

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104626

低照度下人脸检测 MSRCR 光频分段滤波增强算法^{*}

赖 欣^{1,2} 王 储¹ 陈 航¹

(1. 西南石油大学机电工程学院 成都 610500; 2. 石油天然气装备技术四川省科技资源共享服务平台 成都 610500)

摘 要:在不受约束的环境下,人脸检测由于光照、遮挡和表情的不同具有一定的挑战性,低照度环境下多任务级联卷积神经网络(MTCNN)人脸检测器准确率下降。为提高低照度环境下人脸检测的准确率,提出了一种基于 MSRCR 光频分段滤波增强算法(3CGF-MSRCR)。利用 MTCNN 进行人脸检测,采用一种 RGB 三通道分解引导滤波(GF)方法对多尺度视网膜增强算法(MSRCR)进行改进。首先对人脸图像进行 MSRCR 增强并分解 RGB 三通道,得到三通道的图像权重,利用 GF 方法对各个通道分别进行滤波,更新三通道权重,最后重构人脸图像。在实际低照度场景人脸数据集 Dark Face 与公开的标准人脸数据集 CelebA 上进行了训练与测试,并在实际路灯场景下进行了测试,对比了算法的运行时间。测试结果显示:本文所提出的方法能有效抑制 MSRCR 的高频噪点,并保留亮度增强效果,提高了准确率,且算法运算速度较快。

关键词:人脸检测;MTCNN;多尺度视网膜增强;引导滤波;图像增强

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

MSRCR optical frequency segmented filter enhancement algorithm in low-light face detection

Lai Xin^{1,2} Wang Chu¹ Chen Hang¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;

2. Oil and Gas Equipment Technology Sharing and Service Platform of Sichuan Province, Chengdu 610500, China)

Abstract:In an unconstrained environment, face detection is challenging due to differences in light, occlusion, and expressions. The accuracy of the multi-task cascaded convolutional neural network (MTCNN) face detector is reduced in low-light environments. To improve the accuracy of face detection in low-light environment, a MSRCR-based optical frequency segmented filtering enhancement algorithm (3CGF-MSRCR) is proposed. This paper uses MTCNN for face detection, and uses a RGB three-channel decomposition guided filtering (GF) method to improve the multi-scale retinex with color restoration. Firstly, face images are enhanced by MSRCR and decomposed into RGB three channels to obtain the image weights of RGB. Then the GF method is used to filter each channel separately and update the weights of the RGB images. Finally, we reconstruct the face image. Training and testing are conducted on the actual low-light scene face dataset; Dark Face and the public standard face dataset CelebA. Meanwhile, the running time of the proposed algorithm is compared with other enhancement algorithm. The results show that 3CGF-MSRCR can effectively suppress the high-frequency noise of MSRCR, retain the brightness enhancement effect, and improve the accuracy. Meanwhile, 3CGF-MSRCR has a faster running speed.

Keywords:face detection; MTCNN; multi-scale retinex with color restoration; guided filtering; image enhancement

0 引 言

现代科技发展活动中目标检测是各领域的研究热点,针对不同的检测目标,各种检测方法存在不同的优越

性。以往成熟的人脸检测算法有 Haar 特征结合 Ada-Boost 级联的算法、局部二值、方向梯度直方图等,但在实际应用中仍存在抗干扰、环境适应力差、计算量大、耗时性明显等^[1-2]。

早期研究人员经常使用特征分类器来构建人脸检测

器, Viola 等^[3]提出了一种基于 AdaBoost 学习算法的鲁棒实时目标检测框架, 他们选择了一种级联组合分类器, 可以快速过滤掉图像的背景部分, 保留人脸区域部分, 显著地提高了人脸检测效率。Dalal 等^[4]提出了一种利用定向梯度直方图 (HoGs) 提取图像特征的检测方法, 提高了动态情况下人脸识别的准确率。神经网络的推广及应用使人脸检测技术取得了突破, 其中以卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 为基础报道出了多种改进的人脸检测网络结构。Girshick^[5]提出了 R-CNN 模型, 采用选择性搜索方法检测人脸, 生成多个人脸候选框。Renmon 等^[6]提出了一种 Faster R-CNN 模型, 该模型可以优化候选区域选择的进程, 加速人脸候选框的生成。姚树春等^[7]提出了一种基于级联回归网络的多尺度旋转人脸检测方法, 可以消除置信度较低的人脸候选框, 同时提高了人脸检测的精度。2016 年, 中国科学院深圳研究院提出了多任务级联卷积神经网络 (multi-task convolutional neural network, MTCNN), 该网络模型同步进行了人脸区域检测与人脸特征点检测任务的训练, 速度与精度同时提高^[8]。但上述神经网络模型在复杂情况下的人脸检测仍存在检测效率低、无法准确定位、错误识别等问题^[9]。针对准确定位人脸图像问题, 王飞等^[10]提出了一种多尺度残差网络模型, 通过多尺度跨通道的卷积融合增强了图像的特征表征能力, 提高了图像分类的准确率。成翔昊等^[11]提出了一种基于关键点的由粗到精的三维人脸特征点定位算法, 可以更好的在三维人脸上提取关键点, 具有较好的精度和效率, 并且在一定程度上克服了二维方法受光照影响的缺陷。针对低照度的人脸图像, 从处理方式的不同可分为光源重构和图像增强两大类^[12-13]。其中, 光源重构方法对光照条件、数据量的要求较高, 且计算过程复杂耗时, 使用范围存在一定限制^[14]。Retinex 的提出使低照度人脸图像增强取得了较好的效果, Fu 等^[15]提出了一种同时估计反射率和照度的加权变量模型 (SRIE), 通过亮度与反射光分量的加权变分计算来增强图像亮度, 同时校正图像色彩。Guo^[16]等提出了一种有效的低照度图像增强方法 (LIME), 针对光照问题进行最优估计, 用以完成图像的保真与结构平滑。多尺度视网膜增强算法 (multi-scale retinex with color restoration, MSRCR) 是 Retinex 算法中的经典算法, 对图像的增强效果从亮度、对比度等方面出发, 增强效果体现了同步性。但 MSRCR 仍存在不足, 由于中心环绕函数的高斯特点以及图像采集设备的固定噪声, 经过 MSRCR 增强的日常低照度场景图片存在噪点, 干扰了正常人脸检测。

