

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104396

基于 GA-BP 的改进高斯均值区域去噪技术*

许学彬¹ 陈博桓¹ 赵楠楠² 沈洋¹ 倪军¹

(1. 中国计量大学光学与电子科技学院 杭州 310018; 2. 中国计量大学质量与安全工程学院 杭州 310018)

摘要: 光纤连接器因其在光传输系统中的重要作用而备受关注,但是其表面附着的杂质会使复原的表面形貌出现噪点。而且现有的检测方法无法准确定位噪点,需要对其进行多次整体降噪处理,以此得到的图像细节保留能力较差。为此提出了一种基于遗传算法优化 BP 神经网络(GA-BP)的改进高斯均值区域去噪技术。首先,对干涉数据进行降维处理;其次,将降维后的数据作为神经网络的训练数据,利用神经网络对噪点进行定位;最后,采用改进的高斯均值滤波对三维图像的噪点位置进行滤波处理。结果表明,通过神经网络判别法得到的噪声像素点为 2.45%,相比于阈值判别法具有较高的精度。并且通过改进的高斯均值滤波方法得到的方法噪声差值为 474.7,峰值信噪比(PSNR)值为 32.56。相比于均值和中值滤波方法,图像细节保持能力较高,复原图像噪点凸起明显减少。因此,它更适用于基于白光干涉原理的自动化检测。

关键词: 神经网络;图像处理;光纤连接器;光学工程

中图分类号: TP391;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Improved gaussian mean region denoising technology based on GA-BP

Xu Xuebin¹ Chen Bohuan¹ Zhao Nannan² Shen Yang¹ Ni Jun¹

(1. College of Optical and Electronic Technology, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. College of Quality and Safety Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Optical fiber connectors have attracted much attention due to the essential role in optical transmission systems, but the impurities attached on the fiber surface will generate noise on the recovered morphology. Moreover, the existing detection methods cannot accurately locate the noise. It needs to be processed for multiple overall noise reduction, and the image detail retention ability obtained by this method is inadequate. To this end, we proposed an improved Gaussian mean region denoising technology based on GA-BP neural network. Firstly, the interference data is processed by dimensionality reduction. Secondly, select the dimensionality reduction data as the training data, and use the neural network to locate the noise. Finally, the improved Gaussian mean filter is used to filter the noise position of the three-dimensional image. Furthermore, the results show that the noise pixel obtained by the neural network discrimination method is 2.45%, which is higher than the threshold discrimination method. And the noise difference obtained by the improved Gaussian mean filtering method is 474.7, and the PSNR value is 32.56. Compared with the mean and median filtering methods, the image detail retention ability is higher, and the restored image noise bulge is significantly reduced. Therefore, it is more suitable for automatic detection based on the principle of white light interference.

Keywords: neural network; images processing; fiber optic connector; optical engineering

收稿日期: 2021-06-06 Received Date: 2021-06-06

* 基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划(202010356009)、浙江省公益技术研究计划(LGN20F050001)、国家重点研发计划(2020YFF0217803)项目资助

0 引言

光纤连接器是将两个光纤的端面进行精密对接,使光能量的损耗降到最低的一种连接器^[1]。光纤连接器在检测过程中会受到内部噪声和外部噪声的影响;外部噪声主要为落在 CCD 镜头、光纤连接器表面上的杂质,杂质的遮挡使光的反射能力减弱,故附有杂质的像素点的白光干涉数据曲线无明显峰值点,干涉数据光强值普遍较低,使零光程差位置的提取出现较大误差,此类像素点三维复原图像的特征为人眼可见的异常凸起,本文将具有这种特征的像素点定义为 A 类噪声像素点。内部噪声主要包括散粒噪声、热电流噪声、热噪声等,主要集中在分布在光纤与光纤连接器表面的接口处^[2],受到这类噪声影响的像素点白光干涉数据曲线为无规则分布,使零光程差位置的提取出现微小误差,此类像素点三维复原图像的特征为人眼不易察觉的异常凸起,本文将具有这种特征的像素点定义为 B 类噪声像素点。

