

基于双残差卷积网络的低照度图像增强

陈清江, 屈梅

引用本文:

陈清江, 屈梅. 基于双残差卷积网络的低照度图像增强[J]. 液晶与显示, 2021, 36(2): 305–316.

CHEN Qing-jiang, QU Mei. Low-light image enhancement based on dual-residual convolutional network[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(2): 305–316.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0168>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

结合分数阶微分及Retinex的NSCT自适应低照度图像增强

NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and Retinex

液晶与显示. 2020, 35(4): 360–373 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203504.0360>

海域图像增强方法综述

Sea image enhancement review

液晶与显示. 2017, 32(10): 828–834 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173210.0828>

基于多尺度残差网络的CT图像超分辨率重建

CT image super-resolution reconstruction based on multi-scale residual network

液晶与显示. 2019, 34(10): 1006–1012 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193410.1006>

基于局部路径特征信息神经网络的图像去噪

Image denoising based on local path feature in formation neural network

液晶与显示. 2020, 35(1): 70–79 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203501.0070>

基于卷积神经网络的图像去雾算法

Image defogging algorithms based on multiscale convolution neural network

液晶与显示. 2019, 34(2): 220–227 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193402.0220>

文章编号:1007-2780(2021)02-0305-12

基于双残差卷积网络的低照度图像增强

陈清江*, 屈 梅

(西安建筑科技大学 理学院, 陕西 西安 710055)

摘要:为解决当前低照度图像增强问题,提出了一种基于双残差卷积网络的图像增强算法。首先,根据 Retinex 理论模型,将正常照度图像合成低照度图像,再分别将它们分解在 R(红)、G(绿)、B(蓝)3 个分量上,然后通过特征提取模块和双残差模块学习低照度图像与正常照度图像在各分量的映射关系,获得各分量上的增强图像,最后合成增强的 RGB 图像。采用双边滤波优化增强的 RGB 图像,使得所获得的图像更加接近参考图像。实验表明,本文所提算法,对于处理合成的低照度图像,峰值信噪比最高可达 25.931 1 dB,结构相似度最高可达 0.945 2;对于处理真实的低照度图像,盲图像质量评估指标高于其他算法,且运行速度更快。

关键词:低照度图像增强;双残差网络;特征提取;Retinex 理论

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0168

Low-light image enhancement based on dual-residual convolutional network

CHEN Qing-jiang*, QU Mei

(School of Science, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: In order to solve the current problem about low-light image enhancement, an algorithm of image enhancement based on dual-residual convolutional network is proposed. First, according to Retinex theory, the normal-light image is synthesized into low-light image, the synthetic is decomposed onto the three components of R, G and B, and learning the mapping relations between low-light image and normal-light image on all components through the module of feature extraction as well as dual-residual. Then the enhanced image on all components can be obtained, and finally the enhanced RGB image is synthesized. Subsequently, the bilateral filtering is used to optimize the enhanced RGB image so that the obtained image is analogical to the reference image. The experiment results show that the algorithm proposed in this paper, whose Peak Signal to Noise Ratio can reach up to 25.931 1 dB and Structural Similarity Index can reach up to 0.945 2 in terms of processing synthesized low-light image, and whose novel blind image quality assessment can exceed other compared algorithms and the algorithm in this paper goes faster in terms of processing real low-light image. Therefore, the proposed al-

收稿日期:2020-06-26;修订日期:2020-09-08.

基金项目:国家自然科学基金(No.61403298);陕西省自然科学基金(No.2015JM1024)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61403298); Natural Science Foundation of Shanxi Province(No.2015JM1024)

* 通信联系人, E-mail: qjchen66xytu@126.com

gorithm is superior to the contrast algorithms.