为了解决这一问题, 本文针对低照度环境下的人脸检测任务, 提出了一种低照度下环境下人脸检测 MSRCR 光频分段滤波增强算法。本文所提算法将 RGB 三通道

分解应用于 MSRCR 算法增强后的图像, 最大限度上保留了原始图像信息; 将引导滤波 (GF) 引入到 MSRCR 算法中, 对 3 个光学频率进行 GF 分割, 抑制了不同频率范围的噪声。所提算法在保持 MSRCR 光增强效果的同时, 滤除了高频噪声, 提高了低照度下的人脸检测准确率。

1 MTCNN 网络模型

陈立里等^[17]对 MTCNN 人脸检测器性能评估发现在 Fddb 数据集上 MTCNN 的检测速度略低于 YOLOv3 与 SSD300, 但 MTCNN 的精度更高。针对低照度环境的检测精度低的缺点, 本文选取 MTCNN 作为人脸检测网络。

MTCNN 将人脸检测任务细化为 3 个阶段, 级联了 P-Net (proposal network)、R-Net (refine network) 和 O-Net (output network) 在内的 3 个 CNN, 从 P-Net 至 O-Net 分别完成了候选-精选-输出的工作流程, 如图 1 所示。P-Net 是 MTCNN 模型的第 1 级联网络。该网络通过卷积层与最大池化层降低输入图像的空间维度, 生成人脸候选边框, 再利用非极大化抑制算法 (non-maximum suppression, NMS) 对边框完成校准, 完成人脸目标的第 1 级定位与分类。R-Net 将 P-Net 输入的大量人脸候选框以及面部轮廓关键点进行过滤, 再通过 NMS 算法确定精确的候选框, 完成人脸目标的第 2 级定位与分类。O-Net 网络最终输出 1 个置信度最高的人脸候选框, 以及对应的人脸轮廓关键点。

2 研究方法

2.1 Retinex 算法

MSRCR 是一种由 Retinex 理论推论的算法, 主要包含了两个方面的内容^[18]: 1) 物体对光线长波、中波和短波光线的反射能力决定了物体颜色, 而非由反射光强度绝对值决定; 2) 物体的色彩不受光照非均匀性的影响, 具有一致性。

人眼对物体进行观察时, 入射光照射在反射物体上, 通过反射物体的反射, 形成反射光进入人眼, 如图 2 所示。

设入射图像满足函数 $R(x, y)$, 反射图像满足函数 $L(x, y)$, 观察视角得到的实际观察结果满足函数 $S(x, y)$, 则有:

$$S(x, y) = R(x, y) \times L(x, y) \quad (1)$$

式中: “ $\times$ ” 表示直接相乘。利用对数函数, 对式 (1) 两边进行取对数:

$$\log(S(x, y)) = \log(R(x, y)) + \log(L(x, y)) \quad (2)$$

令 $\log(S(x, y)) = s(x, y)$, $\log(R(x, y)) = r(x, y)$, $\log(L(x, y)) = l(x, y)$, 则式 (2) 转换为:

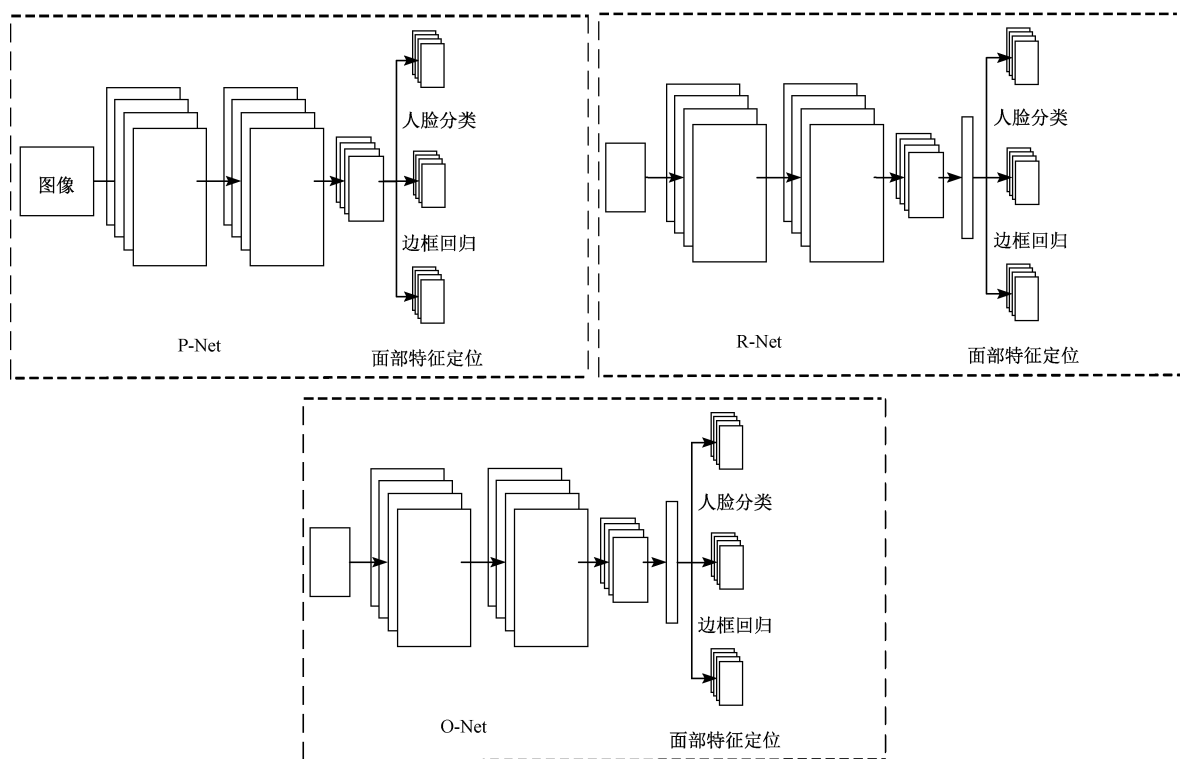


图 1 MTCNN 网络结构

Fig. 1 MTCNN network structure

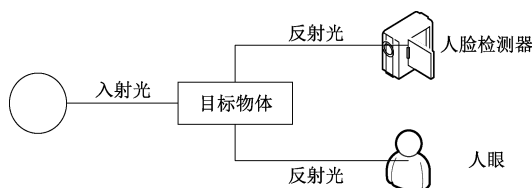


图 2 物体反射光示意图

Fig. 2 Diagram of light reflected by an object

$$s(x, y) = r(x, y) + l(x, y) \quad (3)$$

式(3)将 3 种光线分解为线性关系。

2.2 MSRCR 算法

$R(x, y)$ 表示了物体的反射性质,则可分为原始图像 $I(x, y)$ 与反射亮度 $L(x, y)$, 式(3)中的 $r(x, y)$ 则可表示为:

$$r(x, y) = \log(R(x, y)) = \log\left(\frac{I(x, y)}{L(x, y)}\right) = \log(I(x, y)) - \log[F(x, y) * I(x, y)] \quad (4)$$

