

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104818

基于优化 ELM 的光纤连接器表面自识别降噪技术*

陈博桓¹ 王馨雨² 许学彬¹ 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. 中国计量大学艺术与传播学院 杭州 310018)

摘 要: 光纤连接器的表面检测属于精密仪器检测, 因此工厂环境中的大量灰尘会影响连接器表面的复原效果。然而现有的检测技术运行时间长, 对于图像细节的保留能力差, 并且难以克服实际工作环境中的干扰。因此提出一种优化超限学习机的自识别降噪技术。首先对于干涉数据进行降维处理; 其次, 采用 AdaBoost 算法优化超限学习机对噪声点进行定位; 最后通过滤波算法对噪声点位置进行修复。实验得出, 基于 AdaBoost-Elm 的自识别降噪算法具有较高的噪声识别能力, 其平均噪声识别率达 97.33%。此外, 采用基于 AdaBoost-Elm 降噪算法得到 BBS 的平均值为 131.14, NRIQAVR 的平均值为 2.61, 降噪效果均优于全局滤波算法。最后, 通过模拟工厂环境, 采用基于 AdaBoost-Elm 的中值滤波算法在不同光强条件下对重度污染的光纤探头进行 3D 复原测试, 其 BBS 达到 130 左右, NRIQAVR 低于 2.57, 对比基于 Elm 的中值滤波算法具有明显优势。

关键词: 光纤连接器; 机器学习; 超限学习; 图像处理; 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

Optical fiber connector surface self-identification noise reduction technology based on optimized ELM

Chen Bohuan¹ Wang Xinyu² Xu Xuebin¹ Shen Yang¹ Ni Jun¹

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

Abstract: The surface detection of optical fiber connector belongs to precision instrument detection, accordingly, making it possible for the large amounts of dust in the factory environment that exerts detrimental influence on the recovery of optical fiber connector. Nonetheless, the current detection technology possesses long running time, poor retention ability for image details, and is problematic to overcome interference in the actual working environment. To this end, we propose a self-identification noise reduction technology based on optimised extreme learning machine. Firstly, the interference data is processed by dimensionality reduction. Secondly, select the dimensionality reduction data as the training data, and use the extreme learning machine optimised by AdaBoost algorithm to locate the noise. Ultimately, the positions of noise points are repaired by filtering algorithms. The experimental results demonstrate that the self-recognition noise reduction algorithm based on AdaBoost-Elm is equipped with high noise recognition ability and its ANRR reaches 97.33%. Additionally, the average value of BBS and NRIQAVR based on AdaBoost-Elm noise reduction algorithm are 131.14 and 2.61 respectively, which are better than global filtering algorithm. In the end, we simulate the factory environment and use mean filtering based on AdaBoost-Elm to perform 3D restoration test on the sharply polluted fiber optic probe under different light intensity conditions. It is found that its BBS reaches around 130 and its NRIQAVR is lower than 2.57, which has apparent merits compared with the median filtering based on Elm.

Keywords: fiber optic connector; machine learning; extreme learning machine; images processing; optical engineering

收稿日期: 2021-10-18 Received Date: 2021-10-18

* 基金项目: 浙江省大学生科研创新活动计划 (2021R409045)、国家级大学生创新创业训练计划 (2020103560009)、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

光纤连接器是一种灵活可拆,用于连接两个光纤表面的精密器件。其最主要的用途就是连接两个光纤,使得发射光纤的能量能够最大限度地传输到接收光纤中去。但是由于其属于高精密器件,细微的环境变化或者工作过程中的一点变动都将影响其传输效率^[1]。因此,对于光纤连接器的表面参数无损检测是确保光路高效传输的必要前提。目前,大多光纤连接器检测系统都是基于白光干涉原理^[2],利用白光的光照强度与光程差的关系获得被检测物体表面各点的相对高度进而恢复表面三维形貌。但是由于工厂环境中存在灰尘,总是会有杂质落在连接器表面或者 CCD 镜头上,导致白光干涉图像上存在噪声,进而影响光纤连接器的表面 3D 复原效果。因此,对于光纤连接器表面三维图像的去噪处理显得尤为重要。

目前关于白光干涉的降噪手段,主要分为 3 类:对于干涉照片进行降噪,对白光干涉的检测信号进行降噪处理以及针对最终复原得到的三维图像进行滤波。

对于干涉照片进行降噪处理,主要是综合多种滤波算法对于物体表面的干涉照片进行滤波。燕红文等^[3]提出一种滤波窗口可调的中值滤波方法对于照片中的噪声点进行滤波处理,有效避免了中值滤波容易导致图片边缘不清楚的问题。李健等^[4]采用一种可动态生成高斯卷积核的高斯均值滤波算法对数字图像进行降噪处理,具有较好的降噪效果。羊肇俊等^[5]提出一种基于加权最小二乘法和引导滤波的图像处理算法,能够有效保护图像边缘的信息。以上算法均从不同角度优化了传统的滤波算法,对于图像具有较好的降噪效果。但是上述算法均要对于每一张数字图像中的大量像素进行滤波操作,运行速度得不到保障。

白光干涉信号的降噪处理主要是通过多种不同的数据分析手段定位零光程差位置,进而实现对物体表面的形貌复原。蒋大钢等^[6]提出一种白光干涉零光程位置拾取算法,能够提高零光程差位置的分辨精度。谢元安等^[7]通过傅里叶变换提取白光干涉信号中心波长的相位信息实现零光程差定位。张晓杰^[8]提出了重心法, Hilbert 变换法以及 Morlet 小波变换法对干涉数据进行频域分析,确定零光程差位置。经过上述算法处理后,基本都能实现零光程差位置的确定。但是由于工厂环境中的光强不确定性以及其他环境噪声的影响,导致干涉信号受到严重污染,因而以上的频域变换以及重心算法不能够正确处理所有的干涉信号。

