的夹角, L 为基准平面上的点在成像系统的物距, L' 为像距。由式(1)可知, α 与 β 两个角是已知的,物距 L 与像距 L' 也是已知的,只要测出感光元件上的光斑位移 h' ,就可以知道平面的位移 h 。

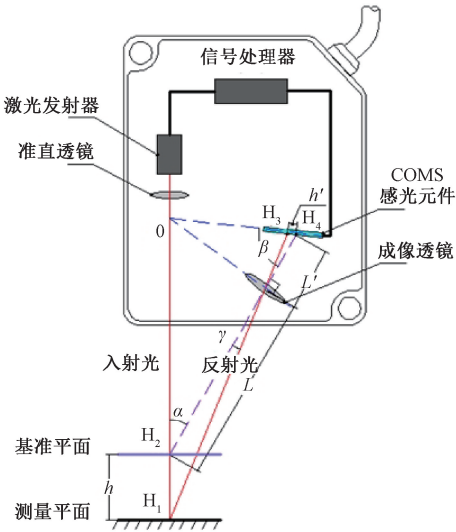


图 3 直射式激光三角测量法原理

Fig. 3 Schematic diagram of direct laser triangulation

1.3 测量精度影响因素分析

3D 打印机在机测量系统的测量精度影响因素众多,主要包括:

1)3D 打印机几何误差

3D 打印机在制造过程中存在零件制造与装配误差,这些误差称为打印机几何误差^[13]。几何误差会导致主轴在运动过程中产生运动误差、定位误差等,从而影响打印精度和测量精度^[14]。为补偿几何误差,3D 打印机的各运动轴安装有光栅尺,选用雷尼绍 RTLF40 系列某型号光栅尺,采用 4 细分,使得读数精度达到 1 μm。在 3D 打印机运动过程中,光栅尺可以对打印机主轴的空间位置进行实时测量并反馈给上位机,从而减小 3D 打印机几何误差对测量精度的影响,其安装示意图如图 4 所示。

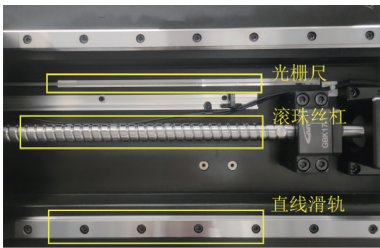


图 4 3D 系统光栅尺安装示意图

Fig. 4 Installation diagram of 3D system grating ruler

2) 测量环境

在实际检测时,测量系统周围的温度、湿度和光照是变化的。温、湿度的变化不仅会导致空气的折射率不均匀分布,还会改变激光位移传感器内部光学元器件如透镜、激光发生器等的工作特性^[15],从而使测量结果产生偏差。环境光的颜色和光照强度也会影响激光束的光强分布,从而影响测量结果的准确性。此外,不同颜色的被测表面反射和散射特性不同^[16]。因此,由被测表面所散射的光强度也不同,从而影响光电探测器所接收的光信号,进一步影响测量结果的准确性。李有堂等^[17]通过实验发现被测表面为红色和灰色时,测量精度最高;被测表面为黑色时,测量误差最大。

3) 物面倾角误差

当被测表面是自由曲面时,直射式激光束与物面法线方向存在夹角,称为物面倾角。物面倾角改变了激光束散射光的分布,引起成像透镜接收的光能发生变化,导致感光元件表面接收的反射光质心位置发生偏移^[18-19],从而出现测量误差。在各种影响因素中,物面倾角对激光位移传感器的精度影响是最大的。

4) 测量速度

测量速度过快时,会导致 COMS 光敏元件来不及曝光,表面还未形成稳定的光斑就记录数据,从而带来读数误差。另外,速度不平稳会引起测头或主轴抖动,从而影响测量精度。

几何误差可由光栅尺进行测量,而提供激光位移传感器所需的最佳温度、湿度和亮度可以很大程度降低测量环境带来的影响。平面颜色、倾角误差、移动速度等因素属于不可控因素。因此,考虑它们对激光在机测量精度影响,将它们作为神经网络模型的输入一并训练。

2 神经网络模型构建

2.1 数据集的建立

数据集分为训练集、测试集 2 部分,每个集又分为输入集和标签集。神经网络的本质是基于大数据下的一种映射,通过对大量数据进行学习并提炼出有用信息和规律。整个学习过程分为训练和测试 2 部分,训练和测试是不断交替循环进行的,过程中要持续完善模型参数和结构,直至模型的性能和精度达到最佳。