式(4)实际上是单尺度 Retinex 算法 (single scale retinex, SSR)。其中,“*”代表卷积符号, $F(x, y)$ 是中心环绕函数:

$$F(x, y) = Ke^{-\frac{(x^2+y^2)}{c_n^2}} \quad (5)$$

式中: c_n 代表中心环绕尺度,且该函数必须满足式(6)。

$$\iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (6)$$

通过式(4)~(6)可以看出,SSR 的核心是通过高斯环绕函数与原始图像进行卷积运算,这种卷积运算与 CNN 中的卷积核特征提取类似;但不同的是,得到图像的照度分量,再从原始图像中去除得到的照度分量,即可得到图像的反射分量。SSR 算法中的中心环绕函数卷积可以视作对空间中照度图像的计算,其实际物理意义可以表示为通过计算图像中像素点与周围区域在加权平均来估计图像中照度的变化,并去除这种照度的变化,最后保留的是图像中的物理反射属性,达到增强目的。SSR 算法的高斯特性决定了其可将原始图像中的低频照射部分去除,保留高频分量,所以图像增强后表现出了动态范围提高效果,但对比度增强也较为明显,这种双向增强并不能很好的达到一种动态范围与对比度增强平衡。

MSRCR 在 SSR 的基础上引入了一个色彩恢复因子 $C_i(x, y)$, 对输入图像中的 R、G、B 三通道进行比例计算,获得一个描述原图像 R、G、B 三通道比例关系的函数 $C_i(x, y)$, 其计算公式如下:

$$S'_i(x, y) = \frac{S_i(x, y)}{\sum_{n=1}^N S_n(x, y)} \quad (7)$$

$$C_i(x, y) = f(S'_i(x, y)) \quad (8)$$

式中: N 代表原始图像的颜色通道数。

令式(8)中 $f(\cdot) = \log(\cdot)$,则转换为:

$$C_i(x, y) = \log(S'_i(x, y)) \quad (9)$$

添加增益系数 β 与非线性受控强度 α ,即:

$$C_i(x, y) = \beta \log(\alpha S'_i(x, y)) \quad (10)$$

代入式(7),得:

$$C_i(x, y) = \beta \log(\alpha S_i(x, y)) - \beta \log\left(\sum_{n=1}^N S_n(x, y)\right) \quad (11)$$

MSRCR 最终增强计算公式为:

$$r_{MSRCR}(x, y) = C_i(x, y) \sum_{k=1}^K W_k \{ \log S_i(x, y) - \log[F(x, y) * S_i(x, y)] \} \quad (12)$$

式中: $r_{MSRCR}(x, y)$ 是 MSRCR 输出的第 i 个光谱分量; W_k

是与第 k 个尺度相关的权重; K 是尺度的数量。

MSRCR 是一种在多尺度 Retinex 上引入色彩保真思想的图像增强算法,该算法通过调节原始图像中 3 个 R、G、B 颜色通道之间的比例关系,利用 3 个不同中心环绕函数进行通道增强,从而把相对较暗区域的信息凸显出来,达到了消除图像色彩失真的缺陷。

MSRCR 的增强效果如图 3 所示。可以观察到 MSRCR 具有十分明显的图像增亮效果,随着中心环绕尺度的越小,算法的图像增量效果越明显,但在亮度增强的同时也会使高频噪声的影响变得更严重,图像质量下降,如图 3(c)与(d)所示。 c_1 、 c_2 、 c_3 是中心环绕函数的 3 个比例参数,比例参数设定值越小,MSRCR 的增强效果越明显。

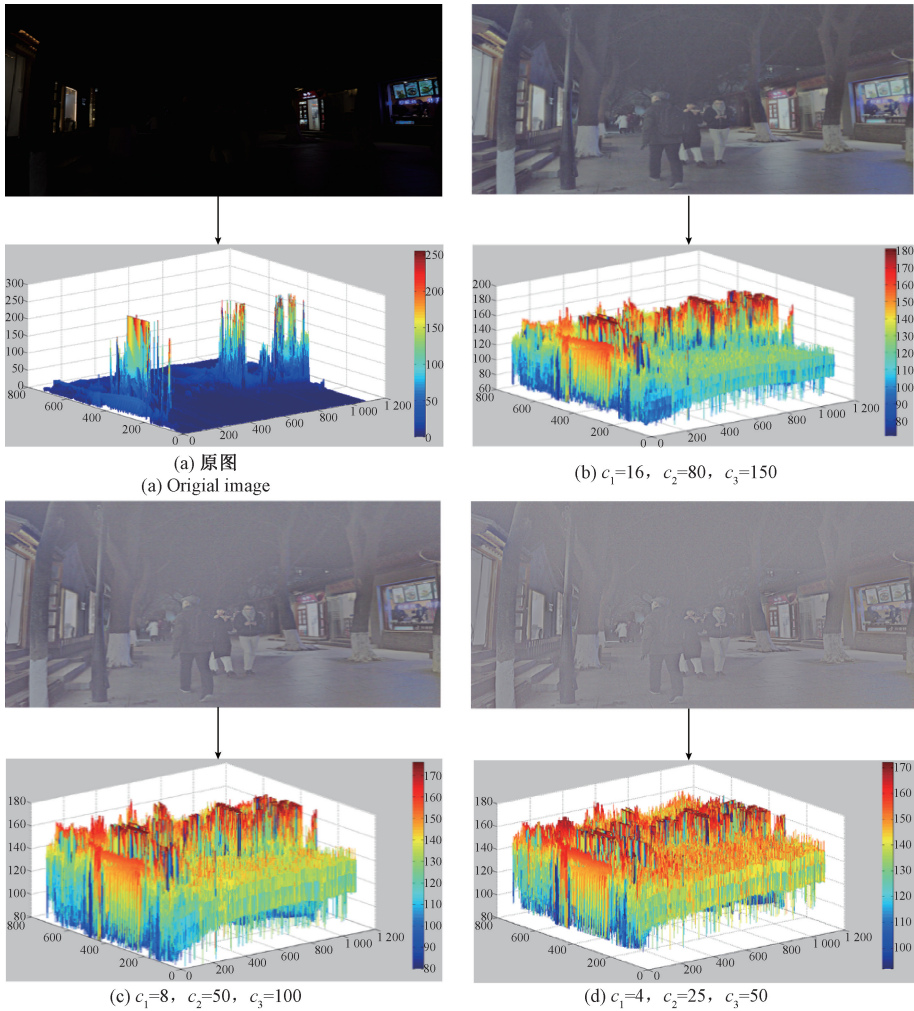


图3 MSRCR 算法增强图与增强后直方图

Fig. 3 MSRCR algorithm enhanced graph and enhanced histogram

2.3 GF 方法

GF 首先通过一张引导图像产生一系列权重,如式(13)所示。

$$O_i = \sum_j \omega_{ij}(G) \cdot I_j \quad (13)$$

式中: O 为输出图像; G 为引导图像; I 为输入图像; ω 表

示权重,由引导图像的色彩域与空间域共同决定; i 与 j 分别代表图像中的像素索引。

假设 GF 中的输出图像与引导图像存在局部线性关系,则可将线性关系表示为:

$$O_i = p_k I_j + q_k, \forall i \in w_k \quad (14)$$

式中: p_k 与 q_k 表示局部窗口中输入图像与输出图像的线性系数; w_k 表示局部窗口。

将 p_k 与 q_k 以代价函数的形式表示出来,如式(15)所示。

$$E(p_k, q_k) = \sum_{i \in w_k} ((p_k I_i + q_k - O_i)^2 + \varepsilon p_k^2) \quad (15)$$

式中: ε 表示 L2 正则化系数,目的是防止 p_k 过大而在 w_k 中忽略了 q_k 的作用。式(15)是一个线性回归问题, p_k 与 q_k 的求解如下:

$$p_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} G_i I_i - \mu_k I_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (16)$$

$$q_k = \bar{I}_k - p_k \mu_k \quad (17)$$

式中: μ_k 与 σ_k 分别表示 G_i 在窗口内的均值以及标准差; $|w|$ 表示窗口内的像素总数; $\bar{I}_k$ 表示窗口内输入图像 I 的均值。而不同窗口下的同一像素点输出值不同,则将 p_k 与 q_k 的最终确定值表示为平均值形式并代入式(14)得:

$$O_i = \bar{p}_k I_j + \bar{q}_k \quad (18)$$

由于 p_k 与 q_k 受到 G 与 I 的共同影响,其中包含多频率的光照信息,将 p_k 与 q_k 分解为如下形式:

$$p_k = \sum_j P_{kj}(G) I_j \quad (19)$$

$$q_k = \sum_j Q_{kj}(G) I_j \quad (20)$$

其中, P 与 Q 表示图像中的各种光照信息参数。最终可获得 GF 方法中的引导权重系列如下:

$$\omega_{ij}(G) = \frac{1}{|w|^2} \sum_{k: (i,j) \in w_k} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon}\right) \quad (21)$$

2.4 算法改进

由于 MSRCR 算法的中心环绕函数存在高斯特性,而图像采集设备存在固定噪声,这使得低照度图像出现明显噪点。MSRCR 算法中的中心环绕函数可估计图像中 RGB 三通道在入射光线中的光照分量所对应的低频成分,并从反射光中去除低频成分,使得反射光中仅保留了高频成分,达到图像增强的目的,但这一特点也使得高频噪声无法抑制,甚至出现增强,如图 3 所示,在低频的红色通道图像中,噪点较弱,而在高频的蓝色通道图像中,噪点明显。

本文利用 GF 方法的线性特性,将对 MSRCR 算法中的中心环绕函数进行改进,并分解引导图像的 RGB 三通

道,得到引导图像中每个像素点的 RGB 三通道权重:

$$\omega_{ij}(G) = \omega_{Rij}(G_R) + \omega_{Gij}(G_G) + \omega_{Bij}(G_B) \quad (22)$$

式中: ω_{Rij} 、 ω_{Gij} 、 ω_{Bij} 分别表示 RGB 三通道内的 GF 权重。

引入以下噪点判断公式,通过一种窗口判断的方式,对图像中的像素进行扫描^[19],最大程度去除明显噪点:

$$N_{ij} = \begin{cases} 0, \min(W_D[x_{ij}]) + \delta < x_{ij} < \max(W_D[x_{ij}]) - \delta \\ 1, \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

式中: N_{ij} 表示噪声标记矩阵; x_{ij} 表示像素点的灰度值; W_D 表示尺寸为 $D \times D$ 的窗口; $\min$ 与 $\max$ 分别表示窗口内最小与最大的灰度值; δ 表示判别门限值。随后对窗口内除噪点像素以外的像素平均值进行填补,即:

$$x_{ij} = \frac{\sum_{k, h \in D \cap k \neq i, h \neq j} W_D[x_{kh}]}{D^2 - 1} \quad (24)$$

通过式(23)~(24)可知,原图的 RGB 三通道都得到了噪点滤除,三通道中各个通道的图像信息发生变化,此时式(21)中的 ω_{Rij} 、 ω_{Gij} 、 ω_{Bij} 同样发生变化,本文标记为

$\widetilde{\omega}_{Rij}$ 、 $\widetilde{\omega}_{Gij}$ 、 $\widetilde{\omega}_{Bij}$,更新公式(21):

$$\widetilde{\omega}_{ij}(G) = \widetilde{\omega}_{Rij}(G_R) + \widetilde{\omega}_{Gij}(G_G) + \widetilde{\omega}_{Bij}(G_B) \quad (25)$$

此时, $\widetilde{\omega}_{ij}(G)$ 为滤除噪点后得到的 GF 权重序列,代入式(21)并完成 MSRCR 中心函数的替换。

通过对图像进行 RGB 三通道分解的效果如图 4 所示,使原低照度图像中的高频噪点分散至 RGB 三通道内,并对高频光分量的 B 通道、中频光分量的 G 通道、低频光分量的 R 通道分别进行 GF 滤波,使不同频率范围的噪点得到相对应的抑制,以此更新 GF 滤波的权重序列并重构图像,达到更好的高频噪点抑制效果。本文算法的增强效果如图 5 所示,采用不同 L2 正则化系数 ε 以及 W_D 窗口大小,可以观察到不同的滤波效果;利用 3CGF-MSRCR,将 ε 设置为 0.001, D 设置为 3,人脸信息保存较为完整,且噪点得到了抑制,将 D 调整为 5,效果并未发生明显变化。而将 ε 设置为 0.01, D 设置为 3,噪点的抑制效果进一步提高,但人脸信息出现了模糊现象,将 D 调整为 5 后模糊更加明显。根据以上结果可以看出, ε 与 D 共同决定着算法的滤波效果。通过适当的参数调整,3CGF-MSRCR 在 MSRCR 基础上可对噪点进行适当抑制,参数需要针对不同场景、不同图像采集仪器的具体采集效果而定。

