

强化人脸特征的低光照人脸检测算法

陈冰冰^{1,2} 李 旭^{1,2}

CHEN Bingbing LI Xu

摘 要

低光照环境下人脸图像亮度低、特征弱，导致传统人脸检测方法稳定性差、检出率低。究其原因，低光照下人脸特征弱，与图库中正常光照下的人脸特征匹配不准。针对低光照环境下人脸检测存在的问题，文章提出了一种强化人脸特征的低光照人脸检测算法，利用基于大气散射模型的人脸特征强化方法，有效抑制低光照干扰，恢复清晰强化的人脸特征；后将强化的人脸特征输入人脸检测器 RetinaFace，提高其人脸检测的稳定性与检出率。在 DARK FACE 测试集上进行测试时，人脸检测准确度提升了近 26%，表明所提算法能有效缓解低光照对人脸检测的影响。

关键词

人脸检测；低光照；大气散射模型；强化人脸特征

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.017

0 引言

随着目标检测技术的发展，以人脸检测技术为核心的应用一直备受关注，例如人脸识别^[1]、人体解析^[2]，可以使用专为人脸检测任务设计的检测算法完成，如 MTCNN^[3]、PyramidBox^[4]、DSFD^[5]等。这些算法在通用人脸检测基准 Fddb^[6]和 WIDER FACE^[7]上都达到了较高水平，但由于人脸检测任务背景环境各异，检测结果会受其影响。低光照下图像亮度、对比度低，严重影响人脸特征的提取，从而降低人脸检测性能。

在一些国际竞赛中，有很多基于 DARK FACE^[8]数据集的人脸检测算法，但这些算法在该数据集上性能不佳，低光照环境下检测人脸仍具有挑战性。很多研究者会将低光照图像增强作为预处理手段，致力于提高整个图像的视觉效果。低光照图像增强常用的算法有很多，然而依然存在图像细节丢失、局部曝光、视觉自然度不够、算法复杂等问题。

针对低光照环境下人脸图像亮度低、特征弱等导致的检测率低的问题，本文提出了一种强化人脸特征的检测方法，通过有效抑制低光照干扰，恢复清晰强化的人脸特征，以提高人脸检测的稳定性与检出率。

1 弱人脸特征强化模块

首先，将弱人脸特征图像的 R、G、B 三通道中的最大强

1. 河南工学院电子信息工程学院 河南新乡 453000

2. 河南省工业装备智能化工程技术研究中心

河南新乡 453000

[基金项目] 河南省高等学校重点科研项目 (25B510017)；

河南省科技攻关项目 (252102210237)

度估计作为初始传输图，并进行自适应伽马校正。然后通过结构优化进行细化，得到平滑的传输图，并利用最大亮通道的暗像素估计逆大气光值。最后将传输图和逆大气光值代入模型，得到清晰的人脸特征图像，如图 1 所示。该方法可以更好地解决人脸图像过度增强和细节丢失的问题，同时也可用于雾霾天气下的特征强化。

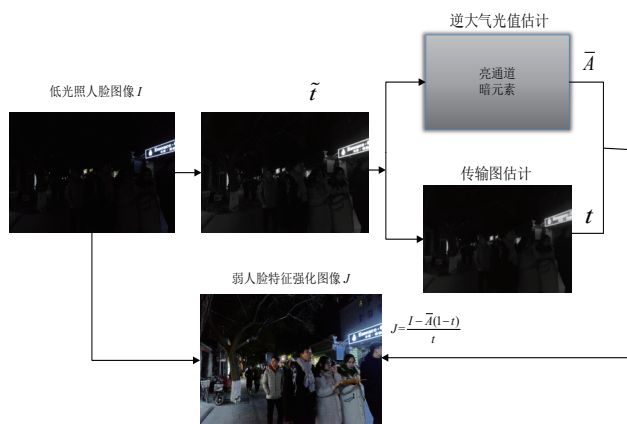


图 1 基于大气散射模型的弱特征强化方法框架

在图像领域，广泛用于描述雾天图像模型为：

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (1)$$

式中： $I(x)$ 代表采集或者观测到的图像； $J(x)$ 代表无雾图像； A 代表全局大气光值； $t(x)$ 代表传输率。

去雾是通过求解 A 和 $t(x)$ 从而得到 $J(x)$ ：

$$J(x) = \frac{I(x) - A(1-t(x))}{t(x)} \quad (2)$$

对于低光照下的人脸图像，结合上文的理论基础以及低光照图像反转后与雾天图像的相似性，对于输入的弱特征图

像,用 I 来表示,则其反转图像可以表示为 $1-I$,将由式(2)输出图像,再次反转得到强化特征后的人脸图像,将强化特征后的人脸图像表示为 J ,经过数学变形重新整理后,将 $1-\bar{A}$ 替换为 $\bar{A}$ 来简化表达式,推出一个新的模型,可以作为低光照下弱特征强化方法。