实验变量如下:

1) 物面倾角。控制 3D 打印机 A 轴旋转,调整工作台倾斜角度,逆时针每隔 5° 设置一个倾角,角度设置范围为 0~60°。

2) 主轴移动速度。速度分别设置为 60、180、300、600、900 mm/min。

3) 平面颜色。选取不同颜色的彩色卡纸若干,张贴在 3D 打印机工作台上,颜色取特殊颜色白色和黑色,以及三原色红、黄、蓝,并在卡纸上标记好一个测量点。

不断地正交组合实验变量,采集激光位移传感器处于不同测量高度时所测得的高度值,每次测量重复采集 3 次数据。所有采集过程均在标准工作间完成,温度为 26℃ 室温,采用 40 W 普通白光 LED 灯照明,测量环境始终保持不变且均符合表 2 的规定。测量过程如下。

1) 物面倾角设置为 0°, 主轴移动速度设置为 60 mm/min,平面颜色选择白色。测量时,控制主轴运动到测量点正上方,并将激光位移传感器距被测平面的高度调整为 15 mm (最小测量距离),然后将激光位移传感器调零,以此时的高度作为基准。

2) 控制 3D 打印机主轴运动,带动激光位移传感器沿着 Z 轴正方向移动,每移动 1 mm 测量一次位移,移动范围为 15~25 mm。

3) 测量完毕后将主轴位置归零,改变倾角、移动速度和平面颜色,重复步骤 1) 和步骤 2),直至所有的正交组合变量测量完毕。

经过以上步骤,共得到 3 250 组数据,如表 3 所示 (因篇幅所限,只列出了部分数据)。随机抽取 75% 作为训练集,25% 作为测试集。以物面倾角、移动速度、平面颜色和高度测量值作为神经网络模型的输入集;以光栅尺读数作为实际高度值,并设置为神经网络的标签集,对神经网络模型进行训练。

2.2 神经网络模型训练

随着神经网络层数的加深,模型精度会不断提升,但是增加到一定深度后,会出现梯度消失或梯度爆炸现象^[20],导致模型精度反而下降。残差块的基本结构如图 5 所示^[21],是在常规网络基础上,从输入端直接引出一个短连接到输出端进行叠加,再通过 ReLU 激活函数,使得新的期望输出由原来的 $H(x) = G(x)$ 变为:

$$H(x) = F(x, w_h) + G(x, w_h) \quad (2)$$

式中: x 是某段神经网络的输入, $H(x)$ 是期望输出, w_h 是要学习的权重系数, $F(x, w_h)$ 是要学习的残差函数。

如果到达某段残差网络之前,即前一层神经网络的输出 $H(x)$ 的准确率已经达到饱和,那么该段残差网络的学习目标就变为 $F(x, w_h) = H(x) - G(x) = 0$,即输出等于输入 ($H(x) = G(x)$),使得模型随着网络层数的加深,准确率保持最大而不至于下降。残差网络有效解决了模型随层数不断加深反而退化的问题,提高了模型准确率。

表 3 测量数据集统计表

Table 3 Measurement dataset statistical table

序号	输入集			高度测量值/mm			标签集:	测量误差/ μm		
	物面 倾角/ $^{\circ}$	移动 速度/ $(\text{mm}\cdot\text{min}^{-1})$	平面 颜色				实际 高度值/mm			
1	0	60	白色	1.024	1.018	1.040	1.012	12	6	18
2	0	60	白色	2.002	2.021	2.009	2.019	-17	2	-10
...										
5	0	60	白色	5.007	5.018	5.013	5.028	-21	-10	-15
6	0	60	白色	6.060	6.052	6.053	6.041	19	11	12
...										
1 789	35	180	红色	3.024	3.045	3.036	3.018	6	27	18
1 790	35	180	红色	4.013	4.020	4.017	4.032	-19	-12	-15
...										
3 249	60	900	黑色	9.074	9.065	9.071	9.056	18	9	15
3 250	60	900	黑色	10.08	10.07	10.062	10.064	16	6	-2