3 实验与分析

为验证方法的可操作性,本文在公开的 Dark Face 中进行了实际低照度场景验证,利用 CelebA^[20]数据集搭建了低照度环境,并在实际低照度场景下进行了测试,用以

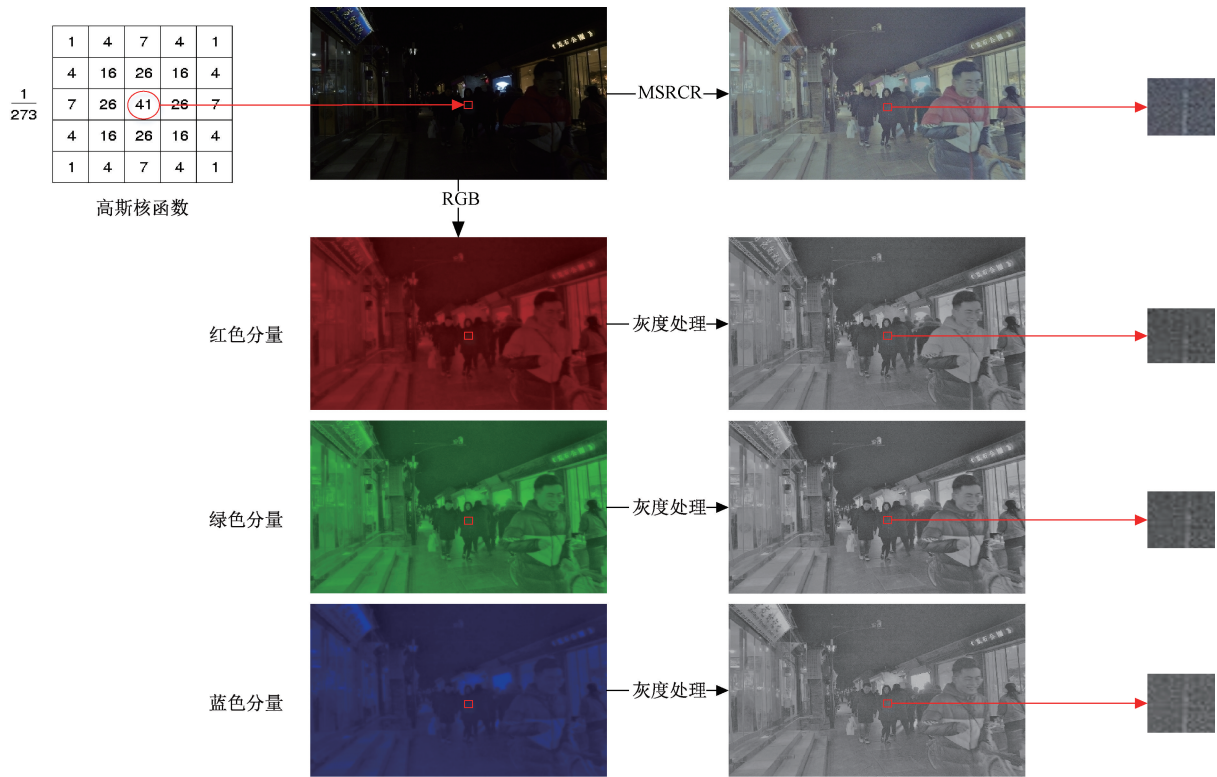


图 4 MSRCR 处理后的像素噪点特征

Fig. 4 Features of pixel noise after MSRCR processing

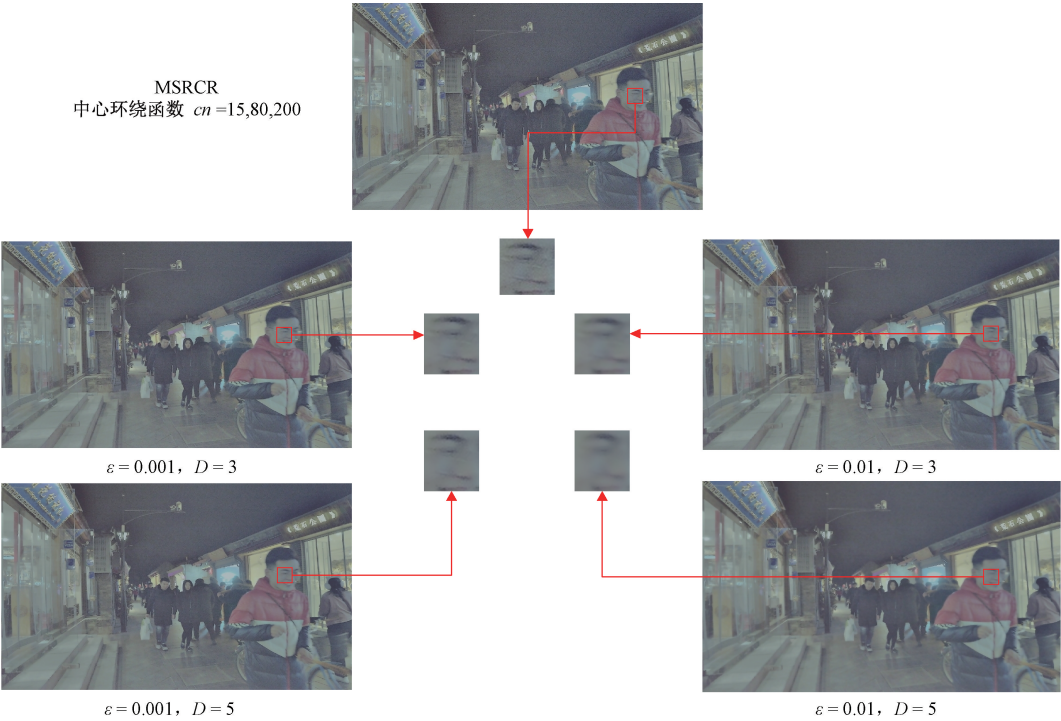


图 5 不同参数的 3CGF-MSRCR 与 MSRCR 的对比

Fig. 5 Comparison between 3CGF-MSRCR and MSRCR with different parameters

分析具体的图像增强效果。

3.1 Dark Face 检测结果

在 Dark Face 中 4 000 张图片作为网络训练,2 000 张作为测试。3CGF-MSRCR 的 ε 设置为 0.001, D 设置为 3,MSRCR 的中心环绕 $c_n=15,80,200$,增益 $G=5$,偏差 $b=25$,非线性受控强度 $\alpha=125$;增益系数 $\beta=46$ 。