Key words: low-light image enhancement; dual-residual network; feature extraction; Retinex theoretical model

1 引言

在低照度环境下拍摄的图像常存在曝光不足以及对比度低的问题,给后续图像处理带来严峻的挑战,因此低照度图像增强已经成为计算机视觉领域的一个研究热点。近年来,基于直方图的方法以及由 LAND^[1] 提出的 Retinex 理论模型在低照度图像增强领域取得了重大突破,如 Pizer 等人^[2] 和 Reza 等人^[3] 先后提出 AHE 算法和 CLAHE 算法增强低照度图像,但增强后的图像往往会出现颜色失真现象。Jobson 等人^[4] 利用高斯平滑函数估计原图像的亮度分量,提出单尺度 Retinex(SSR)方法。LIN 等人^[5] 将多个不同尺度的 SSR 线性加权求和,提出多尺度 Retinex(MSRCR)方法。Fu 等人^[6] 提出了一种基于融合的单背光低照度图像增强算法。Ying 等人^[7] 提出了一种双曝光融合算法,以提高精确的对比度和亮度增强,从而实现低照度图像增强。Ren 等人^[8] 提出基于 Retinex 模型的弱光图像联合去噪与增强算法。虽然以上方法在低照度图像增强领域取得了很大的进展,但增强后的图像,亮度恢复不够,容易造成图像的细节丢失,仍有一定的局限性。

最近,随着深度学习的快速发展,深度学习在目标识别^[9-12]、超分辨率重建^[13-14] 以及图像去雨^[15-16] 等方面取得优于传统算法的效果。一些学者也将深度学习应用于图像增强领域,如 Li 等人^[17] 通过将浅层的 Lightnet 网络和 Retinex 模型结合,实现低照度图像增强;Ma 等人^[18] 提出深度卷积神经网络(DCNN)实现低照度图像增强,从而获得增强后的图像。

本文提出一种与以往通过估计低照度图像中照度分量,或将 RGB 图像转换到其他颜色空间不同的预处理的分解方法。将 RGB 图像分解在 R、G 和 B 三个分量上,通过不同尺度卷积分别提取各分量的特征信息,分别使用双残差模块进行训练,重建后获得增强的 R、G 和 B 三个分量的图像,进而得到增强后的 RGB 图像。最终,采用双边滤波对其进一步优化。

2 Retinex 理论模型

Retinex 理论模型是 LAND^[1] 提出的色感一致性模型,该模型认为人眼观察到的图像是光照图像和反射率图像的乘积。该模型可表示为:

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

式中: (x, y) 表示像素的空间二维坐标, $S(x, y)$ 表示观察到的图像, $L(x, y)$ 表示照度分量, $R(x, y)$ 表示本身的反射分量。

Retinex 模型图如图 1 所示。

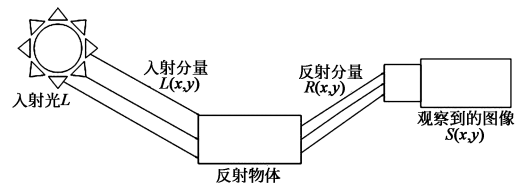


图 1 Retinex 模型图

Fig.1 Diagram of Retinex model

3 增强算法

本文所提算法,没有直接估计照度分量或将 RGB 图像转换到其他颜色空间输入到网络中训练。经大量实验统计发现,在低照度图像的 RGB 色彩空间中,照度对 R(红)、G(绿)、B(蓝)三个分量都有显著的影响,因此本文将低照度的 RGB 图像以及正常照度的 RGB 图像分别分解在 R、G、B 三个分量上,并构建残差网络进行训练,获得增强后的三个分量图像,合成后可得到增强的 RGB 图像。本文提出的残差网络由 1 个特征提取模块、3 个双残差模块以及 1 个重建模块三部分组成。所提的网络结构如图 2 所示,双残差模块结构如图 3 所示。

3.1 特征提取模块

采用多尺度的滤波器分别对 R、G、B 三个分量卷积,获得大量低照度图像的分量特征信息,进而捕获特征信息的设计属性和结构属性。在这一模块设置的卷积核的尺寸分别为 1×1 , 3×3 , 5×5 , 7×7 , 每层卷积核的个数均为 16。通过不同