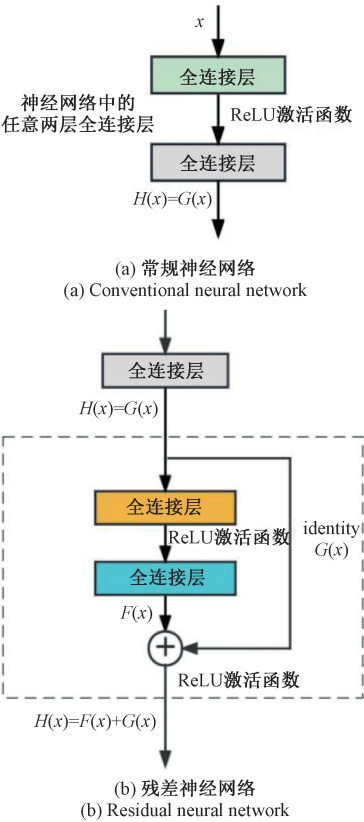


图 5 常规神经网络和残差神经网络的结构比较

Fig. 5 Structural comparison of conventional neural network and residual neural network

如果直接将影响测量精度的各个因素作为模型的输入,那么模型默认各个因素之间的权重是相同的。然而,现实中各因素之间是相互交错,非独立的。鉴于此,本文采用自注意力机制解决此问题。注意力机制借鉴了人类大脑处理信息时的机制。人类大脑处理信息时,会先快速扫描全部信息,找到重点关注的对象,然后对这一对象

投入更多的注意力,以获取更多细节信息,而忽略其他无关紧要的信息。

本文融合自注意力机制和残差网络^[22-23],对神经网络模型进行设计,模型结构如图 6 所示。主要由特征提取模块、自注意力机制模块、预测模块 3 个模块构成。特征提取模块用于提取输入数据的深层次特征,并生成特征矩阵。自注意力机制模块考虑了倾角、移动速度、颜色之间的联系,并为它们分配最佳权重值。预测模块根据来自特征提取模块和自注意力模块的特征数据对测量误差进行预测。

在特征提取模块中,先使用 1×1 大小的卷积操作来改变输入特征通道数,扩展输入数据的信息,接着使用 3×3 大小的卷积操作继续提取更深层次信息。残差块结构采用 1×1 卷积- 3×3 卷积- 1×1 卷积经典瓶颈结构。

模型中的 BN (batch normalization) 代表批量归一化,可以有效缓解梯度消失和梯度爆炸问题。ReLU 函数会过滤掉负特征值,是神经网络中广泛应用的激活函数。激活函数的作用是使模型具有非线性拟合能力。预测模块采用 2 层全连接层,对输入的特征进行映射,经 Softmax 激活函数,输出测量误差的预测值。其中,随机断开层的作用是随机断开某 2 个神经元之间的连接,防止过拟合,提高模型泛化能力。

基于所建立的融合自注意力机制的残差神经网络模型,先将输入特征按照属性(倾角、速度、颜色、高度)进行切片处理,然后计算每个属性的 Query、Key 和 Value,根据 Query、Key 和 Value 计算每个属性所占的权重,生成权重矩阵。权重矩阵与特征矩阵之间进行点积运算,所得的特征块被作为预测模块的输入进行映射。