与前文所提到的 SRIE、LIME 以及 MSRCR 进行了测试效果比较,结果如图 6、表 1 所示。在夜间低照度场景下,MTCNN 检测准确率仅有 46.52%;SRIE 算法注重同时保留人脸图像的色度与亮度,这使得低频光并未完全滤除,图像本身的亮度提高不够明显,结果显示其检测准确率也仅有 58.12%;LIME 与 SRIE 类似,不同的是 LIME 相对于 SRIE 达到了更好的色彩保留效果,但亮度提升并未得到明显改善,LIME 的检测准确率为 60.35%;MSRCR 通过 3 个中心环绕函数的作用,使原图像达到了很好的亮度增强效果,虽然色度保留效果不如 SRIE 与 LIME,但针对低照度环境下的人脸检测任务,图像亮度的提升更为重要;MSRCR 增强后的噪点影响了较小人脸的检测,此时检测准确率在 72.67%;3CGF-MSRCR 对噪点进行有效滤除后,较小人脸的细节信息如边缘、五官等受到噪点的影响更小,图像更平滑,检测准确率提高至 85.32%。



图 6 Dark Face 数据集测试结果

Fig. 6 Test results from the Dark Face data set

表 1 Dark Face 上各种增强方法检测准确率比较
Table 1 Comparison of detection accuracy of various enhancement methods on Dark Face (%)

模型	500 张	1 000 张	1 500 张	2 000 张
MTCNN	39.37	42.82	44.68	46.52
SRIE + MTCNN	47.51	51.22	56.03	58.12
LIME + MTCNN	52.12	55.37	57.96	60.35
MSRCR + MTCNN	63.83	66.39	69.85	72.67
3CGF-MSRCR + MTCNN	72.64	78.35	83.17	85.32

3.2 CelebA 检测结果

CelebA 数据集中选取了 4 000 张进行网络训练,2 000 张图片作为测试。本文算法的 ε 设置为 0.01, D 设

置为 3,MSRCR 的中心环绕 $c_n=15,80,200$,增益 $G=5$,偏差 $b=25$,非线性受控强度 $\alpha=125$;增益系数 $\beta=46$ 。测试结果如图 7、表 2 所示,MSRCR 与 3CGF-MSRCR 的方法准确率均可达到 80% 以上。图 7 中,采用不同的光线调暗系数对比,可以看出 SRIE 与 LIME 的亮度调高效果与在 Dark Face 上表现类似,而 MSRCR 与 3CGF-MSRCR 有着更明显的亮度调高效果,且后者得到的人脸细节更平滑。两种数据集测试的准确率如图 8 所示,在 CelebA 数据集上,MSRCR 与本文所提出的方法检测准确率相近,而在 Dark Face 数据集上,3CGF-MSRCR 准确率更高这与人脸样本特征有关:CelebA 数据集正脸、近距离人脸样本居多,在亮度增强后,人脸信息在整张图像中占比更大,不容易受到噪点影响。

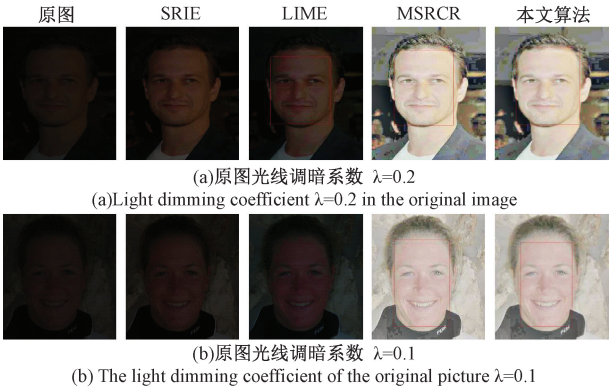


图 7 CelebA 数据集测试结果

Fig. 7 Test results of CelebA data set

表 2 各模型在 CelebA 上的检测准确率比较

Table 2 Comparison of detection accuracy of each model on CelebA (%)

模型	500 张	1 000 张	1 500 张	2 000 张
MTCNN	39.34	46.37	48.96	51.31
SRIE + MTCNN	48.70	55.10	57.14	61.22
LIME + MTCNN	53.68	61.29	62.41	63.71
MSRCR + MTCNN	67.38	73.64	81.67	83.84
3CGF-MSRCR + MTCNN	65.74	78.40	84.56	86.47

各种算法的检测时间如表 3 所示。在图像分辨率较高的 Dark Face 数据集上,SRIE 与 LIME 耗时明显高于 3CGF-MSRCR,而在分辨率较低的 CelebA 数据集上也存在同样的时间差异,分析可能的原因是 SRIE 与 LIME 中存在大量矩阵范数运算而导致单张图片处理耗时更长。总体来看,3CGF-MSRCR 可在保证增强效果的同时,相比于 SRIE 与 LIME 运行时间更短,提升了检测效率。

3.3 实际场景测试

在实际路灯场景下进行测试,测试过程中行人以正常速度行走,从正面光照角度逐步行至背光角度,共采集了 6 张不同光照角度的行人样本。其中,一个人脸样本

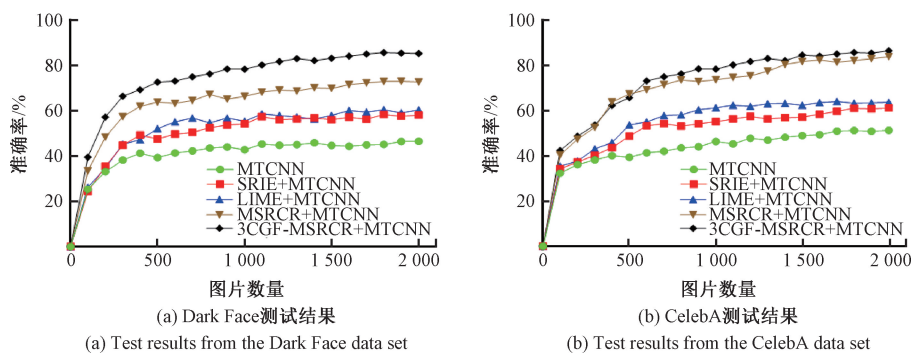


图 8 测试准确率

Fig. 8 Accuracy of the test

表 3 算法在各数据集上的检测时间

Table 3 Detection time of the algorithm on each data set (min)

模型	500 张	1 000 张	1 500 张	2 000 张
Dark Face				
MTCNN	5.42	10.67	17.01	21.14
SRIE + MTCNN	6.86	12.83	25.15	35.09
LIME + MTCNN	10.49	21.55	32.73	42.33
MSRCR + MTCNN	6.77	12.89	18.92	26.57
3CGF-MSRCR + MTCNN	7.39	14.05	21.08	27.39
CelebA				
MTCNN	2.54	5.13	7.26	9.86
SRIE + MTCNN	4.47	9.12	13.68	19.03
LIME + MTCNN	6.24	12.45	17.97	24.32
MSRCR + MTCNN	3.29	6.63	9.42	13.15
3CGF-MSRCR + MTCNN	3.58	7.27	11.95	14.68