三维图像的滤波是对经过复原后的物体表面三维高度模型进行降噪处理。何浪^[9]采用一种阈值中值滤波方

法滤除重构物体表面的边缘噪声,有效保留了原始高度数据。但是中值滤波算法对于光强变化的敏感程度较大,且阈值算法对于噪声的分辨率不稳定,因此该算法容易受到环境的影响。孙朝云等^[10]提出一种双相标准差滤波与基于组合结构元素的级联形态学滤波算法相结合的综合降噪算法,能够有效对三维高度数据进行分析 and 处理,减弱三维数据毛刺等背景噪声的干扰。但是该算法需要遍历大量的高度值数据,效率比较低。

为了提高光纤连接器表面形貌复原^[11]的保真率和降噪技术的运行效率,本文提出一种优化超限学习机的自识别降噪技术。首先对于干涉数据进行降维处理,并以此作为超限学习机的训练数据;其次利用经过 AdaBoost 算法优化后的超限学习机(AdaBoost-Elm)对干涉数据进行分析,搜寻出噪声点^[12]并标记;之后分别采用不同滤波算法对物体表面高度值矩阵的噪声区域进行滤波处理。最后本文通过模拟工厂环境,突出自识别降噪技术的去噪效果。

1 优化超限学习机的自识别降噪算法

本文针对基于白光干涉原理的光纤连接器检测系统进行优化。当杂质落在光纤连接器表面或者附在相机镜头上时,物体表面的干涉照片会有黑斑。提取干涉图片上各像素点的灰度值,通过观察物体在干涉过程中单个像素点对应的灰度值变化情况可以发现,干涉过程中照片上黑斑部分的灰度值变化曲线和干涉照片上其他未被干扰部分像素点对应的灰度值变化曲线具有明显的区别。其中,把未被干扰的像素点称为正常像素点,把受外界污染的像素点称为噪声像素点。通过超限学习机对于两种像素点的干涉曲线进行辨别,从而确定光纤连接器表面上的杂质分布区域。最后在物体表面的高度值矩阵上,通过不同的滤波算法对噪声区域进行定点去噪,进而得到最终的表面复原图像。具体流程如图 1 所示。

1.1 数据的特征降维

正常像素点和噪声像素点的干涉曲线具有较大的差别。其中,正常像素点的干涉曲线^[13]两边对称,中间具有明显的凸起趋势且像素值波动性比较大;噪声像素点的干涉曲线并不对称,且像素值要小于正常像素点,波动性也比较小。具体如图 2 所示。

由于单个像素点对应的灰度值变化曲线维度过高,如果直接应用于超限学习机进行分类的话会影响算法的分类精度和运行速度。但是对于传统的降维算法,并不能完善地描述出单个像素点的干涉数据特征,所以本文针对光纤连接器表面图像的干涉数据,采用特征提取的降维方法。该方法在有效降低数据维度的同时,还能较好的保存原始干涉数据的绝大部分特征。