训练时,首先设置超参数,批量大小为 50,训练轮次为 13,学习率采用周期性学习率。使用表 3 采集到的数据集对模型进行训练,模型的输入为物面倾角、移动速

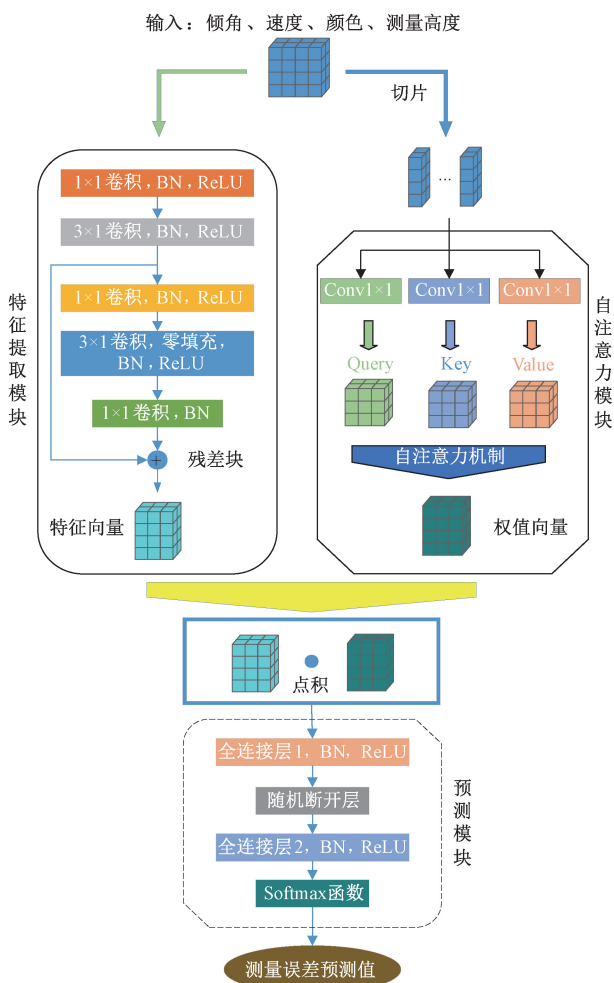


图6 融合自注意力机制的残差神经网络模型结构

Fig.6 Residual neural network model structure with integrated self-attention mechanism

度、被测面颜色和激光在机测量得到的高度测量值,标签为光栅尺测得的实际高度值。另外,传统随机梯度下降算法可能陷入局部最优解陷阱。因此引入带热重启的随机梯度下降方法来更新参数,每间隔一定的周期突然提升学习率,然后按余弦变化规律来衰减学习率,可以很好地取得全局最优值。训练过程中,根据模型性能不断调整网络结构和参数,直到精度满足要求。

3 实验研究

3.1 实验方案设计

为了验证本文所提误差预测模型的有效性,以本文所设计的模型为基础,不改变模型的超参数,去掉自注意力机制模块和残差模块,形成常规卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN);仅去掉残差模块,形成自注意力机制神经网络(self-attentional neural

networks, SelfNN),分别采用常规卷积神经网络,残差神经网络和自注意力机制残差神经网络(self-attentional residual neural networks, SRNN)进行误差预测精度对比实验。实验步骤如下:

步骤1)实验前,先对工作台进行调平,主轴位置 X 、 Y 方向归0, Z 方向高度设置为15 mm。

步骤2)选择红、绿、紫3种同材质彩色卡纸各1张进行测量,每张卡纸标记好1个测量点。

步骤3)采用控制变量法设置变量。测量红色平面时,随机生成50个范围为100~1 000 mm/min的移动速度,倾角设置为 0° ,测量高度设置为5 mm;测量绿平面时,移动速度设置为800 mm/min,随机生成50个范围为 $0\sim 60^\circ$ 的角度,测量高度设置为5 mm;测量紫平面时,移动速度设置为800 mm/min,倾角设置为 0° ,随机生成50个范围为15~25 mm的高度。

步骤4)将红色卡纸摆正粘贴在工作台上,按步骤3设置好移动速度、倾角和测量高度,将主轴移动到测量点正上方,测量3次并记录激光位移传感器所测的高度值。测量过程中测量高度不能超出激光位移传感器的量程。红色面测量完后,依次用同样方法测量绿色和紫色平面。

步骤5)将激光在机测量系统测得的值作为高度测量值,光栅尺反馈的值作为实际高度值,将测量值与实际值相比较,得到测量误差。

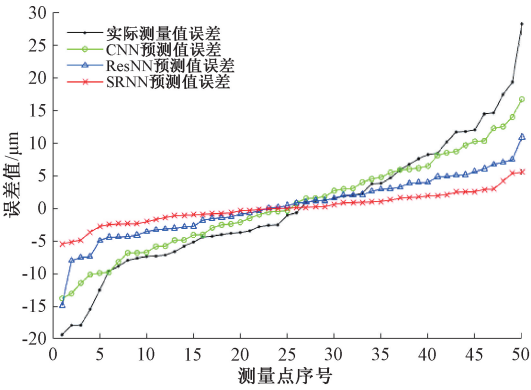
步骤6)然后将高度测量值和物面倾角、移动速度、平面颜色作为模型的输入传到神经网络中,模型的输出是测量误差的预测值。