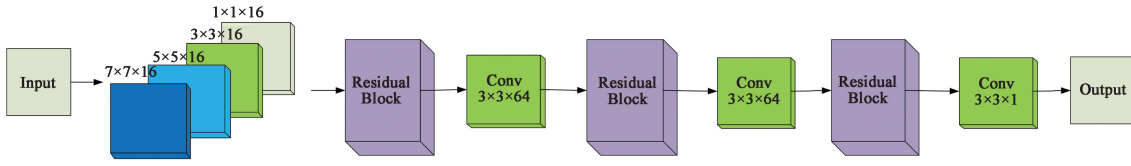


图2 本文的网络结构

Fig.2 Network structure proposed in this paper

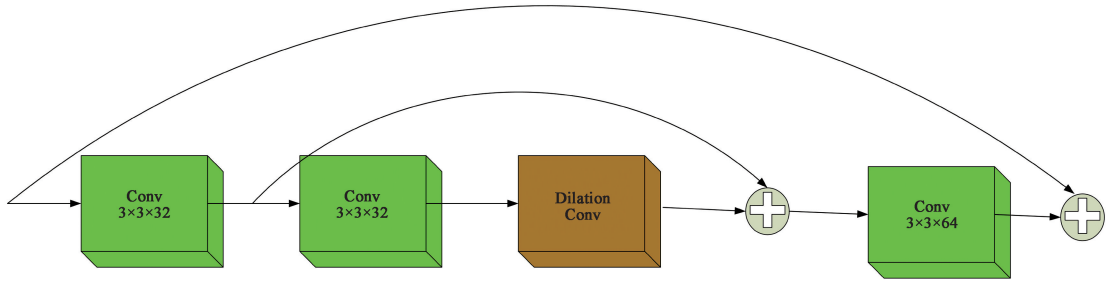


图3 双残差模块结构

Fig.3 Dual-residual module structure

尺度的卷积提取特征图,使网络训练速度提高。该模块的计算公式为:

$$F_i(Y) = W_i * F_{i-1}(Y), \quad (2)$$

式中: $F_i(Y)$ 为输出的第 i 层的特征图, W_i 为第 i 层的卷积核, $F_{i-1}(Y)$ 为第 $i-1$ 层的特征图, $*$ 表示卷积操作。本文除最后一层,其余每层的末端都使用参数修正线性单元(Prelu)作为激活函数。该激活函数的计算公式为:

$$P_{\text{Relu}}(x_i) = \max(x_i, 0) + a_i \max(0, x_i), \quad (3)$$

式中: x_i 为第 i 层的正区间输入信号, a_i 为第 i 层的负区间的权系数。除最后一层外,其余各层最终输出为:

$$F_{si}(Y) = P_{\text{Relu}}(W_{si} * Y + B_s), \quad (4)$$

式中: B_s 为第 s 层的偏置。

3.2 双残差模块

随着网络层数的加深,容易出现梯度弥散、特征信息丢失等问题,本文利用双残差模块来解决此问题。采用3个相同的双残差模块,每个双残差模块由内、外两个残差单元和一个 $3 \times 3 \times 64$ 的卷积层构成。其中,内部残差单元是由一个 $3 \times 3 \times 32$ 的卷积层和一个扩张率为2的扩张卷积层组成,外部残差单元由两个大小分别为 $3 \times 3 \times 32$ 和 $3 \times 3 \times 64$ 的卷积层和内部残差单元组合而成。通过使用大小为 3×3 的卷积层以及扩张率为2

的扩张卷积。不仅保证了特征图的输出表达能力,而且在不改变输出特征图的同时,有效提高了网络的感受野。从而实现网络的收敛速度加快和梯度的保持。

3.3 重建模块

通过重建模块,将图像的特征信息从特征空间映射到图像空间,该模块设计1个卷积层进行图像重建,使用大小为 $3 \times 3 \times 1$ 的卷积层,加快网络的收敛速度,提高网络的训练精度。该卷积层用函数表示为:

$$F_{ni}(Y) = W_{ni} * F_{(n-1)i}(Y) + B_n, \quad (5)$$

式中: F_{ni} 表示第 n 层第 i 组的特征图, W_{ni} 表示第 n 层第 i 组的卷积核, Y 表示输入图像, B_n 表示第 n 层的偏置。

利用均方误差损失函数(Mean Square Error, MSE)来计算输入的正常照度图像与增强后的RGB图像二者差值的平方和。其计算公式为:

$$L(y_i, x_i) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|y_i - x_i\|_2^2, \quad (6)$$

式中: y_i 表示第 i 组正常照度图像值, x_i 表示网络的第 i 组输出值, N 为样本的训练数目。利用自适应矩阵估计法(Adam)和网络反向传播算法来最小化MSE的值,从而优化网络参数。