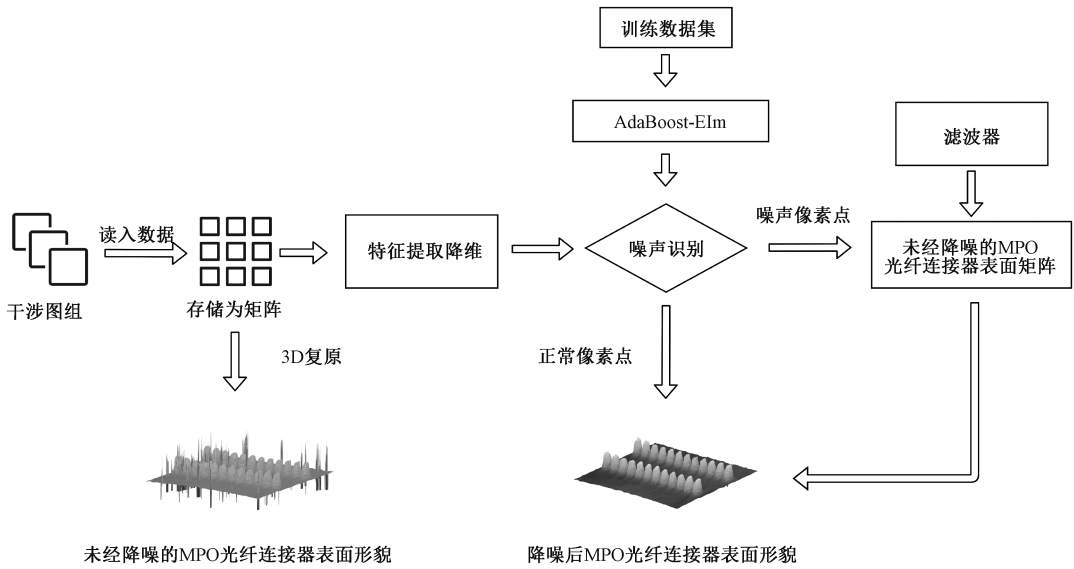


图 1 光纤连接器表面容貌复原流程

Fig. 1 Flowchart for restoring the appearance of the optical fiber connector

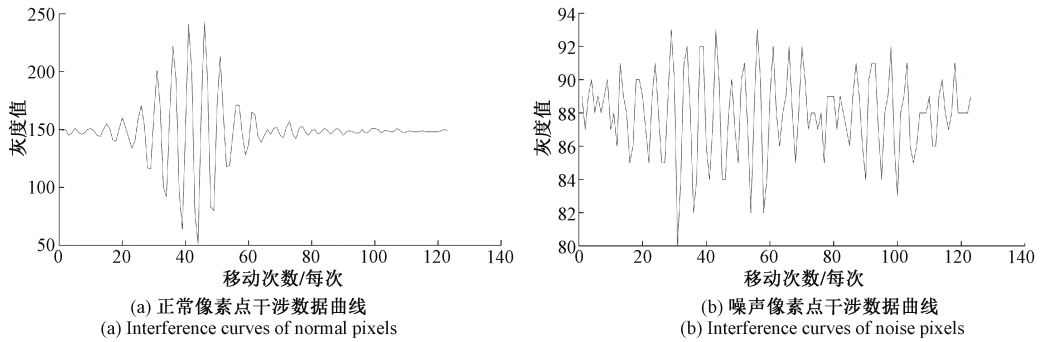


图 2 像素点的干涉数据曲线

Fig. 2 Interference curves of pixel points

对于单个像素点的一组干涉数据, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$, 其中 y_i 表示该位置在不同照片上的灰度值, M 表示原始干涉数据的维度。通过寻取该数据中的最大值作为该组干涉数据的第一个特征。

$$A_1 = \max(y_i) (i = 1, 2, 3, \dots, M) \quad (1)$$

对于单个像素点的一组干涉数据, $[y_i] (i = 1, 2, 3, \dots, M)$, 采集出其局部极大值点作为一组新的数据, $[P_j] (j = 1, 2, 3, \dots, N)$, 其中 N 表示干涉数据中局部极大值点的个数。对于 $[P_j]$ 进行升序排序, 取后 8% 的干涉数据的均值作为第 2 个特征 A_2 。图 3 表示提取局部极大值的干涉数据曲线。

对于提取极大值点的一组干涉数据 $[P_j] (j = 1, 2, 3, \dots, N)$, 将上述数据依据式(2)进行曲线拟合, 得到直线 $x = b$, 并将其作为对称轴。再将 $[P_j] (j = 1, 2, 3, \dots, N)$ 数据采用三次样条插值^[14]的方式拟合合成曲线。对于样条插值拟合得到的新数据, 在该组数据中对于每一个

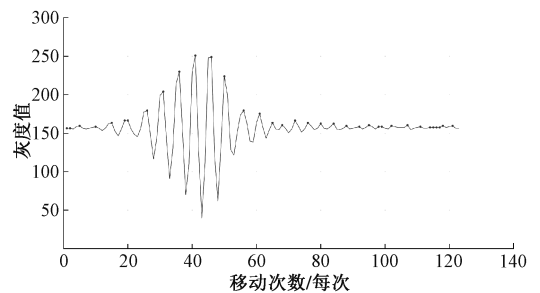


图 3 局部极大值点示意图

Fig. 3 Schematic diagram of local maximum points

数据值都减去函数 $f(x)$ 中拟合得到的 d 值, 使得样条插值拟合得到的曲线靠近横坐标轴。以上述得到的对称轴 $x = b$ 作为分割线, 通过复合辛普森公式求对称轴两边的曲线与 x 轴周围成的面积, 分别记为 S_1, S_2 。取 S_1 与 S_2 的比值作为第 3 个特征值 A_3 。

$$f(x) = a \times \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right) + d \quad (2)$$

$$A_3 = \frac{S_1}{S_2} \quad (3)$$

1.2 AdaBoost-Elm 的原理

1) Elm 原理

超限学习机^[15]类似于神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成,输入层与隐含层、隐含层与输出层神经元间全连接。本文采用 3 层网络结构,即隐含层数为 1。其中,输入层有 n 个神经元,对应 n 个输入变量。在这里 n 代表单个像素点干涉数据经过特征降维后的维度。因此,网络的单个输入样本 x 可以表示为:

$$\mathbf{x} = [A_1, A_2, A_3] \quad (4)$$

其中, A_1, A_2, A_3 分别为上文干涉曲线降维后的 3 个特征。隐含层设置为 m 个神经元,本文将 m 与 n 设置相等,都等于干涉数据经过特征降维后的维度数;输出层设置一个神经元,用于区分正常像素点的干涉数据与异常像素点的干涉数据。设置输入层与隐含层间的连接权值矩阵为 $\mathbf{w}_i$:

$$\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}] \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{w}_i$ 表示隐含层第 i 个神经元与所有输入神经元间的权值。设隐含层与输出层间的连接权值矩阵为 β_i :

$$\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

其中, β_i 表示隐含层第 i 个神经元与所有输出神经元间的权值。设置隐含层神经元的阈值 b 为:

$$\mathbf{b} = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_m]^T \quad (7)$$

设有 Q 个经过特征降维后的训练集输入样本,将这些样本数据组合成输入矩阵 $\mathbf{X}$ 。对于这 Q 个输入样本,将其对应的输出值写成输出矩阵。由于本方案的输出仅有一个维度,所以输出矩阵为列向量 $\mathbf{Y}$ 。

$$\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

$$\mathbf{Y} = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_Q]^T \quad (9)$$

设隐含层神经元的激活函数为 $g(x)$, 在这里 $g(x)$ 取 Sigmoid 作为激活函数,即 $g(x) = 1/(1 + \exp(-x))$, 则网络的输出 $\mathbf{T}$ 为:

$$\mathbf{T} = [\sum_{i=1}^m \beta_{ik} g(\mathbf{w}_i \mathbf{x}_j + b_i)] \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, Q; k = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

其中, m 与 n 相等,都为经过特征提取后的数据维度数。

$$\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}] \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}]^T \quad (12)$$

同样, $\mathbf{T}$ 也可以表示为:

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{T}' \quad (13)$$

将经过特征降维后的干涉数据设置为超限学习机的输入数据,对于像素点类型的判断作为超限学习机的输出数据,以 Sigmoid 函数作为网络的激活函数,便构建了一个用于判断噪声区域的超限学习网络。