目前,前人对白光干涉检测微型表面形貌去噪方法的研究可归纳为 3 种类型,白光干涉信号去噪、白光干涉图像去噪、复原得到的三维图像去噪。

白光干涉信号去噪是对每个像素点的灰度值变化曲线进行处理,使其符合标准的白光干涉分布。张树等^[3]使用小波变换滤除信号噪声。汝洪武^[4]提出的四步相移法对扫描步长大小、步长精度、白噪声等误差具有较强的抑制能力。雷李华等^[5]提出的白光干涉三维形貌快速测量算法有效地消除了台阶边缘的“蝠翼现象”。经过以上算法处理后均可获得符合白光干涉分布的标准曲线,但是待测物体杂质区域的像素点灰度值低、波动范围小,使以上算法的内置函数运算出现较大误差,不能消除杂质带来的影响。

白光干涉图像去噪是对干涉图像进行数字滤波。王飞等^[6]提出了中值滤波去噪的算法。申路^[7]提出了空域滤波、频域滤波、小波滤波等去噪方法。以上算法均可有效抑制高斯噪声和椒盐噪声,但操作对象为图像的灰度值,灰度值改变会使光强值发生变化,降低干涉曲线零光程差位置提取的准确度。

三维图像的去噪处理是对复原后待测物体的三维模型进行数字滤波。孙朝云等^[8]提出了双相标准差滤波法与基于组合结构元素的级联形态学滤波算法相结合的方法,能够有效滤除三维数据毛刺类噪声的干扰,但滤波对象为所有像素点,会对正常像素点数据造成影响。何浪^[9]提出了阈值中值滤波算法,对三维图像的毛刺等噪点进行定点降噪,保留了正常像素点的数据。但阈值法判别精度较低,容易受到背景光强的影响。

为去除两类噪声像素点带来的影响,保留正常像素

点的高度信息,提高定点降噪的精确度,本文提出基于遗传算法优化 BP 神经网络(GA-BP)的改进高斯均值区域去噪技术。首先对像素点灰度值数据进行降维处理,作为 GA-BP 神经网络的训练数据;然后利用 GA-BP 神经网络判别法对噪声像素点进行定位,利用改进的高斯均值滤波对三维图像的噪声像素点进行滤波,得到复原后的三维图像;最后对不同判别方法和不同滤波方法进行对比,突出该技术的性能。

1 光纤连接器检测系统

本系统采用白光干涉测量法,若通过分光棱镜的光束到待测光纤连接器表面的某一点距离与分光棱镜到参考镜的距离相等,则所对应两束光的光程差为 0,此时干涉光强达到最大,所对应的位置即为零光程差位置 $x^{[10]}$ 。电机为 PZT 驱动工作台提供电压,使载有光纤连接器的 PZT 工作台以固定的步距 d 向前移动,每移动一个步距,光纤连接器表面各个点的光强值就会随之改变,同时 CCD 相机拍摄干涉图像并储存在计算机中,直至确认光纤连接器表面的点都发生过干涉后停止驱动。利用 MATLAB 软件对干涉图像进行处理,像素点的零光程差位置与工作台移动步距的乘积即该像素点的相对高度值 h ,如式(1)所示。

$$h = x \times d, \quad (1)$$

所有像素点相对高度的三维图像就组成了光纤连接器的表面形貌,完成对光纤连接器的表面形貌复原^[11],相对高度的定义如图 1 所示。

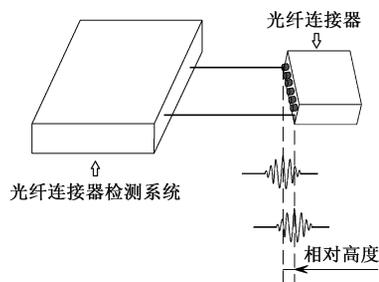


图 1 相对高度定义

Fig. 1 Relative height definition

2 传统去噪算法的改进

本文的滤波对象为复原后的光纤连接器的三维图像数据,在滤波过程中将滤波后的噪声数据点不断更新为正常数据点,避免出现噪声区域的大小大于滤波窗口的大小而导致滤波效果较差的情况。本文均值滤波和中值滤波的滤波窗口选择如图 2 所示,其滤波窗口的中心为待处理像素点,滤波窗口是由 $n(n \leq 9)$ 个杂质像素点和