步骤7)高度测量值减去测量误差预测值,得到测量高度修正值,该值与实际高度值相比较,得到修正误差,通过修正误差对比3种神经网络模型的精度。

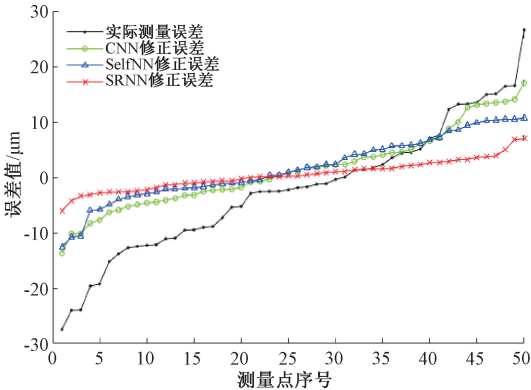
3.2 实验结果对比分析

剔除异常值,将测量误差由小到大进行排列,绘制测量误差与3种模型的修正误差的折线变化图,如图7所示。在红、绿、紫3个平面中,测量系统和3个模型的实验数据均相对0线近似对称分布,这是因为高度测量值相对实际值或大或小,误差存在正负之分。修正误差的变化趋势与测量误差的变化趋势相同,可以定性判断修正后的高度值具有可信度。实际测量误差范围在 $\pm 28\ \mu\text{m}$ 之间,CNN的修正误差范围在 $(-15, +18)\ \mu\text{m}$ 之间,提高了测量精度。SelfNN的修正误差范围在 $(-15, +12)\ \mu\text{m}$,比CNN的精度更高一些。而SRNN将误差控制在了 $\pm 9\ \mu\text{m}$ 范围内,大大提高了测量精度。经3种模型修正后的高度误差范围均小于修正前测量系统的高度测量误差范围,说明使用神经网络模型对测量结果进行修正后,可以减小测量误差。另外,带十字线条变化平缓,整体变化情况最接近0线,可以定性判断SRNN稳定性很好,精度最高。综上所述,CNN模型的精

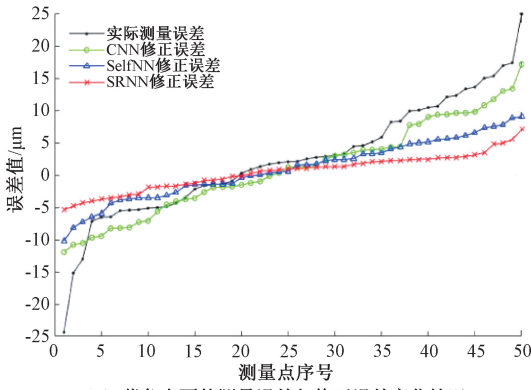
度和稳定性最差,SRNN 的精度和稳定性最佳,而 SelfNN 性能居于 CNN 和 SRNN 之间。



(a) 红色表面的测量误差与修正误差变化情况
(a) Measurement error and correction error variations on red surface



(b) 绿色表面的测量误差与修正误差变化情况
(b) Measurement error and correction error variations on green surface



(c) 紫色表面的测量误差与修正误差变化情况
(c) Measurement error and correction error variations on purple surface

图 7 不同颜色表面的误差变化规律

Fig. 7 Error variation rules of different color surfaces

为了定量描述各个模型的误差水平和稳定性大小,分别计算测量误差与 3 种模型的修正误差的均值、方差、标准差和全距,计算结果如表 4 所示。由表 4 可知,就方差和标准差而言,SRNN < SelfNN < CNN < 测量误差,说明基于自注意力机制的残差网络预测结果波动程度小,稳定性最好。但是均值却没有这样的规律,这是因为误

差值有正有负,正负相互抵消,导致均值很小,并不能真实反映误差水平。例如紫色平面的测量结果误差均值只有 $-0.02\text{ }\mu\text{m}$,小于 SRNN 修正误差的均值 $0.55\text{ }\mu\text{m}$,但全距为 $49.31\text{ }\mu\text{m}$,远大于 SRNN 的 $13.63\text{ }\mu\text{m}$,误差波动范围几乎是 SRNN 的 4 倍。