2) AdaBoost-Elm 原理

本文采用 AdaBoost 算法^[16]优化超限学习机的噪声识别能力。由于像素点可根据对应干涉曲线分为正常点和噪声点,因此噪声点的识别问题属于二分类问题。本文应用的 AdaBoost-Elm 算法的流程图如图 4 所示。

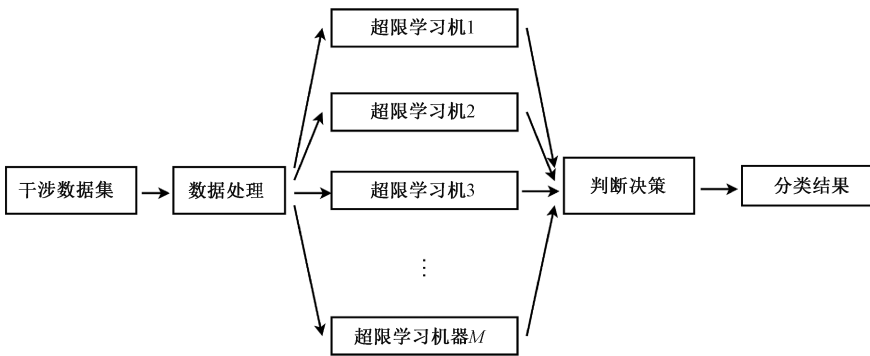


图 4 AdaBoost-Elm 流程

Fig. 4 Flow chart for AdaBoost-Elm

AdaBoost-Elm 的具体步骤如下所示。

步骤 1 数据选择和弱分类器参数初始化

初始化测试数据的分布权重 $R(i) = 1/N$, 并且以超限学习机为弱分类器, 初始化超限学习机的相关参数。

步骤 2 弱分类器预测输出

训练第 m 个弱分类器时, 运用该超限学习机预测输

入数据的判别结果, 并记录预测误差和 e_m , 误差和 e_m 的计算公式如下:

$$e_m = \sum_i D_i(i) \quad i = 1, 2, \dots, N(g(m) \neq y) \quad (14)$$

式中: $g(m)$ 为弱分类器的预测结果; y 为期望分类结果。

步骤 3 计算每一轮权重

根据预测误差 e_m 计算相应的权重 a_m , 权重的计算公式如下。

$$a_m = 0.5 \ln \left(\frac{1 - e_m}{e_m} \right) \quad (15)$$

步骤4 测试数据权重调整

根据权重 a_m 调整下一轮训练样本的权重, 权重调节公式如下。

$$R_{m+1}(i) = \frac{R_m(i)}{K_m} \times \exp[-a_m y_i g_m(x_i)] \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

式中: K_m 为归一化因子, 目的是使得每一轮样本的权重和为1。

步骤5 强分类函数预测输出

训练 M 轮后, 得到 M 组弱分类器函数 $f(g_m, a_m)$, 并且通过 $f(g_m, a_m)$ 加权得到最终的分类结果 $S(x)$, 具体如下所示。

$$S(x) = \text{sign} \left[\sum_{m=1}^M a_m \times f(g_m, a_m) \right] \quad (17)$$

1.3 自识别降噪算法实现

本文提出的优化超限学习的降噪技术是采用超限学习机器学习噪声点干涉数据和正常点干涉数据的特征, 应用 AdaBoost 算法优化超限学习机对光纤连接器表面的噪声区域进行定位。但是由于像素点对应的干涉数据具有较高的维度, 且一张干涉图片具有大量像素点, 因此为了提高算法的运行效率, 节约计算机的内存, 本文采用了一种特征降维手段对干涉数据进行降维。另外, 对于超限学习机定位的噪声区域, 本文采用多种滤波算法对物体表面形貌进行降噪。综上, 优化超限学习的自识别降噪算法具体过程如算法1所示。

算法1. 优化超限学习机的自识别降噪算法

输入: 超限学习机训练数据集 T_0 , 干涉图片数据矩阵 D_0 (训练数据集包括输入数据和输出数据; 输出数据为单维度, 双值数据, 即取值为1或-1; 1表示该组干涉数据正常, -1表示该组干涉数据异常)。

输出: 降噪后的复原高度值矩阵。

1) 对于数据集 D_0 和训练数据集 T_0 的输入部分分别进行特征降维, 得到数据集 D_1 和 T_1 ;

2) 基于数据集 T_1 , 采用 AdaBoost-Elm 对数据集 D_1 进行噪声识别, 得到预测结果向量 Y ; 向量 Y 中元素分别为1或者-1;

3) 对于识别过后的结果列向量 Y , 按照干涉图片灰度值矩阵的规格进行重塑, 得到矩阵 M ;

4) 依据白光干涉复原理论, 求出数据集 D_0 对应的高度值矩阵 G ;

5) 遍历矩阵 M 的每一个元素, 如果 M 等于-1, 则对

于该位置下的高度值矩阵 G 元素进行滤波。

2 实验结果与分析

本实验的处理平台是 PC 电脑, PC 电脑设备搭载的系统为 Windows10 64 位操作系统, 采用的处理器为 Intel (R) CoreTM i7-9750 CPU @ 2.60 GHz, RAM 16.00 GB, 安装的运行软件为 MATLAB R2018b。

2.1 数据评价指标

1) BBS

BBS (blind blur score) 是由 Bong 等^[17]提出一种衡量图像噪声污染程度的无参考图像质量评价指标。其值是基于图像再模糊理论, 量化噪声在 3D 复原图像上的影响。BBS 值越大, 表示图像中存在噪声越多, 因此可以通过对比不同复原图像的 BBS 值, 来分析不同降噪手段的去噪效果。BBS 的具体计算方法如下。