3.4 利用双边滤波优化图像

为了提高增强后的图像质量,本文采用双边

滤波算法进行优化。双边滤波算法考虑到像素间的距离因素和灰度值因素,对二者进行非线性组合,自适应地滤波,因此,它对图像具有较好边缘保护能力,能够保留图像大量的细节特征。双边滤波的计算公式为:

$$J_s = \frac{1}{k(s)} \sum_{p \in \Omega} f(p-s) g(I_p - I_s) I_p, \quad (7)$$

式中: J_s 表示中心像素 s 经过双边滤波处理的结果, I_p 和 I_s 分别表示像素 p, s 的亮度值, Ω 为中心像素的领域, f, g 分别为空间域和亮度域的高斯平滑函数。 $k(s)$ 为归一化函数,其表达式为:

$$k(s) = \sum_{p \in \Omega} f(p-s) g(I_p - I_s). \quad (8)$$

4 实验与结果分析

本节描述了实验数据、实验设置及步骤。为了验证本文算法的效果,对合成和真实的低照度图像数据集,在主观和客观上与经典算法结果对

比分析。选取的经典对比算法主要有: Fu 算法^[6]、Ying 算法^[7]、Ren 算法^[8]、Dong 算法^[14] 和 Li 算法^[17]。

4.1 实验数据及实验设置

基于 Retinex 理论模型,本文从数据集 Berkeley Segmentation Dataset^[19] 中选取正常照度图像,通过光照分量 I 在 $(0,1)$ 随机取值,获取低照度图像。将合成的 140 幅低照度图像作为训练数据集,52 幅作为测试数据集。图 4 展现了正常照度图像、低照度图像以及它们分别对应的 R、G、B 三个分量的图像。

本文在软件 Matlab R2016a 内基于 caffe 框架进行网络训练并测试。在训练过程中,采用的学习率数值为 0.000 1、动量数值为 0.9、迭代次数为 2.7×10^5 次、卷积核的初始状态为高斯分布。该网络训练采用少量多次的方法,批处理大小为 6,使用 Adam 算法对网络进行优化。本次实验的计算机 GPU 配置为 Nvidia GTX 1060。

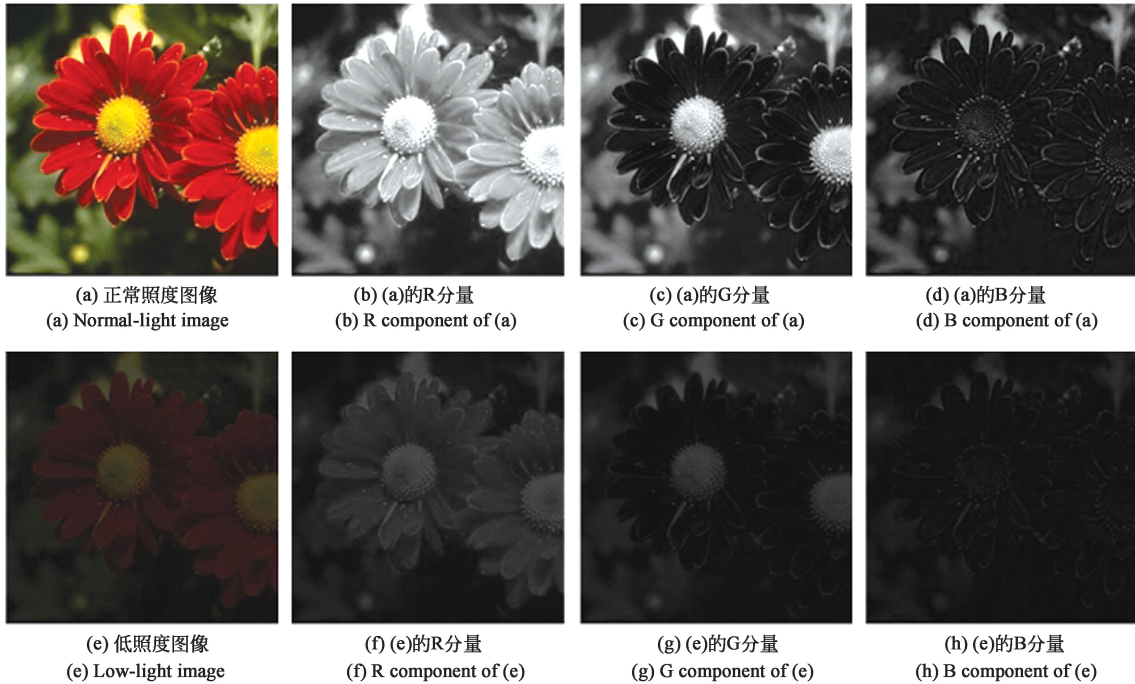


图 4 正常照度图像、低照度图像以及它们分别对应的 R、G、B 三个分量的图像。

Fig.4 Normal-light image, low-light image, and their corresponding R, G, and B components.