$$J = \frac{I - \bar{A}(1-t)}{t} \quad (3)$$

式中: J 表示增强后的图像; I 表示低光照图像; $\bar{A}$ 称作逆大气光值,对其和传输图 t 进行求解,即可得到弱特征强化后的人脸图像。

1.1 逆大气光值求解

He 等人^[9]提出了一种暗通道先验方法来估计传输图和大气光值,任何图像的暗通道定义为:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{R, G, B\}} J^c(y)) \quad (4)$$

式中: J 表示图像的颜色通道; $\Omega(x)$ 表示以 x 为中心的局部模块。

A 使用暗通道中最亮的前0.1%的像素(表示为 K)来计算。同理, $\bar{A}$ 应选取最大亮通道中最暗的后0.01%的像素(经实验验证)计算。亮通道可用于调整图像的局部曝光,是暗通道先验的一种变体,其模型为:

$$J^{\text{bright}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} J^c(y)) \quad (5)$$

$$\bar{A} = \frac{1}{|K|} \sum_{x \in K} J^{\text{bright}}(x) \quad (6)$$

1.2 传输图求解

(1) 初始传输图

在本节中,选取图像颜色通道的最大值作为初始传输图:

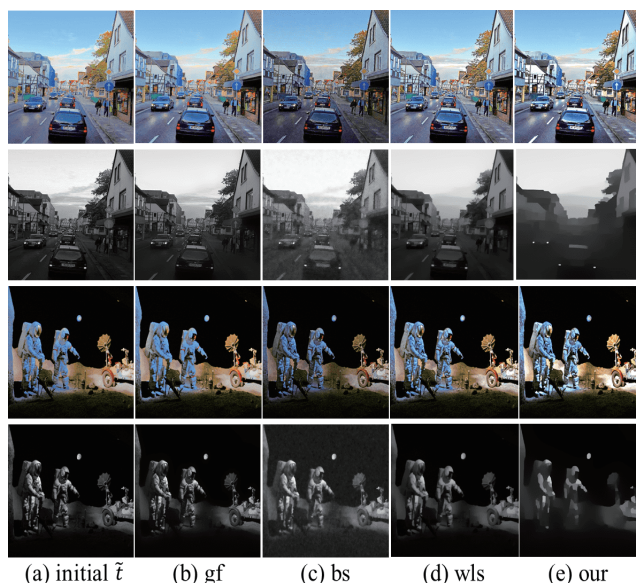
$$\tilde{t} = \max_{c \in \{R, G, B\}} I^c \quad (7)$$

为避免噪声干扰、精细化传输图,同时防止 $\tilde{t}$ 存在过低值导致 J 溢出,对初始传输函数进行伽马矫正,即 $\tilde{t}^\gamma \rightarrow \tilde{t}$ 。

(2) 结构细化

通过实验发现,经初始传输图 $\tilde{t}$ 得到的强化人脸特征图像效果不佳,因为没有考虑传输函数的局部一致性。一个好的传输图应同时保留整体结构和平滑的纹理细节。

为解决上述问题,本文提出了几种优化方法,采用导向滤波器、双边滤波器、加权最小二乘法对传输图进行优化处理。如图2所示,对比发现采用加权最小二乘法结构优化方法处理效果最好。传输图较平滑,处理后对应的增强图像亮度充足,整体较为自然,图像更具立体感,色彩更饱满。



注:(a)为初始 $\tilde{t}$;(b)为导向滤波器;(c)为双边滤波器;(d)为加权最小二乘法。

图2 不同优化方法下的增强图像和传输图

1.3 增强结果

图3为矿井下低光照人脸增强图像。通过对传输图进行优化后,不仅可以获得清晰的人脸图像,还能更好地保持图像细节、色彩平衡和适度的亮度,并未造成失真和细节的丢失。

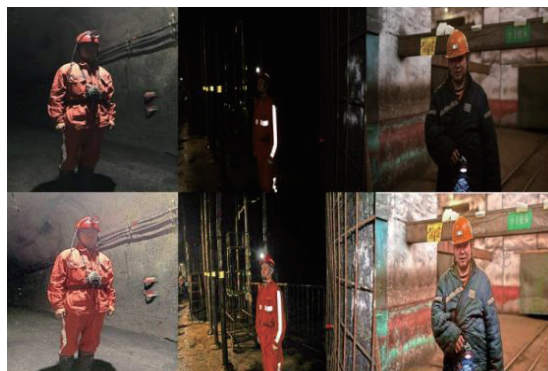


图3 煤矿井下人脸增强后结果图

2 人脸检测模块

低光照环境下的图像亮度过低,图像中的景象特征难以区分,会给神经网络进行特征提取带来难度。RetinaFace^[10]是Insightface团队提出的一阶人脸检测算法,是一种先进的密集人脸定位方法,通过利用来自强监督和自监督信号的多任务损失,改进了单阶段人脸检测框架,在WIDER FACE数据集上有较好表现。