首先采用高斯低通滤波算子对 3D 复原图像进行模糊处理, 得到再模糊复原图像 $img2$ 。具体如式 (18) 所示。

$$img2 = img1 * operator \quad (18)$$

其中, $operator$ 表示高斯低通滤波算子, 其具体计算公式如式 (19) 所示。

$$operator(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\min}^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_{\min}^2}\right) \quad (19)$$

其中, $\sigma_{\min}$ 表示最小有效再模糊标准差, 是使得再模糊 3D 复原图像与 3D 复原图像之间的均方误差大于零的最小标准差。 $\sigma_{\min}$ 具体值可以针对复原图像进行迭代求解, 求解流程如图 5(a) 所示, 其中 ε_1 和 ε_2 均表示两个接近于 0 的较小正实数。

对于上述计算得到的再模糊图像 $img2$, 通过计算其与 $img1$ 的均方误差, 进而求得 3D 复原图像 $img1$ 的 BBS 值。

$$MSE = \frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^h \sum_{k=1}^w (img2(i, k) - img1(i, k))^2 \quad (20)$$

$$BBS = 10 \lg \frac{\text{Maxm}^2}{MSE} \quad (21)$$

式中: 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, Maxm^2 为去噪处理后 3D 复原图像相对高度最大值的平方。

综上, BBS 表征的是 3D 复原图像被噪声污染的程度, 其数值越大表示图像中存在的噪声越多。与传统的峰值信噪比^[18] (PSNR) 相比, BBS 属于无参考图像质量评价, 更加符合光纤连接器表面形貌复原图像的噪声评价标准。

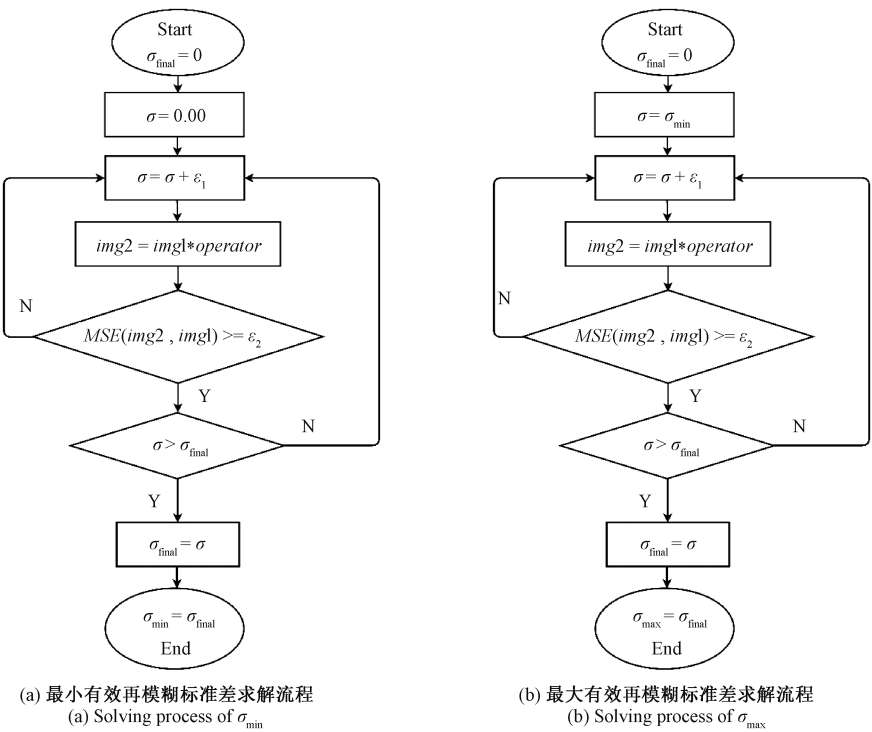


图 5 再模糊求解 σ 流程
Fig. 5 Flow chart for re-blur to determine the σ

2) NRIQAVR

NRIQAVR (no-reference image quality assessment based on valid reblur) 是由王红玉等^[19]提出的一种图像噪声评价指标。其值基于图像再模糊原理,采用最大有效标准差与最小有效标准差的组合运算,量化不同 3D 复原图像的噪声污染程度。本文通过引入该指标,分析不同降噪算法对于光纤连接器表面复原图像的细节保真能力,进而分析评价不同降噪算法的优劣,其具体计算方式如下。

$$NRIQAVR = \frac{\sigma_{\min}}{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}} \tag{22}$$

式中: $\sigma_{\min}$ 表示最小有效再模糊标准差,依据图 5(a) 的算法流程进行计算;式中 $\sigma_{\max}$ 表示最大有效再模糊标准差,可以按照图 5(b) 进行计算。

3) ANRR

另外,本文采用了平均噪声识别率 (average noise recognition rate, ANRR) 来衡量超限学习机对于光纤连接器表面噪声的识别精度,简称识别率。通常越接近 1, 识别精度越高。具体来说,噪声识别率指的是:对于给定的测试数据集,噪声识别算法正确分类的样本数与总样本数之比。则平均噪声识别率指的是:对于给定的测试数据集,多次运行噪声识别算法,噪声识别率的均值作为平均噪声识别率。

2.2 基于超限学习机的噪声识别分析

本文从降噪过程中的噪声识别这一环节入手,通过

对比 Elms, AdaBoost-Elms 以及 BP 神经网络^[20] 在干涉照片中噪声点的辨别效果,分析比较不同识别手段的优劣。采用收集的 1 000 组训练干涉数据和 300 组用于测试的干涉数据,运行上述算法 100 次,记录该过程中不同算法的平均运行时间,平均噪声识别率和识别率的标准差,具体数据如表 1 所示。