$k(k \leq 9)$ 个正常像素点组成的 3×3 相对高度值矩阵, 与传统的均值滤波和中值滤波相类似, 待处理像素点是由滤波窗口内正常像素点的均值或中值替代, 而舍弃了噪声像素点^[12]。本文的动态加权高斯均值滤波与传统高斯均值滤波的区别在于方差 δ 是动态更新的, 方差是由不同的滤波窗口决定的。对边缘的噪声像素点采用边缘像素点相对高度值的众数替代。

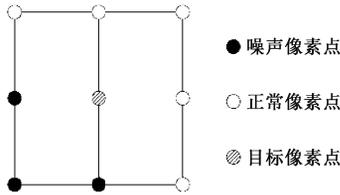


图2 滤波窗口示例

Fig. 2 Example of filtering window

3 判别算法对比研究

3.1 阈值判别法

根据光纤连接器表面的反光能力高于杂质的反光能力这一特性可知, 对于首张未发生白光干涉的图像, 干涉图像上的杂质区域和正常区域的灰度值有明显差异, 正常区域的灰度值显著高于杂质区域的灰度值, 如图3所示。

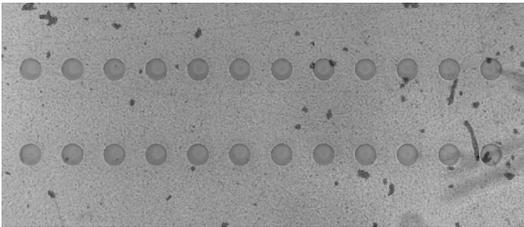


图3 未发生白光干涉的灰度值图像

Fig. 3 Gray value image without white light interference

利用 PS 软件对首张干涉图像的杂质区域进行 20 次灰度值取样, 随机抽取 5 次, 获得噪声区域的灰度值矩阵 ω , 为了准确定位所有的噪声区域, 取灰度值矩阵 ω 的最大值, 大于该阈值的像素点被判别为正常像素点, 小于该阈值的像素点被判别为噪声像素点, 得到噪声像素点的位置坐标^[13]。

3.2 神经网络判别法

1) GA-BP 神经网络原理

BP 神经网络的阈值和权值为随机选取, 会使神经网络出现收敛速度慢, 找不到全局最优解的情况。遗传算法通过模拟生物繁衍生长时染色体复制、交叉、变异的过程, 将神经网络的阈值和权值编码为生物个体, 进行逐代寻优, 得到最优的生物个体, 将生物个体进行解码, 得到

神经网络的权值和阈值。训练 GA-BP 神经网络进行局部寻优, 获得具有全局最优解的 GA-BP 神经网络判别值, 准确分类正常像素点和噪声像素点^[14]。

GA-BP 神经网络的要素包括生物种群初始化、适应度函数、选择操作、交叉操作和变异操作^[15]。

(1) 种群初始化

个体编码方法为实数编码, 种群的每个个体均为一个实数串, 由输入层与隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值以及输出层阈值 4 部分组成。种群包含了神经网络全部的权值和阈值。