采用帽子遮挡路灯照射,而另一个人脸样本无物体遮挡,用以模拟有物体遮挡与无物体遮挡的情况。有物体遮挡的人脸在行走至路灯正下方附近时便会形成完全的光线遮挡,此时人脸部位几乎无光照,而无遮挡的人脸由于立体的五官遮挡光线,将会出现人脸上半区有光照,而下半区无光照的情况(图 9(a)~(c))。继续行走,两张人脸逐渐进入无光照状态,最终至完全无光照(图 9(d)~(f))。从图 9 可以看出,使用 MTCNN 检测效果并不理想,有帽子遮挡光线的人脸行至路灯正下方时被检测出来(图 9(b)),而无物体遮挡光线的人脸行至背光处被检测出来(图 9(e)),仔细观察可知两者在此时人脸特征显示相对明显,如轮廓、五官等,但在其他时候则都受到了光照的影响,这种影响可分为两类:1)人脸在不同角度光照下形成了部分有光照、部分无光照的情况,此时人脸特征点难以被检测;2)人脸至完全无路灯照射的背光处,人脸处照度过低,计算机无法检测出人脸。

根据上述情况的 6 张行人样本,采用 3CGF-MSRCR 和其他增强算法进行对比实验,并利用 MTCNN 检测,结果如图 10 所示。3CGF-MSRCR 算法的参数设置如表 4 所示。

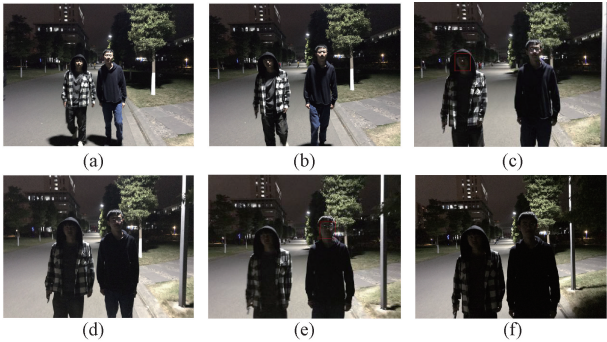


图 9 路灯照射行人 MTCNN 人脸检测结果

Fig. 9 MTCNN face detection results of street light illuminated pedestrian

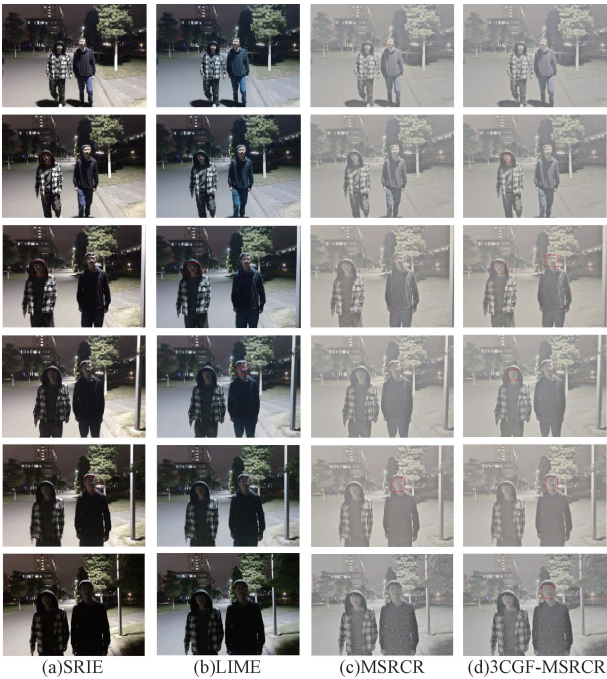


图 10 路灯照射行人不同增强方法的人脸检测结果

Fig. 10 Face detection results of different enhancement methods for street lamps illuminating pedestrian

表 4 路灯照射行人样本检测 3CGF-MSRCR 算法的参数设置

Table 4 Parameter setting of 3cGF-MSRCR algorithm for pedestrian sample detection of street light irradiation

通道	L2 正则化系数 ε	窗口 w_k 大小 k
R	0.01	3
G	0.01	5
B	0.001	9

注:MSRCR 中心环绕函数的三通道尺度保持 $c_1=16, c_2=80, c_3=150$

由图 10 可以看出,SRIE 增强后,图像与原图相比并没有明显的亮度提升,且色调更加偏向暖色,这是由于 SRIE 更加注重图像中低频分量与高频分量的平衡性,其对大部分低频分量进行保留,同时适当提升高频分量的权重,达到部分亮度提升效果,但这并不利于低照度环境的人脸检测;LIME 增强后的图像色调出现明显的偏蓝,这是由于 LIME 较为注重提高人脸图像中高频光分量的作用,但与 SRIE 类似的是,其同样对低频分量选择保持,因此与原图相比较,虽然 LIME 的亮度提升程度相较 SRIE 有些许提高,但整体检测结果与 SRIE 类似,在行人行至背光处,人脸检出率出现降低;MSRCR 的整体检测结果都较差,仔细观察可以看出,MSRCR 在上述场景中出现了非常明显的噪点,尤其是在行人行至背光处,噪点极大程度影响了人脸细节信息,而由于人脸采集设备的噪声特性是固定的,这使得小尺寸人脸将会受到更严重的高频噪点影响;3CGF-MSRCR 的人脸检测效果相对更好,经过 RGB 三通道的 GF 滤波后,MSRCR 增强后的图像对比度、亮度并未受到影响,但高频噪点得到了抑制,人脸细节信息得到有效检测。

实际道路场景下的测试准确率曲线如图 11 和表 5 所示。检测结果表明,在经过 500 张不同场景的低照度环境行人测试集测试后,3CGF-MSRCR 增强后的检测准确率可以达到 73.86%,而 MSRCR 增强后的检测准确率可达到 63.72%,相较于 MSRCR,3CGF-MSRCR 增强后的准确率提升了 10.14%。结果说明,在低照度环境下的人脸检测任务,最重要的因素是光照影响;而在日常实际应用中,人脸检测任务很难避免低照度环境,因此,采用增强方法对图像进行亮度调节是有效的。

表 5 实际路灯场景行人测试集检测准确率

Table 5 Detection accuracy of pedestrian test sets in actual street light scene (%)