表 1 算法参数对比分析表

Table 1 Comparative analysis table of algorithm			
处理算法	平均识别时间/s	平均噪声识别率/%	识别率标准差
ELM	0.060 9	94.67	3.440
BP	11.400	97.60	0.394 0
AdaBoost-Elm	0.904 0	97.33	0.512 0

通过分析表 1 中的数据发现:超限学习机在运行时间方面耗时最短,为 0.06 s,并且远低于 BP 神经网络的运行时间,略优于经过 AdaBoost 算法优化后的超限学习机;在样本的识别率方面,三者相差并不大,但是 BP 神经网络的噪声识别效果最好,为 97.6%;

在识别率的稳定性方面,BP 神经网络的稳定性最好,其次是经过 AdaBoost 算法优化后的超限学习机,最后是超限学习网络;经过识别率的标准差对比可以发现,AdaBoost 算法能够明显增强超限学习机的鲁棒性,提高其对于噪声的识别精度。另外,本文给出了上述 3 种算法的噪声识别率变化曲线,如图 6 所示。

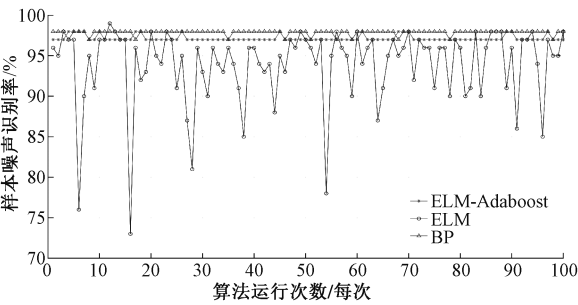


图 6 3 种算法识别率折线图

Fig. 6 Three algorithms recognize rate line charts

2.3 不同滤波算法的对比分析

本文采用全局均值滤波 (Global-MeanF)、全局中值滤波 (Global-MedianF)、全局高斯均值滤波 (Global-GMF)、基于超限学习机的自识别均值滤波 (Elm-MeanF)、基于超限学习机的自识别中值滤波 (Elm-MedianF)、基于超限学习机的自识别高斯均值滤波 (Elm-GMF)、基于 AdaBoost-Elm 的自识别均值滤波 (AdaBoost-Elm-MeanF)、基于 AdaBoost-Elm 的自识别中值滤波 (AdaBoost-Elm-MedianF) 以及基于 AdaBoost-Elm 的自识别高斯均值滤波 (AdaBoost-Elm-GMF) 算法对于含噪声的 3D 复原图像 (undenoised restoration) 进行去噪处理,进而对光纤连接器表面的降噪效果对比分析,并引入 BBS (blind blur score) 和 NRIQAVR (no reference image quality assessment valid reblur) 指标,量化不同滤波算法的降噪效果。具体数据如表 2 所示。

由表 2 可知,采用经过 AdaBoost 算法优化后的超限学习机自识别降噪算法的降噪效果最好,其次是采用超限学习机的自识别降噪算法,最后是全局滤波算法。其

表 2 不同算法的数据指标		
Table 2 Data indicators of different algorithms		
滤波算法	BBS	NRIQAVR
Undenoised restoration	147.34	3.751
Global-MeanF	134.24	2.77
Global-MedianF	129.28	2.62
Global-GMF	137.11	2.87
Elm-MeanF	136.54	2.66
Elm-MedianF	137.19	2.70
Elm-GMF	133.12	2.69
AdaBoost-Elm-MeanF	131.33	2.63
AdaBoost-Elm-MedianF	130.84	2.59
AdaBoost-Elm-GMF	131.27	2.61

中,在采用 AdaBoost 算法优化后的降噪算法中,AdaBoost-Elm-MedianF 的去噪水平最好,BBS 值达到 130 左右,NRIQAVR 值达到 2.61。因此,自识别降噪算法的去噪水平最好,普遍优于全局滤波算法。除此之外,由于全局滤波降噪需要遍历复原图像中的每一个高度值,具有较高的时间复杂度,而自识别降噪算法能够自主判别噪声进行降噪,因此自识别降噪算法更优。

2.4 工厂环境下自适应降噪算法的检验

工厂环境下,干涉图片在采集过程中可能受到光照不均匀的影响,导致干涉照片组存在部分区域亮部分区域暗或者整体照片采光过多或过低的多种情况,进而影响光纤连接器表面的复原效果。因此,本文通过采集高曝光干涉照片组和低曝光干涉照片组两类数据,对于工厂中打光不均匀的多种情况进行模拟,进而检验基于超限学习机的自识别降噪算法和全局滤波算法的鲁棒性。首先,对于高曝光的情况,具体采集的部分干涉照片如图 7 所示。

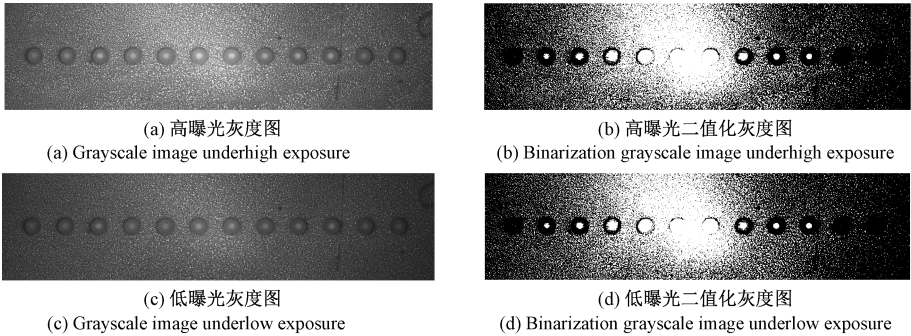


图 7 不同光照条件下光纤连接器表面灰度图

Fig. 7 Grayscale of optical fiber connector surface under different lighting conditions