2.1 检测模型

RetinaFace对各种尺度条件下的人脸可以做到像素级别的定位,融合了特征金字塔(feature pyramid network, FPN)、上下文网络和任务联合等思想,结构如图4所示。

主干网络对图像进行特征提取,接着使用 FPN 和 SSH 加强特征提取,其次使用 Class Head, Box Head and Landmark Head 网络从特征获取预测结果,然后对预测结果进行解码,最后通过 NMS 去除重复检测值得出最终结果。

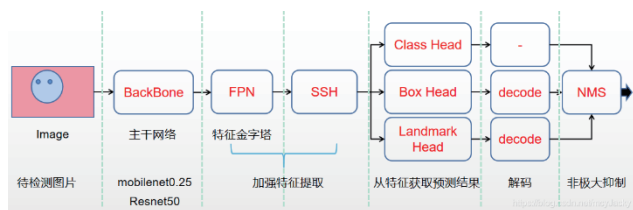


图 4 RetinaFace 网络结构图

2.2 模型训练

WIDER FACE 一共有 32 203 个图像和 393 703 个面部边界框,通过从 61 个场景中随机抽样对模型进行训练,测试集分为 3 个难度级别(Easy、Medium 和 Hard)。

使用 Nvidia RTX3090 GPU 服务器训练,设置初始学习率 0.01,使用随机梯度下降算法优化器更新梯度,动量因子设置为 0.937,权重衰减因子为 0.000 5, batch 为 8。学习速率从 10-3 开始,在 5 个 epoch 后上升到 10-2,训练过程在第 150 个 epochs 结束,损失在迭代 130 次之后趋于平稳。该模型在验证集上测试得到的精度如表 1 所示。

表 1 RetinaFace 算法在测试集上的精确度 (AP)

	Easy/%	Medium/%	Hard/%
WIDER FACE 测试集	94.7	93.2	84.9

图 5 为随机抽取的图像进行检测,当人脸正对时检测率可以达到 99% 以上,非正对时也能检测到人脸。将模型用于 DARK FACE 测试集,得到的检测率仅为 30.9%,这和表 1 的结果相差较高,说明在低光照下的检测是有一定困难的。



图 5 检测结果图

3 数值实验

实验主要包括两部分内容:

- (1) 验证本文低光照人脸检测算法的性能;
- (2) 对比不同增强方法用于检测的性能。

本次实验所用的硬件平台为: Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50 GHz, Nvidia RTX3090 GPU, 使用 TensorFlow/PyTorch 深度学习框架。本文采用 DARK FACE 测试数

据集作为测试平台,图像的分辨率为 1 080 px × 720 px。

3.1 评价指标

为客观评价本节所提出的低光照人脸检测算法性能,引入指标:查准率(Precision)、召回率(Recall)和平均准确率(average precision, AP)。

3.2 实验内容

(1) 检测方法对比

为验证本文算法的性能,将其与具有代表性的人脸检测算法进行对比,包括 DSFD; PyramidBox; SSH^[11]; Faster RCNN^[12], 结果如表 2 所示。

表 2 人脸检测算法对比

检测算法	精度 (AP) /%
DSFD	15.3
PyramidBox	13.2
SSH	7.6
Faster RCNN	1.7
RetinaFace	30.9

这 4 种人脸检测算法在测试集上的检测率不高,本文使用的 RetinaFace 检测算法达到了最高 30.9%,这说明 RetinaFace 人脸检测能力相对来说是较强的。

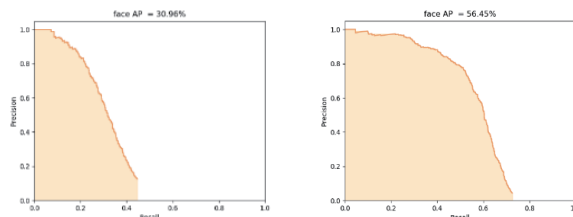
(2) 低光照下人脸检测算法性能对比

RetinaFace 在测试集上仅仅检测到 30.9%,说明低光照下的人脸特征难以被提取。为了验证本文算法的检测性能,在相同的实验环境下,使用相同的训练方式,训练了一个原始的 RetinaFace 模型,与加入强化特征方法模块的 RetinaFace 模型进行比较,结果如表 3 所示。