表 4 数据特征统计表

Table 4 Statistical table of data characteristics

平面颜色特征	测量误差	修正误差			
		CNN	SelfNN	SRNN	
红色平面	均值/ μm	0.57	2.94	0.59	-0.01
	方差/ μm^2	125.89	66.40	29.00	5.67
	标准差/ μm	11.22	8.15	5.39	2.38
	全距/ μm	38.53	30.78	26.54	11.12
绿色平面	均值/ μm	-2.17	1.34	1.51	0.41
	方差/ μm^2	138.49	50.80	34.10	7.15
	标准差/ μm	11.77	7.13	5.84	2.67
	全距/ μm	56.23	29.89	23.16	15.89
紫色平面	均值/ μm	-0.02	0.74	0.33	0.55
	方差/ μm^2	109.50	77.81	24.63	7.12
	标准差/ μm	10.47	8.82	4.96	2.56
	全距/ μm	49.31	29.11	19.25	13.63

因此,为了更好地衡量误差水平,定量描述测量高度修正值相对实际高度值的吻合度,摒弃了均值的方法,采用计算修正值与真实值之间的均方误差(mean square error, MSE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)的方法,计算公式如式(3)、(4)和(5)所示,并绘制条形图,如图 8 所示。

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (5)$$

式中: $\hat{y}_i$ 代表激光测量系统的高度测量值或神经网络模型的修正值, y_i 代表实际高度值。上述 3 个公式描述了 $\hat{y}_i$ 与 y_i 的差异,所计算的值越小,表明两者之间越相近,若结果为 0,表明两者没有差异,完全吻合。

由图 8 可以得出,在红、绿、紫 3 个平面的实验结果中,3 种模型的 MSE、RMSE、MAE 计算结果均小于测量系统的计算结果,表明与测量值相比,它们都更接近真实值,3 种模型均可以提高测量精度。其中,SRNN 的 MSE、RMSE、MAE 计算结果相比 CNN 和 SelfNN 最小,其修正值与真实值之间的偏差最小,最接近真实值,可信度最高。

4 结 论

本文基于自主搭建的 3D 打印激光在机测量系统,分

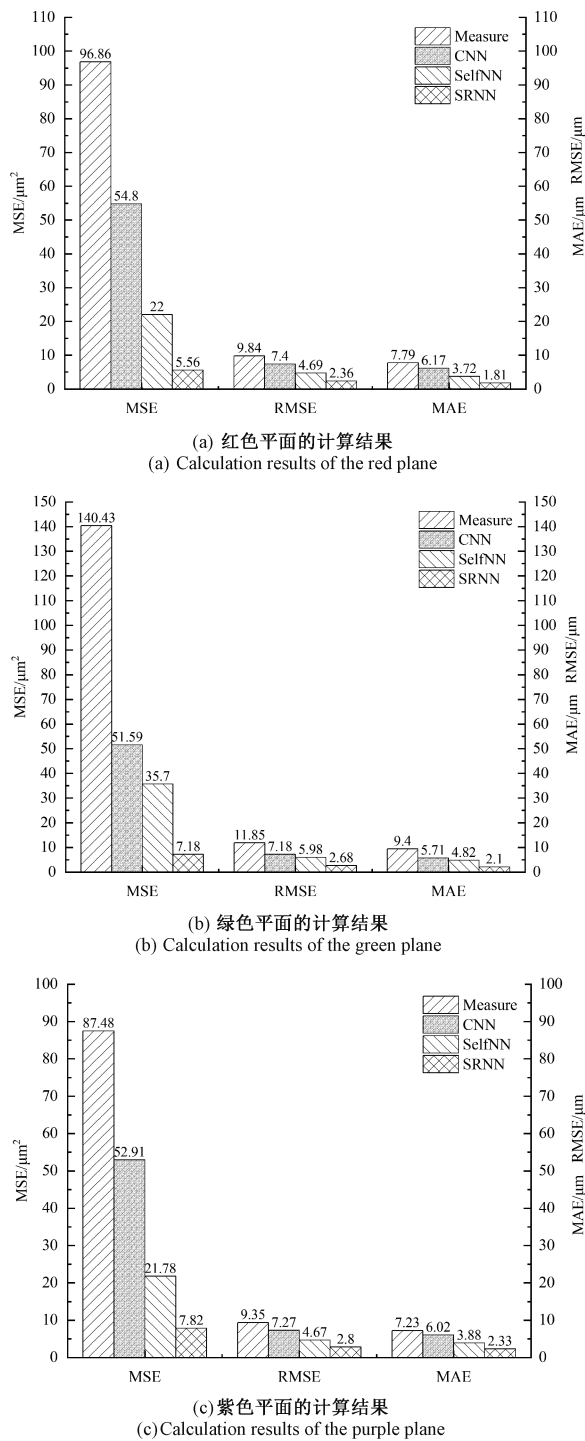


图 8 测量系统与各个模型的量化比较

Fig. 8 Quantitative comparison between measurement system and various models

析了影响激光测量精度的因素,提出了自注意力机制和残差神经网络相结合的测量误差预测模型,对测量结果进行修正。本文还采用周期性学习率与带热重启的随机梯度下降算法来优化和增强神经网络模型。通过控制变量法设置了 3 组实验变量,对传统卷积神经网络、自注意