(2) 适应度函数

初始化的 BP 神经网络训练后预测的输出和期望的输出之间的误差的绝对值和作为个体适应度值, 计算公式为:

$$P = \beta \left(\sum_{i=0}^n \text{abs}(\hat{y}_i - m_i) \right) \quad (2)$$

式中: n 为网络输出的节点数; \hat{y}_i 为 BP 神经网络的输出; m_i 为第 i 个节点的预测输出; β 为系数。

(3) 选择操作

本文采用轮盘赌法, 即基于适应度比例的选择策略, 每个个体 i 的选择概率 η_i 为:

$$f_i = \frac{\gamma}{F_i} \quad (3)$$

$$\eta_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (4)$$

式中: F_i 为个体 i 的适应度值; γ 为系数; N 为种群个体数目。

(4) 交叉操作

由于个体采用实数编码, 所以交叉操作方法采用实数交叉法, 第 k 个染色体 a_k 和第 1 个染色体 a_1 在 j 位的交叉操作方法如下:

$$a_{kj} = a_{kj}(1 - b) + a_{1j}b \quad (5)$$

$$a_{1j} = a_{1j}(1 - b) + a_{kj}b \quad (6)$$

式中: b 是 $[0, 1]$ 的随机数。

(5) 变异操作

选取第 i 个个体的第 m 个基因 a_{im} 进行变异, 变异操作的方法如下:

$$a_{im} = a_{im} + (a_{im} - a_{\max}) \cdot f(g) \quad (r > 0.5) \quad (7)$$

$$a_{im} = a_{im} + (a_{\min} - a_{im}) \cdot f(g) \quad (r \leq 0.5) \quad (8)$$

$$f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})^2, \quad (9)$$

式中: a_{\max} 为基因 a_{im} 的上界; a_{\min} 为基因 a_{im} 的下界; r_2 为一个随机数, g 为当前迭代次数; G_{\max} 为最大进化次数; r 为 $[0, 1]$ 的随机数。

2) 输入数据降维

噪声像素点与正常像素点对应的白光干涉数据具有

较大的区别。噪声像素点的光强分布曲线波动程度较大,左右两侧数据不对称,由于其不能发生白光干涉,故灰度值峰值点较低;正常像素点的光强分布较为规律,左右两侧呈现对称性,能发生白光干涉,灰度值峰值点较高,如图 4 所示。

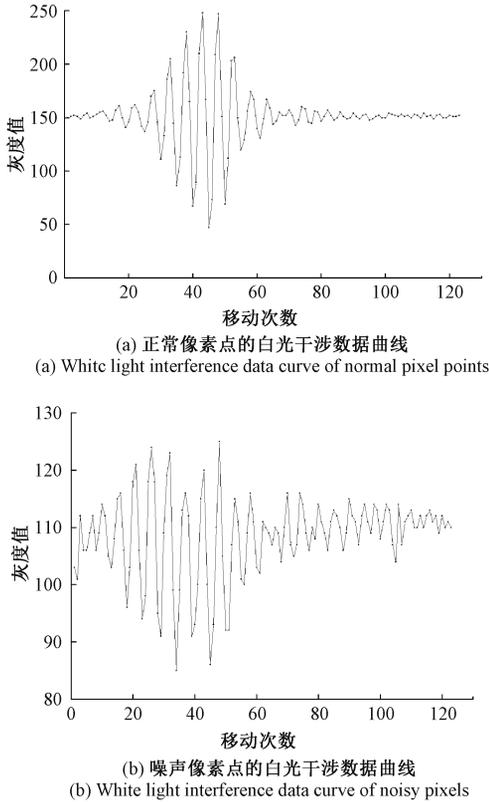


图 4 像素点的白光干涉数据曲线

Fig. 4 White light interference data curve of a pixel point

将噪声像素点和正常像素点白光干涉数据作为 GA-BP 神经网络的学习样本,训练 GA-BP 神经网络,从而实现 GA-BP 神经网络对像素点类型的判别。但每个像素点对应的白光干涉数据维度较高,训练样本维度为 $1\ 500 \times 123$,数据的高维特性会提高系统内存的使用量,提高产品的运营成本。本文通过对像素点白光干涉数据进行特征提取,将每个像素点的白光干涉数据用 4 个特征数据代替,使输入数据的维度降为 $1\ 500 \times 4$,降低 BP 神经网络的运行内存。

对像素点白光干涉光强变化数据进行局部峰值点的提取, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$ 为局部峰值点的光强值, $[x_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$ 为局部峰值点对应的横坐标,即工作平台移动的次数, M 为局部峰值点的个数,如图 5 所示。