实验步骤:

(1) 获取低照度图像数据集: 利用 Retinex 模型在所用的数据集上获得低照度图像;

(2) 分解不同类型图像: 将低照度和正常照度 RGB 图像同时分解在 R、G、B 三个分量上;

(3) 训练不同类型图像的分量: 利用残差网络模型训练并测试低照度和正常照度 RGB 图像的 3 个分量;

(4) 训练后合成: 将获得的 3 个分量图像合成为 RGB 图像, 即增强的 RGB 图像;

(5)优化图像:利用双边滤波对增强的 RGB 图像进行优化,获得清晰的增强后的图像;

(6)第一组参照对比:对比网络训练后的正常照度的 RGB 图像,观察增强后的 RGB 图像

效果。

(7)第二组参照对比:对比真实的低照度图像,观察增强后的 RGB 图像效果;

所提算法流程图如图 5 所示。

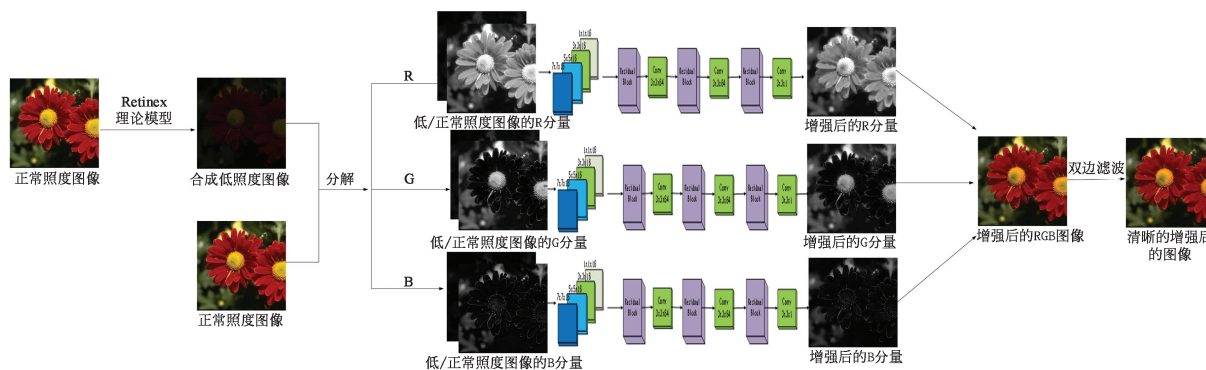


图5 所提算法流程图

Fig.5 Flow chart of proposed algorithm

4.2 对合成的低照度图像实验结果分析

为验证本文算法在处理合成的低照度图像上的优越性,与同等条件下的其他算法对比。从中选取 3 幅低照度图像,利用不同算法处理后的效果如图 6~图 8 所示。

从主观上可以看出,Fu 算法^[6]与 Ren 算法^[8]

二者对低照度图像有一定的增强,但在亮度恢复上远远不够,图像照度较暗;Ying 算法^[7]使得增强后的图像颜色偏白,不符合真实场景;而 Dong 算法^[14]和 Li 算法^[17]在图像的细节纹理恢复上有明显的提高,但在亮度上还有一些欠缺。而本文算法的增强效果在亮度上相比于其他算法