力神经网络和改进残差神经网络 3 种模型进行误差修正对比实验。实验结果表明,本文所提出的用自注意力机制和残差神经网络相结合的模型精度最高,将测量误差降到了 9 μm 以下;平均绝对误差小于其他 2 种模型,与真实值吻合度最高;方差和标准差也最小,达到了很好的稳定性。通过本文提出的神经网络模型对激光测量结果进行修正,增加了测量结果的准确性,增强了 3D 打印激光在机测量的精度和稳定性,对提高 3D 打印质量具有重要的现实意义。

参考文献

[1] 王腾,杨树明,李述胜,等. 振镜激光扫描测量系统误差分析与补偿 [J]. 光学学报, 2020, 40 (23): 162-174.

WANG T, YANG SH M, LI SH SH, et al. Error analysis and compensation of galvanometer laser scanning measurement system [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(23): 162-174.

[2] 汪石农,程志军,任超洋,等. 一种双臂激光测距系统设计和误差分析 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 18-25.

WANG SH N, CHENG ZH J, REN CH Y, et al. Design and error analysis of a two-arm laser ranging system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 18-25.

[3] CUESTA E, GIGANTO S, ALVAREZ B J, et al. Laser line scanner aptitude for the measurement of selective laser melting parts [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 138: 106406.

[4] 陈旭辉,李兴强,崔昊,等. 基于多波长协作的切削液残留表面激光位移测量误差补偿方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 151-162.

CHEN X X, LI X Q, CUI H, et al. Displacement error compensation method of laser measurement for surface with cutting fluid residue based on multi wavelength cooperation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 151-162.

[5] QIN Y, KANG R, SUN J S, et al. A fast self-calibration method of line laser sensors for on-machine measurement of honeycomb cores [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 152: 106981.

[6] JIE L, CAI Z Q, YAO B, et al. Error compensation and accuracy analysis of laser measurement system based on laser-beam calibration [J]. Optik, 2020, 200: 163272.

[7] WANG S, ZHAO Q L, PAN Y C, et al. Ultra-precision raster grinding biconical optics with a novel profile error compensation technique based on on-machine measurement and wavelet decomposition [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 67: 128-140.