将第 N 个像素点的局部峰值点数据的最大值作为该像素点的第 1 个特征数据,如式 (10) 所示, $[A_k^1] (k = 1, 2, 3, \dots, N)$, N 为像素点的个数, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$

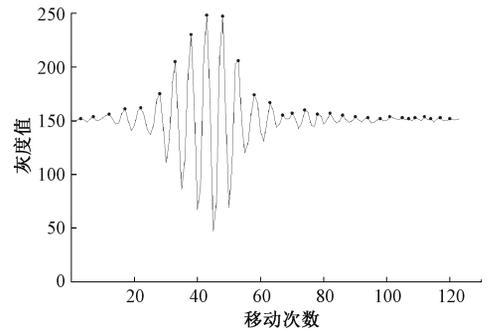


图 5 局部峰值点示意图

Fig. 5 Local peak point diagram

为局部峰值点的光强值, M 为局部峰值点的个数。

$$A_k^1 = \max(y_i) \quad (10)$$

将像素点局部峰值点数据对其进行升序排列,对于升序排列后的数据,取其最后 10% 的数据的均值作为第 2 个特征数据, $[y_i] (i = 0.9M, 0.9M + 1, 0.9M + 2, \dots, M)$ 为局部峰值点的光强值, M 为局部峰值点的个数, $A_k^2 (k = 1, 2, 3, \dots, N)$, N 为像素点的个数。

$$A_k^2 = \text{sort}(y_i) \quad (11)$$

提取像素点局部峰值点数据的均值作为第 3 个特征数据, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$ 为局部峰值点的光强值, M 为局部峰值点的个数, $A_k^3 (k = 1, 2, 3, \dots, N)$, N 为像素点的个数。

$$A_k^3 = \text{mean}(y_i) \quad (12)$$

对像素点局部峰值点数据进行三次样条插值^[16],将三次样条插值后的数据用如式 (13) 所示的高斯函数拟合, a 为背景光强, b 为干涉过程中的零光程差位置,利用复合梯形公式计算拟合曲线在区间 $[b - 3\sigma, b + 3\sigma]$ 内与直线 $y = a$ 的面积,记为 K_1 。将三次样条插值后的数据拟合成平滑的曲线,利用复合梯形公式计算拟合曲线在区间 $[b - 3\sigma, b + 3\sigma]$ 内与直线 $y = a$ 的面积,记为 K_2 ^[17]。将两面积的比值定义为第 4 个特征数据, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$ 为局部峰值点的光强值, $[x_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$ 为局部峰值点对应的横坐标,即工作平台移动的次数, M 为局部峰值点的个数。 $A_k^4 (k = 1, 2, 3, \dots, N)$, N 为像素点的个数。

$$y_i = a \left(\exp\left(-\frac{(x_i - b)^2}{2\sigma^2}\right) + 1 \right) \quad (13)$$

$$A_k^4 = \frac{K_1}{K_2} \quad (14)$$

3) GA-BP 神经网络判别

设置一个具有 4 个神经元的输入层、4 个神经元的隐含层、1 个神经元的输出层的神经网络。对于遗传算法,种群规模为 20,迭代次数为 10,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1。将遗传算法得到的最优网络参数构建成一

一个新的 BP 神经网络。初始化网络参数,并载入降维后的训练样本,对网络进行训练。将测试数据载入到神经网络,通过神经网络预测输出结果^[18]。

4 图像质量评价

4.1 峰值信噪比

峰值信噪比是基于误差敏感的全参考的图像质量评价指标,其值是基于相应位置上像素点间出现的误差,用来验证三维图像曲面去噪模型的去噪效果,峰值信噪比数值越大融合图像的质量越好,去噪效果越好,反之图像的失真度越高^[19]。计算方法如下:

$$E_{MS} = \frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^h \sum_{k=1}^w (m(i,k) - n(i,k))^2 \quad (15)$$

$$R_{PSN} = 10 \lg \left(\frac{X_{MA_m}^2}{E_{MS}} \right) \quad (16)$$

式中: E_{MS} 表示两图像间的均方误差; i 和 k 分别表示图像像素点的行列值; h 和 w 表示图像的高度和宽度; $X_{MA_m}^2$ 为去噪前图像相对高度最大值的平方。