图 7 中 4 张图片是不同光照条件下,同一个光纤连接器表面的灰度照片,同时通过图 7(b) 和图 7(d) 可以发现,条件光源近似为点光源。针对此种光照条件,本文选取表 2 中降噪效果较好的两种降噪算法,即基于 Elm

的自识别中值滤波以及基于 AdaBoost-Elm 的自识别中值滤波算法。应用上述降噪算法对重度污染的光纤连接器复原表面进行去噪处理,分析自识别降噪算法在曝光环境下的去噪效果,具体数据如表 3 所示。

表 3 不同曝光数据的复原结果表

Table 3 Recovery results of different exposure data

评价指标	Elm-MedianF		AdaBoost-Elm-MdeianF		Untreated recovery results	
	高曝光	低曝光	高曝光	低曝光	高曝光	低曝光
BBS	132. 15	133. 32	130. 99	130. 52	158. 33	154. 76
NRIQAVR	2. 71	2. 66	2. 57	2. 54	4. 36	4. 27

通过表 3 数据可以发现,两种降噪算法面对不同曝光条件,均能达到较好的去噪效果。其中采用 AdaBoost 优化 Elm 的自识别降噪算法对于噪声的滤除能力更好,其 BBS 均小于 131, NRIQAVR 在到 2.55 左右,复原图像质量均优于未经优化的 Elm 自识别去噪算法。因此,基于超限学习机的自识别降噪算法在面对重度污染的光纤连接器表面以及不同的曝光条件下,均能达到不错的去

噪效果,另外采用 AdaBoost 算法能够有效增强自识别降噪算法的去噪能力。图 8 表示不同曝光条件下,采用 Elm-MedianF 以及 AdaBoost-Elm-MedianF 算法去噪得到的的光纤连接器表面形貌图。将未处理的复原图与经过降噪处理后的复原图进行对比,可以发现未处理复原图上的毛刺明显减少,并且降噪后的复原图像在突起部分具有较好的清晰度,细节保真度比较高。