- [8] 董祉序,孙兴伟,刘伟军,等. 基于激光位移传感器的自由曲面精密测量方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(12): 30-38.
DONG ZH X, SUN X W, LIU W J, et al. Precision measurement method of free-form curved surfaces based on laser displacement sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(12): 30-38.
- [9] 王晓蒙,王会峰,姚乃夫. 基于粒子群算法的激光位移传感器参量优化[J]. 激光技术,2018,42(2): 181-186.
WANG X M, WANG H H, YAO N F. Parameter optimization of laser displacement sensor based on particle swarm optimization algorithm [J]. Laser Technology, 2018,42(2): 181-186.
- [10] 邓世祥,吕彦明,王康,等. 线激光测量点云数据误差的预测与补偿[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(16): 1-15.
DENG SH X, LYU Y M, WANG K, et al. Prediction and compensation of point cloud data error in line laser measurement [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022,59(16): 1-15.
- [11] 王成武,陆惠宗,吴俊杰,等. 激光三角法位移测量多项式拟合及误差修正[J]. 仪器仪表学报,2021,42(5): 1-8.
WANG CH W, LU H Z, WU J J, et al. Study of polynomial fitting and error correction method for laser triangulation displacement measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(5): 1-8.
- [12] 韩飞,尚伟勇. 基于激光三角法的辊弯成形回弹测量与评价[J]. 锻压技术,2023,48(1): 229-236.
HAN F, SHANG W Y. Measurement and evaluation on springback in roll forming based on laser triangulation [J]. Forging & Stamping Technology, 2023,48(1): 229-236.
- [13] 栗世豪,张俊,唐宇阳,等. 零件加工误差与机床几何误差映射关系建模[J]. 西安交通大学学报,2021,55(10): 50-59.
LI SH H, ZHANG J, TANG Y Y, et al. Modeling of mapping relationship between machining error of parts and geometric error of machine tools [J]. Academic Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(10): 50-59.
- [14] 杨洪涛,马群,李莉,等. 数控机床几何误差预测的GA-SVR模型[J]. 机械科学与技术,2022,41(9): 1428-1435.
YANG H T, MA Q, LI L, et al. GA-SVR model for predicting geometric errors of CNC machine tools [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2022,41(9): 1428-1435.
- [15] MATSUZAKI K, TAKATSUJI T, SATO O. Evaluation and compensation of geometrical errors of X-ray computed tomography system using a laser tracking interferometer [J]. Precision Engineering-Journal of the International Societies for Precision Engineering and Nanotechnology, 2023, 80: 243-255.
- [16] 孙有春,庞亚军,白振旭,等. 激光三角测量法应用技术[J]. 激光杂志,2021,42(4): 1-8.
SUN Y CH, PANG Y J, BAI ZH X. Application technology of laser triangulation [J]. Laser Journal, 2021,42(4): 1-8.
- [17] 李有堂,贾冰. 影响待测物面测量误差的因素及补偿[J]. 机械设计与制造,2010(2): 208-210.
LI Y T, JIA B. Side-impact test measurement error factors and compensation [J]. Machinery Design & Manufacture, 2010(2): 208-210.
- [18] 孙彬,李兵. 一种量化的激光位移传感器倾角误差补偿模型[J]. 仪器仪表学报,2015,36(5): 996-1004.
SUN B, LI B. A quantitative error compensation model of the inclination angle of the laser displacement sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(5): 996-1004.
- [19] LI S, JIA X, CHEN M, et al. Error analysis and correction for color in laser triangulation measurement [J]. Optik, 2018,168: 165-173.
- [20] 郭玥秀,杨伟,刘琦,等. 残差网络研究综述[J]. 计算机应用研究,2020,37(5): 1292-1297.
GUO Y X, YANG W, LIU Q, et al. A survey of residual network [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(5): 1292-1297.
- [21] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [22] 储岳中,汪佳庆,张学锋,等. 基于改进深度残差网络的图像分类算法[J]. 电子科技大学学报,2021,50(2): 243-248.
CHU Y ZH, WANG J Q, ZHANG X F, et al. Image classification algorithm based on improved deep residual network [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2021,50(2): 243-248.
- [23] 田科位,董绍江,姜保军,等. 基于改进深度残差网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2021,40(20): 247-254.
TIAN K W, DONG SH J, JIANG B J, et al. A bearing fault diagnosis method based on an improved depth residual network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021,40(20): 247-254.

作者简介



刘清涛, 2006 年于华北水利水电大学获得学士学位, 2009 年于长安大学获得硕士学位, 2011 年于长安大学获得博士学位, 现为长安大学副教授, 主要研究方向为电子增材制造、低碳制造。

E-mail: qtaoliu@chd.edu.cn

Liu Qingtao received his B. Sc. degree from North China University of Water Resources and Electric Power in 2006, received his M. Sc. degree from Chang'an University in 2009, and received his Ph. D. degree from Chang'an University in 2011. He is currently an associate professor at Chang'an University. His main research interests include electronic additive manufacturing and low carbon manufacturing.



尹恩怀, 2007 年于郑州大学获得学士学位, 2013 年于北京航空航天大学获得博士学位, 现为中国电科第二十研究所高级工程师, 长安大学硕士研究生指导教师, 主要研究方向为电子增材制造。

E-mail: yinenuai@xaruite.com

Yin Enhuai received his B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2007 and received his Ph. D. degree from Beihang University in 2013. He is currently a senior engineer at the 20th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation and a master's degree supervisor at Chang'an University. His main research interest includes electronic additive manufacturing.



吕景祥 (通信作者), 2008 年于浙江大学获得学士学位, 2014 年于浙江大学获得博士学位, 现为长安大学副教授, 主要研究方向为电子增材制造、先进制造与装备集成。

E-mail: lvjx @chd.edu.cn

Lyu Jingxiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 2008 and received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 2014. He is currently an associate professor at Chang'an University. His main research interests include electronic additive manufacturing, advanced manufacturing, and equipment integration.