表 3 不同模型检测精度

模型	精度 (AP) /%
原始 RetinaFace	30.90
加入强化特征方法的 RetinaFace	56.45

加入强化特征方法后的检测模型相比于原始的检测模型精度提升了 25.6%,说明提出的强化人脸特征方法的作用是显著的,这种精确度的上升还有利于后续人脸识别、人脸跟踪等技术的应用,提高其识别对比能力。图 6 是两个模型在 DARK FACE 测试集上检测到的准确率 - 召回率曲线。



(a) 原 RetinaFace

(b) 本文方法

图 6 准确率 - 召回率曲线

(3) 增强方法对比

本文选取了六种比较有代表性的图像增强算法,对测试集进行预处理,然后将其用于 RetinaFace 人脸检测算法,文中部分对比算法数据来自文献 [13],对比结果如图 7 所示。

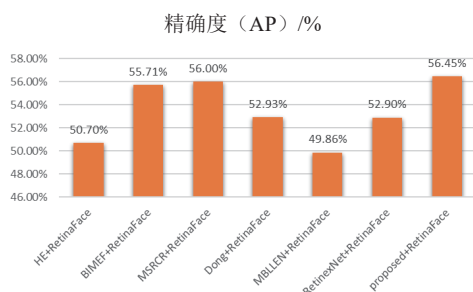


图 7 RetinaFace 检测与不同增强方法结合性能比较

由图 7 可知,使用图像增强方法得到的检测精度有一定程度的提高。本文提出的强化人脸特征的低光照人脸检测算法 AP 值最大,具有显著的优势。

4 结论

人脸检测是许多视觉应用程序的重要部分,但在低光照环境下的人脸图像亮度低,导致人脸检测性能严重下降。为解决上述问题,本文提出了一种强化人脸特征的低光照人脸检测算法,通过设计强化人脸特征方法对低光照下的人脸特征强化,然后接入人脸检测器,可以有效缓解光照不足、光照不均的影响,从而提高人脸检测算法的稳定性与检出率。在 DARK FACE 基准集上测试,本文提出的人脸检测算法能够有效减小低光照对人脸检测的影响。

参考文献:

- [1]WANG X P, LIU M, RAYCHAUDHURI D S, et al. Learning person re-identification models from videos with weak supervision[J]. IEEE transactions on image processing, 2021, 30: 3017-3028.
- [2]ZHANG S Y, CAO X C, QI G J, et al. AIParsing: anchor-free instance-level human parsing[J]. IEEE transactions on image processing, 2022, 31: 5599-5612.
- [3]ZHANG K P, ZHANG Z P, LI Z F, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks[J]. IEEE signal processing letters, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [4]TANG X, DU D K, LIU J T, et al. PyramidBox: a context-assisted single shot face detector[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). Berlin: Springer, 2018: 797-813.
- [5]LI J, WANG Y B, WANG C G, et al. DSFD: dual shot face

detector[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Piscataway:IEEE, 2019: 5060-5069.

- [6]JAIN V, LEARNED-MILLER E. FDDB: a benchmark for face detection in unconstrained settings[EB/OL].2010[2025-06-23].<https://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show?paperid=6935bd1a5a12541469e691ff437d7fb0>.
- [7]YANG S, LUO P, LOY C C, et al. WIDER FACE: a face detection benchmark[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE, 2016: 5525-5533.
- [8]YUAN Y, YANG W H, REN W Q, et al. UG²⁺ Track 2: a collective benchmark effort for evaluating and advancing image understanding in poor visibility environments[EB/OL].(2020-03-21)[2025-06-12].<https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.04474>.
- [9]HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Piscataway:IEEE, 2011: 2341.
- [10]DENG J K, GUO J, VERVERAS E, et al. RetinaFace: single-shot multi-level face localisation in the wild[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE,2020: 5203-5212.
- [11]NAJIBI M, SAMANGOUEI P, CHELLAPPA R, et al. SSH: single stage headless face detector[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2017: 4875-4884.
- [12]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 and machine intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13]李可夫, 钟汇才, 高兴宇, 等. 显著性引导的低光照人脸检测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 572-584.

【作者简介】

陈冰冰 (1997—), 女, 河南长葛人, 硕士, 助教, 研究方向: 图像处理、人工智能, email: chenbulingbuling@163.com。

(收稿日期: 2025-04-22 修回日期: 2025-10-14)