4.2 方法噪声差

方法噪声差可以反应算法的去噪能力和图像细节的保持程度,且比误差的均方差更符合人的主观视觉感受^[20],方法噪声差的值越大说明图像的异常凸起越少,去噪效果越好,计算方法如下:

$$R_{CB} = d_{st1} - d_{st2} \quad (17)$$

式中: R_{CB} 表示方法噪声差的值; d_{st1} 表示滤波前图像的标准差; d_{st2} 表示滤波后图像的标准差。

5 实验结果与讨论

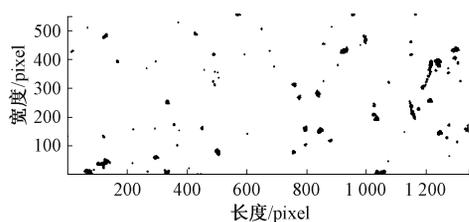
本文实验 PC 操作系统 Win×64, 处理器 Intel(R) Core(TM) i5-8250CPU@ 1.60GHz, RAM12.00GB, 编程运行环境 MATLAB R2019b。

5.1 不同判别方法的比较

阈值判别法和 GA-BP 神经网络判别法得到的噪声点定位图像如图 6 所示。

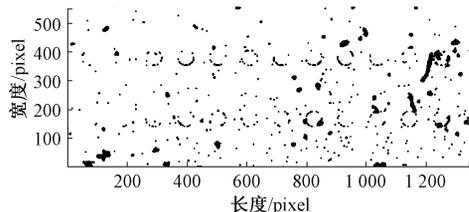
如图 6(a) 所示, 阈值判别法寻找到的噪声像素点数量较少, 阈值法判别速度较快, 只能较为准确的判别空气中杂质的位置, 但在不同的光强环境下图片的灰度值会发生变化, 需要人为调整阈值, 且对于异常的白光干涉数据, 则不能判别, 故其判别精度较低。

如图 6(b) 所示, GA-BP 神经网络判别法寻找到的噪声像素点数量明显增多, 虽然 GA-BP 神经网络的判别速度慢于阈值判别法, 但不易出现误判、漏判行为, 对于异常的白光干涉数据均可判别为噪声点, 其判别得到的噪



(a) 基于阈值判别法得到的噪声位置

(a) The noise position based on the threshold discriminant method



(b) 基于神经网络判别法得到的噪声位置

(b) Noise position based on neural network discrimination method

图 6 不同判别方法得到的噪声位置

Fig. 6 Noise positions obtained by different discrimination methods

声像素点占比高于阈值判别法, 为 2.45%, 如表 1 所示, 判别精度较高, 应用领域更广。

表 1 不同判别方法的比较

Table 1 Comparison of different discriminative methods

判别方法	GA-BP	阈值
噪声占比	2.45%	0.94%

5.2 不同滤波方法的比较

本文以基于 GA-BP 神经网络判别法得到的噪声区域为处理目标, 应用高斯加权均值滤波、均值滤波、中值滤波分别其进行区域和整体去噪, 得到滤波处理后的峰值信噪比值和方法噪声差值分别如表 2 所示。

表 2 不同滤波方法的比较

Table 2 Comparison of different filtering methods

滤波方法	高斯滤波		均值滤波		中值滤波	
	全局滤波	局部滤波	全局滤波	局部滤波	全局滤波	局部滤波
PSNR	21.67	32.56	31.36	32.42	31.53	32.64
CB	1 263.9	474.7	225.5	250.5	226.1	254.1