模型	100 张	200 张	300 张	400 张	500 张
MTCNN	36.21	42.13	42.51	42.30	44.53
SRIE+MTCNN	46.14	52.26	52.50	52.74	53.16
LIME+MTCNN	48.37	52.15	54.24	53.42	55.83
MSRCR+MTCNN	53.15	57.28	62.48	65.18	63.72
3CGF-MSRCR+MTCNN	52.31	62.76	68.25	73.62	73.86

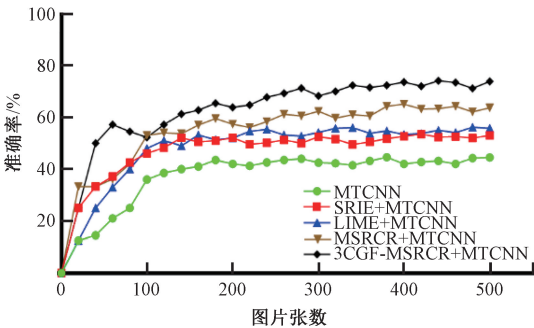


图 11 实际路灯场景行人测试集检测准确率曲线

Fig. 11 Detection accuracy curves of pedestrian test sets in actual street light scene

4 结 论

在低照度环境下,传统的 MTCNN 人脸检测器功能受到了限制,检出率与检测精度均有所降低。MSRCR 算法可使图像亮度尽可能提高,但与此同时高频噪点也保留了下来。本研究对 MSRCR 算法中的中心函数进行改进,在 GF 方法权重序列的基础上分解图像 RGB 三通道,并分别对 R、G、B 通道的图像进行了噪点扫描抑制。3CGF-MSRCR 与 MSRCR 算法相比亮度提升效果相近,但具备更好的噪点抑制功能,更有利于低照度环境下的中、小尺度人脸检测任务;同时 3CGF-MSRCR 运算速度更快,检测效率更高。该方法可用于夜间、低照度环境下的人脸图像采集设备上,如疲劳驾驶、治安监控、交通监控等。

参考文献

[1] PAVANI S K, DELGADO-GOMEZ D, FRANGI A F. Gaussian weak classifiers based on cooccurring Haar-like features for face detection [J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 17(2):431-439.

[2] KOPACZKA M, BREUER L, SCHOCK J, et al. A modular system for detection, tracking and analysis of human faces in thermal infrared recordings [J]. Sensors, 2019, 19(19):4135.

[3] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision 2004 57(2): 137-154.

[4] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 05), 2005: 886-893.

[5] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, 2016: 1440-1448.

[6] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental

- improvement [J]. Computer Science, 2018, arXiv: 1804. 0276.
- [7] 姚树春, 蔡黎亚, 刘正. 基于级联回归网络的多尺度旋转人脸检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 32-38.
- YAO SH CH, CAI L Y, LIU ZH. Multi-scale rotating face detection method based on cascaded regression network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5): 32-38.
- [8] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015; 39 (6): 1137-1149.
- [9] 杨爱萍, 白煌煌. 基于 Retinex 理论和暗通道先验的夜间图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 141-147.
- YANG AI P, BAI H H. Nighttime image defogging based on the theory of retinex and dark channel prior [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(4): 141-147.
- [10] 王飞, 张莹, 邵豪, 等. 多尺度残差网络模型的研究及其应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4): 19-28.
- WANG F, ZHANG Y, SHAO H, et al. Research and application of the multi-scale residual networks model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(4): 19-28.
- [11] 成翔昊, 达飞鹏, 邓星. 基于关键点的由粗到精三维人脸特征点定位 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 256-264.
- CHENG X H, DA F P, DENG X. Coarse-to-fine 3D facial landmark localization based on keypoints [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 256-264.
- [12] 梁康康, 李涛. 神经网络的高反差图像增强算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(9): 97-100.
- LIANG K K, LI T. Research on high contrast image enhancement algorithm based on neural network [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(9): 97-100.
- [13] 王明蓉, 蒋树清. 光照不均图像自适应增强方法[J]. 激光杂志, 2017, 38(6): 74-77.
- WANG M R, JIANG SH Q. Adaptive image enhancement method under uneven illumination [J]. Laser Journal, 2017, 38(6): 74-77.
- [14] 贾晨, 石凡, 赵宇峰, 等. 透过散射介质的结构光重构方法及特性分析[J]. 光散射学报, 2017, 29(4): 291-296.
- JIA CH, SHI F, ZHAO Y F, et al. Analysis on structured light reconstruction method and characteristics through scattering medium [J]. Journal of Light Scattering, 2017, 29(4): 291-296.
- [15] FU X, ZENG D, HUANG Y, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [16] GUO X, YU L, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 26 (2): 982-993.
- [17] 陈立里, 张正道, 彭力. 基于改进 SSD 的实时检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(1): 109-115.
- CHEN L L, ZHANG ZH D, PENG L. Real-time detection based on improved single shot multibox detector [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(1): 109-115.
- [18] 杨梅, 谭泽富, 蔡黎, 等. 基于各向异性 Retinex 的人脸图像光照补偿 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 225-235.
- YANG M, TAN Z F, CAI L, et al. Illumination compensation for face images based on anisotropic retinex [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 225-235.
- [19] 王拓, 王洪雁, 裴炳南. 一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波算法 [J]. 电光与控制, 2019, 26(2): 27-31.
- WANG T, WANG H Y, PEI B N. An iterative adaptive median filtering algorithm for salt and pepper noise removal [J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(2): 27-31.
- [20] LIU Z, LUO P, WANG X, et al. Deep learning face attributes in the wild [C]. Proceedings of International Conference on Computer Vision, IEEE, 2015: 3730-3738.

作者简介



赖欣, 2006 年于西南石油大学获硕士学位, 现为目前是西南石油大学机电工程学院教授, 主要研究领域为机器视觉和机器人技术。

E-mail: sweatstar@126.com

Lai Xin received her M. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2006. Now she is currently a professor with the School of Mechanical and Electrical Engineering, Southwest Petroleum University. Her current research interests include machine learning, robotics technology.



王储, 2017 年于西南石油大学获得学士学位, 现为西南石油大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉与目标追踪。

E-mail: 642507917@qq.com

Wang Chu received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2017.

He is currently a M. Sc. candidate at Southwest Petroleum University. His main research interests include computer vision detection and target tracking.



陈航, 2017 年于西南石油大学获得学士学位, 2021 年于西南石油大学获得硕士学位, 主要研究方向为图像处理与人脸检测。

E-mail: 519802600@qq.com

Chen Hang received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2017, M. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2021. His main research interests include image processing and face detection.