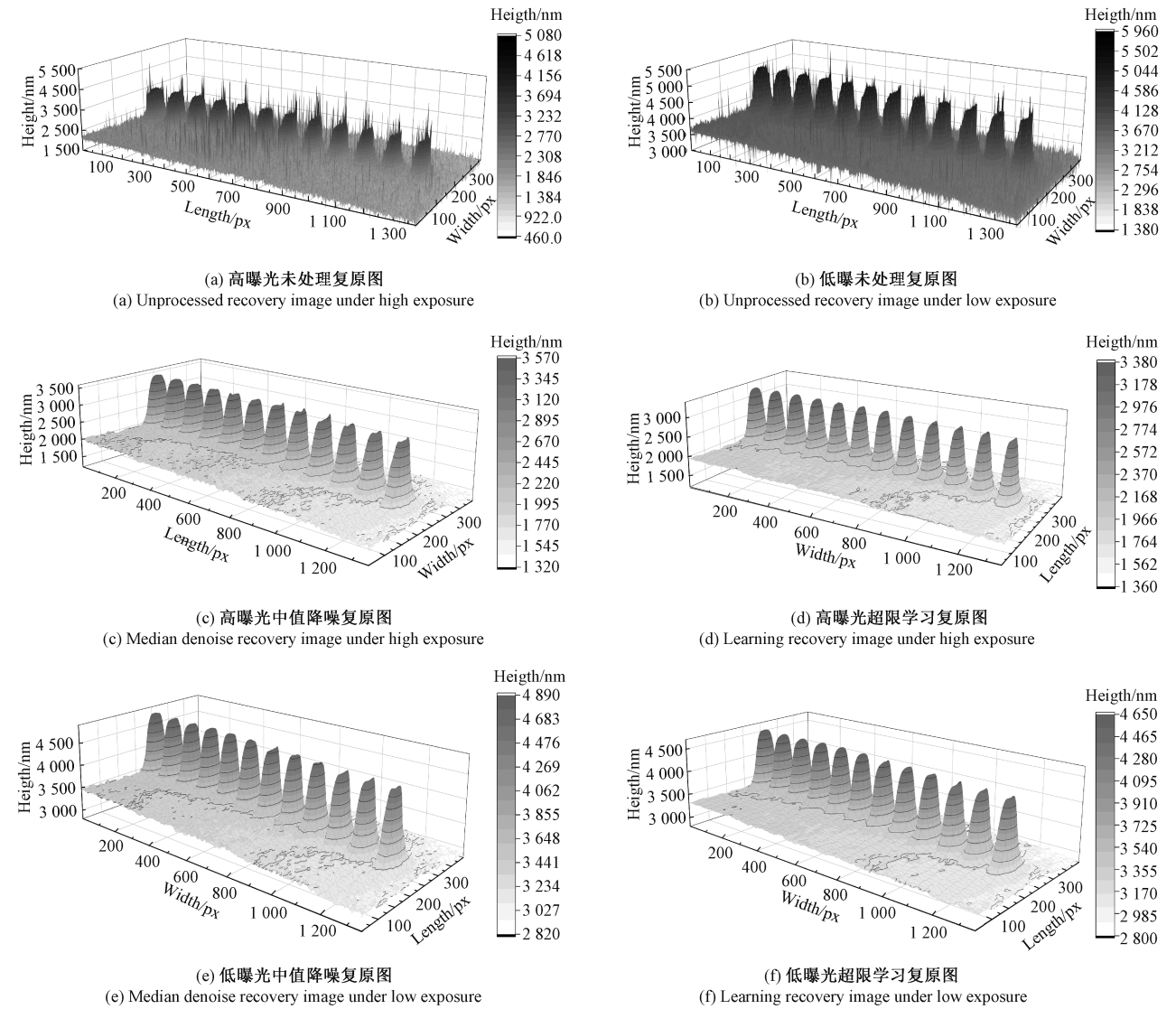


图 8 中值降噪与超限学习降噪的复原图组

Fig. 8 Median denoising and elm denoising restoration

3 结 论

为提高工厂环境下光纤连接器检测系统的作业精度,本文提出了一种优化超限学习机的自识别降噪技术。本文依据平均噪声识别率等指标,对比3种降噪算法的噪声识别能力。实验得出:与未经优化相比,采用AdaBoost算法优化后的超限学习机在噪声识别率方面小幅提高,在识别率的稳定方面显著提高。此外,本文通过引入BBS以及NRIQAVR两种图像质量指标量化9种去噪算法的降噪能力。实验得出:优化超限学习机的自识别表面降噪技术具有更好的降噪效果。最后文本从实际出发,在工厂作业环境下,对自识别降噪算法的实际应用进行检验,实验得出:不论是在弱曝光或强曝光的外部条件下,AdaBoost-Elm-MedianF具有更好的适应能力。下一步可以采用加速算法进一步提高数据降维的速度,以期达到理想的应用标准。

参考文献

- [1] 陈建军,白仲瑞,李广伟,等. 光纤转动引起光纤光谱效率变化与改正[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(4): 1099-1102.
CHEN J J, BAI ZH R, LI G W, et al. Correction of fiber throughput variation due to the focal ratio degradation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(4): 1099-1102.
- [2] 邓林涓. 白光干涉术的测量系统与处理算法的研究[D]. 杭州:中国计量学院, 2015.
DENG L J. White light interferometry measurement system and algorithm[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2015.
- [3] 燕红文,邓雪峰. 中值滤波在数字图像去噪中的应用[J]. 计算机时代, 2020(2): 47-49.
YAN H W, DENG X F. Application of median filter in digital image denoising[J]. Computer Era, 2020(2): 47-49.
- [4] 李健,丁小奇,陈光,等. 基于改进高斯滤波算法的叶片图像去噪方法[J]. 南方农业学报, 2019, 50(6): 1385-1391.
LI J, DING X Q, CHEN G, et al. Blade image denoising method based on improved Gauss filtering algorithm[J]. Journal of Southern Agriculture, 2019, 50(6): 1385-1391.
- [5] 羊肇俊,曾理. 基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件DR图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 211-220.
YANG ZH J, ZENG L. Casting DR image fusion based on weighted least squares filter and guided filter[J].

- Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 211-220.
- [6] 蒋大钢,杨远洪,秦开宇. 基于对称判据的白光干涉零光程位置拾取算法[J]. 光电工程, 2013, 40(10): 1-5.
JIANG D G, YANG Y H, QIN K Y. A zero OPD location algorithm for WLI based on the symmetry criterion[J]. Opto-Electronic Engineering, 2013, 40(10): 1-5.
- [7] 谢元安,韩志刚. 基于白光干涉的空间频域算法研究[J]. 光电工程, 2011, 38(7): 81-85.
XIE Y AN, HAN ZH G. Study of spatial frequency domain analysis method based on white light interferometry[J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(7): 81-85.
- [8] 张晓杰. 超精密加工表面的白光扫描干涉测量系统研究[D]. 天津:天津大学, 2014.
ZHANG X J. Research of white-light scanning interference system of ultra-precision machining surface[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
- [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] 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.
- [11] 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.
- [12] 李倩. BP神经网络的舰船辐射噪声识别[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(24): 22-24.
LI Q. Identification of ship radiated noise based on BP neural network[J]. Ship Science and Technology, 2019, 41(24): 22-24.
- [13] 罗震岳,薛晖,张淑娜,等. 从白光干涉曲线获取光学薄膜反射相位和物理厚度的新算法[J]. 光学学报, 2010, 30(6): 1835-1840.
LUO ZH Y, XUE H, ZHANG SH N, et al. Novel algorithm for retrieve thin film reflection phase and physical thickness from white-light interferometry[J].

- Acta Optica Sinica, 2010, 30(6):1835-1840.
- [14] 刘杰,张耿,冯向朋,等. 基于三次样条拟合插值的高精度质心定位方法[J]. 光学学报, 2021, 41(12): 132-138.
- LIU J, ZHANG G, FENG X P, et al. High precision centroid location algorithm based on cubic spline fitting and interpolation [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(12):132-138.
- [15] 张杜娟,王震. 基于 PSO-ELM 的疾病诊断方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(8):82-86.
- ZHANG D J, WANG ZH. Research on disease diagnosis method based on PSO-ELM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(8):82-86.
- [16] 严智,张鹏,谢川,等. 一种快速 AdaBoost. RT 集成算法时间序列预测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6):82-88.
- YAN ZH, ZHANG P, XIE CH, et al. Study on time series prediction of a fast AdaBoost. RT integration algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6):82-88.
- [17] BONG D, KHOO B E. An efficient and training-free blind image blur assessment in the spatial domain[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2014, 97(7): 1864-1871.
- [18] 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.
- [19] 王红玉,冯筠,牛维,等. 基于再模糊理论的无参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1647-1655.
- WANG H Y, FENG Y, NIU W, et al. No-reference image quality assessment based on re-blur theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1647-1655.
- [20] 任圆圆. 粒子群优化 BP 神经网络算法在公路形变预测中的应用分析[J]. 电子测量技术, 2020, 43(12): 80-84.
- REN Y Y. Application analysis of particle swarm optimization BP neural network algorithm in highway deformation prediction [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(12):80-84.

作者简介



陈博桓, 现为中国计量大学电子科学与技术专业本科生, 主要研究方向为图像处理和深度学习。

E-mail: 414535897@qq.com



Chen Bohuan is a B. Sc. candidate in Electronic Science and Technology 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 in China Jiliang University. His main research interests include image processing, machine vision, artificial intelligence and deep learning.