由表 2 可知, 区域滤波方法的峰值信噪比值高于整体滤波, 故区域滤波去噪效果优于整体滤波。整体高斯动态加权滤波算法方法噪声差值最高, 但其峰值信噪比值最小, 图像失真较为明显。区域高斯动态加权滤波算法的方法噪声差值和峰值信噪比值均为 6 种滤波算法中较优的一种算法, 算法去噪能力强, 其方法噪声差的值为 474.7, 图像细节信息保留能力较强, 其峰值信噪比的值为 32.56, 故为本文最佳的滤波算法。图 7 所示为未处理

的光纤连接器表面复原图像,图 8 所示为应用本文方法处理后的光纤连接器表面复原图像,可见凸起明显减少,且正常区域的数据未受到干扰,复原图像细节保真度较高。

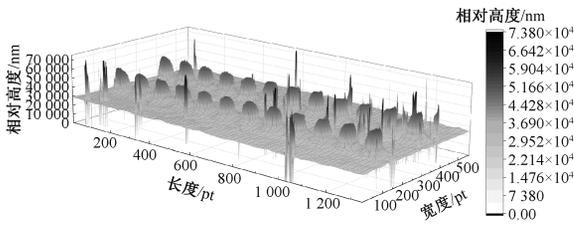


图 7 未处理的复原图像

Fig. 7 Unprocessed recovery image

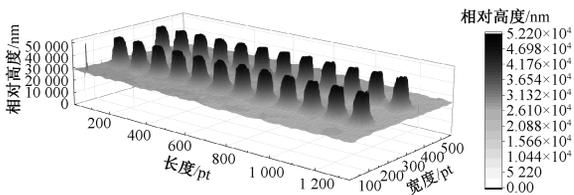


图 8 处理后的复原图像

Fig. 8 The recovered image after processing

6 结 论

为提高光纤连接器表面形貌的复原精度,本文对传统去噪方法进行改进,提出 2 种判别噪声像素点的算法并比较其优劣,比较 6 种滤波方法的去噪效果,通过实验得出基于 GA-BP 的改进高斯均值区域去噪算法去噪效果最好,可以有效降低光纤连接器复原图像中的凸起数量,提高光纤连接器端面检测的复原精度,提高自动化检测的效率。下一步可以通过引入 GPU 算法提高训练数据的降维速度,以期达到快速检测的应用标准。

参考文献

- [1] 谢勇明. 光纤连接器端面视觉检测技术研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2016.
XIE Y M. Research on optical fiber connector face inspection[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2016.
- [2] 赵重阳. 基于卷积神经网络的断面表面形貌扫描白光干涉数据的去噪研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2019.
ZHAO CH Y. Denoising method for white light interference data of fracture surface based on convolution neural network [D]. Nanchang: Nanchang Aviation University, 2019.
- [3] 张树,施玉书,高思田,等. 计量型白光干涉显微镜干涉图像处理技术[J]. 计量学报, 2017, 38(S1):

80-84.

ZHANG SH, SHI Y SH, GAO S T, et al. Interference images processing in metrological white-light interferometry microscope[J]. Acta Metrologica Sinica, 2017, 38(S1): 80-84.

- [4] 汝洪武. 基于全视场外差白光干涉测量的算法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2020.
RU H W. Algorithm research of full field heterodyne white light interferometry [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2020.
- [5] 雷李华,李强,傅云霞. 白光干涉三维形貌快速测量算法[J]. 航空科学技术, 2021, 32(3): 62-70.
LEI L H, LI Q, FU Y X. Three-dimensional topography rapid measurement algorithm using white light interference [J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(3): 62-70.
- [6] 王飞,李晋惠,范博洋. 干涉图像的数字化处理算法研究[J]. 信息技术与网络安全, 2015, 34(10): 32-34.
WANG F, LI J H, FAN B Y. Research on digital image processing algorithms of interference fringes [J]. Information Technology and Network Security, 2015, 34(10): 32-34.
- [7] 申路. 基于白光干涉原理的 MEMS 三维表面形貌测量技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
SHEN L. Research on 3D surface profile measurement technology of MEMS based on white-light interference principle [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012.
- [8] 孙朝云,郝雪丽,李伟,等. 路面三维数据去噪算法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2015, 35(1): 20-25.
SUN ZH Y, HAO X L, LI W, et al. Research of pavement 3D data denoising algorithm [J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2015, 35(1): 20-25.
- [9] 何浪. 表面形貌测量中的干涉图像处理算法[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2015.
HE L. Interference image processing algorithm in measurement of surface topography [D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2015.
- [10] 郭鑫. 白光干涉式微纳沟槽深度测量系统的研究[D]. 杭州: 中国计量大学, 2017.
GUO X. Research on the measurement system of the white light interference for depth of micro- and nano-groove [D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2017.
- [11] 尹雄. 基于白光干涉仪三维表面形貌研究[D]. 武汉: 武汉工程大学, 2018.
YIN X. Study on three-dimensional surface topography based on white light interferometer [D]. Wuhan: Wuhan

- Institute of Technology, 2018.
- [12] 肖艳军,齐浩,周围,等. 锂电池极片轧机轧辊表面缺陷检测与识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 148-156.
XIAO Y J, QI H, ZHOU W, et al. Detection and recognition of roll surface defects in lithium battery pole rolling mill[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 148-156.
- [13] 陶聪,施云,张丽艳. 基于卷积神经网络的汉字编码标记点检测识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 191-200.
TAO C, SHI Y, ZHANG L Y. Detection and recognition of Chinese character coded marks based on convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 191-200.
- [14] 李松,刘力军,解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测[J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581-1585.
LI S, LIU L J, XIE Y L. Chaotic prediction for short-term traffic flow of optimized BP neural network based on genetic algorithm [J]. Control and Decision, 2011, 26(10): 1581-1585.
- [15] 王双双. 基于 GA-BP 神经网络的智能变电站成熟度模型构建及评价研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2020.
WANG SH SH. Maturity model establishment and evaluation of smart substation based on GA-BP neural network[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2020.
- [16] 莫正军,涂亚庆,肖玮. 基于 FrFT 和三次样条插值的瞬时频率估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(4): 343-347.
MO ZH J, TU Y Q, XIAO W. Instantaneous frequency estimating method based on FrFT and cubic spline interpolation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2011, 25(4): 343-347.
- [17] 李爱国,孟亚楠,何宗康,等. 基于复合辛普森的空空导弹杀伤概率计算[J]. 计算机仿真, 2020, 37(11): 18-22.
LI AI G, MENG Y N, HE Z K, et al. Air-to-air missile kill probability calculation based on composite Simpson [J]. Computer Simulation, 2020, 37(11): 18-22.
- [18] 乔文超,王红雨,王鸿东. 基于 BP 神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 19-28.
QIAO W CH, WANG H Y, WANG H D. Compensation algorithm for UAV IMU multi-sensor redundancy based on BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (12): 19-28.
- [19] 徐娟. 基于变分法的三维图像分割与曲面去噪研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2020.
XU J. Research on 3D image segmentation and surface denoising based on variational method [D]. Qingdao: Qingdao University, 2020.
- [20] 刘传义,王世峰,王开鑫,等. 基于余弦相似度的非局部均值滤波方法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2021, 44(2): 18-26.
LIU CH Y, WANG SH F, WANG K X, et al. Non-local means filter method based on cosine similarity index[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 44(2): 18-26.

作者简介



许学彬, 现为中国计量大学本科生, 主要研究方向为图像处理和深度学习。

E-mail: 862499350@qq.com

Xu Xuebin is a B. Sc. candidate at China Jiliang University. His main research interests include image processing and deep learning.



倪军(通信作者), 2007 年于中国科学院光电技术研究所获得博士学位, 现为中国计量大学副教授, 主要研究方向为图像处理、机器视觉、人工智能、深度学习等。

E-mail: nijun@cjl. edu. cn

Ni Jun (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences in 2007. Now he is an associate professor at China Jiliang University. His main research interests include image processing, machine vision, artificial intelligence and deep learning.