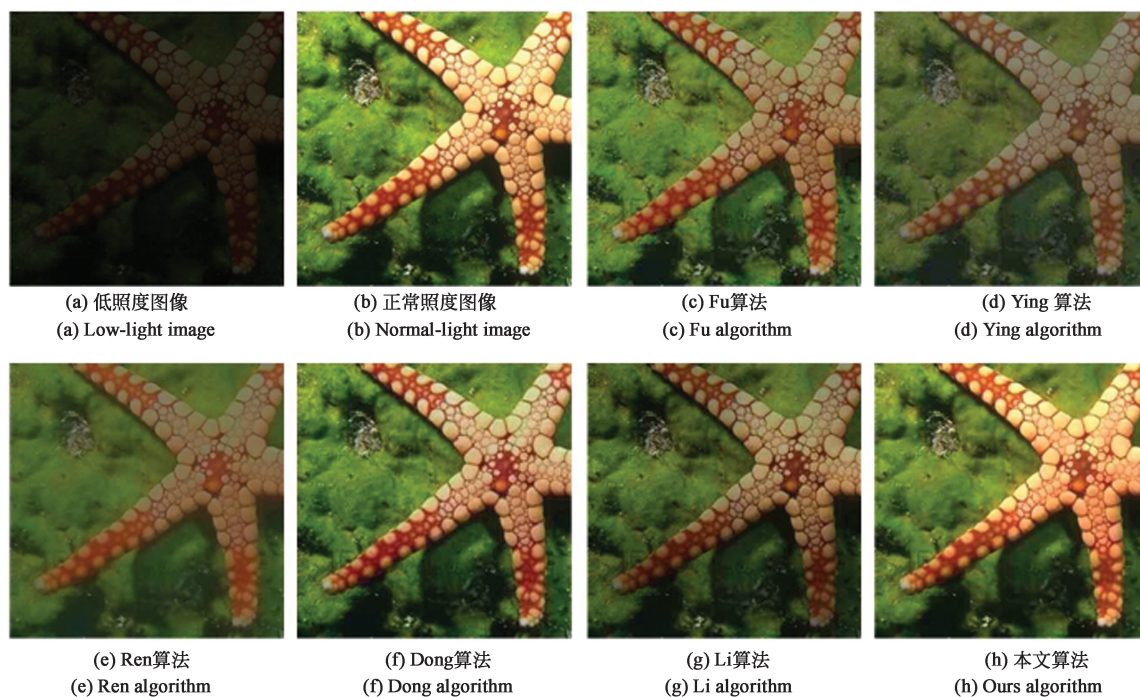


图6 不同算法处理低照度图像 Starfish 的结果

Fig.6 Results of processing low-light images Starfish by different algorithms

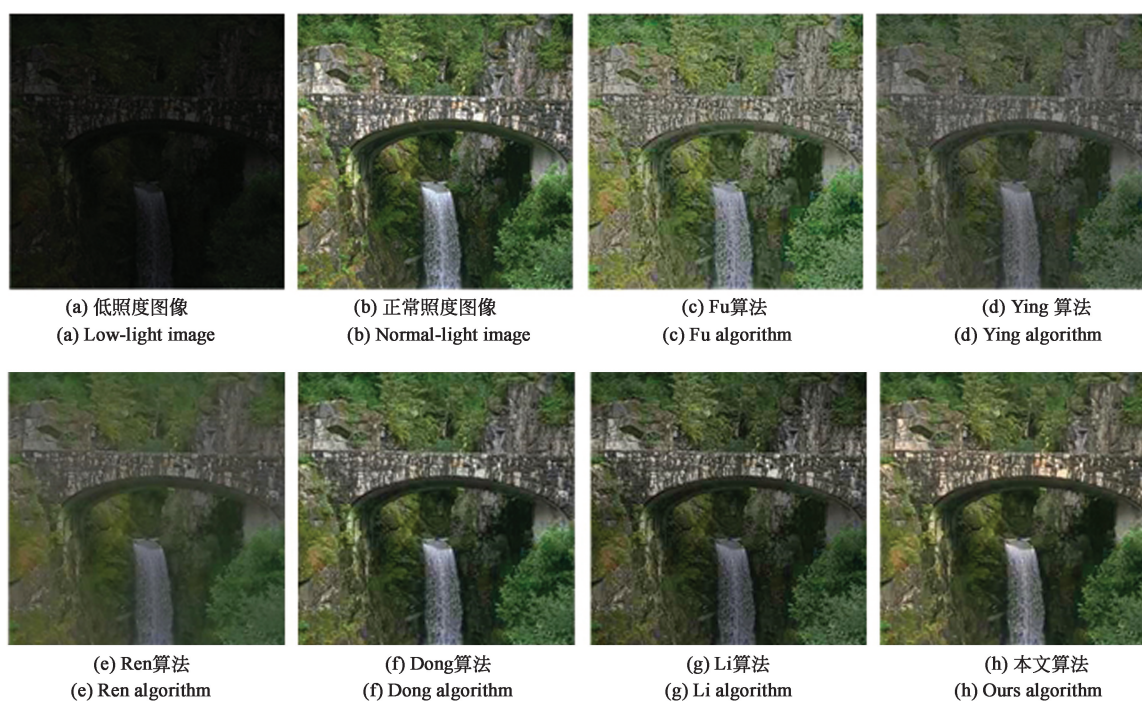


图 7 不同算法处理低照度图像 Bridge 的结果

Fig.7 Results of processing low-light images Bridge by different algorithms

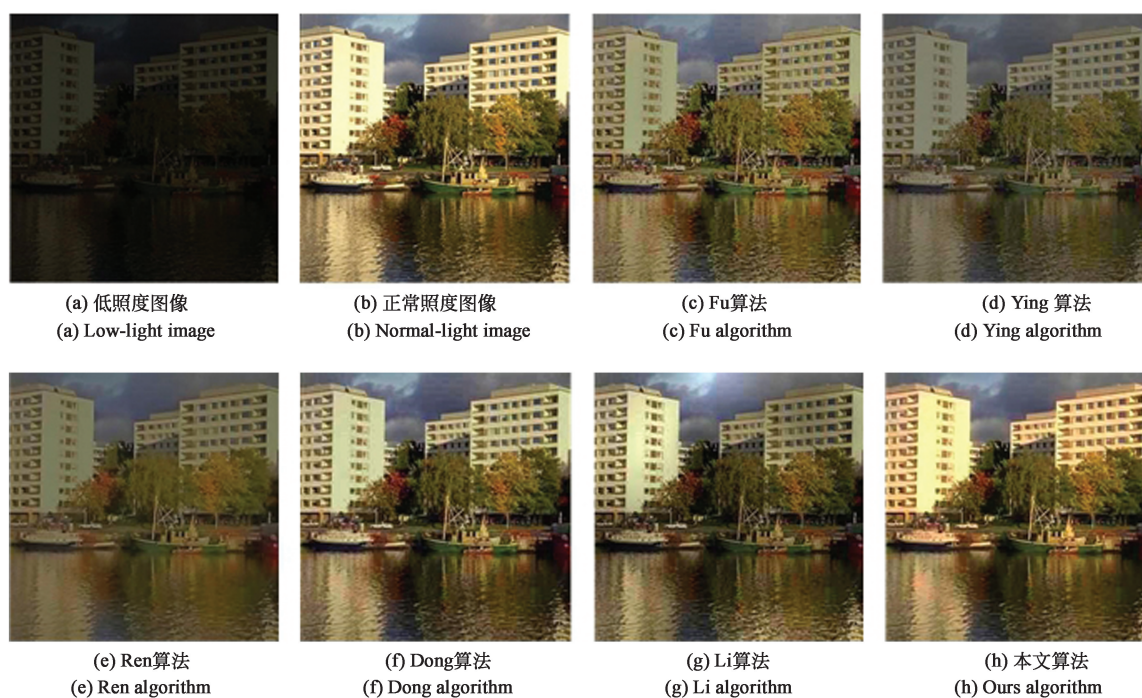


图 8 不同算法处理低照度图像 Building 的结果

Fig. 8 Results of processing low-light images Building by different algorithms

有很大的提高,而且更完整地表达了局部细节信息。

从客观上,使用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、结构相似度(Structural

Similarity Index, SSIM)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和信息熵(Information entropy)重要的图像评价指标来衡量增强获得最终正常照度图像的质量。

各个评价指标的计算公式为:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255}{\sqrt{|x-y|^2}}, \quad (9)$$

式中: x 为正常照度的图像, y 为增强后的图像。峰值信噪比可以用来评价图像质量, 其值越高, 表明处理后图像增强效果越好, 反之效果越差。

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + a_1)(2\delta_{xy} + a_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + a_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + a_2)}, \quad (10)$$

式中: x , y 分别为增强的图像和参考的正常照度的清晰图像, μ_x 为 x 的平均值, μ_y 为 y 的平均

值, δ_x^2 为 x 的方差, δ_y^2 为 y 的方差, δ_{xy} 为 x 和 y 的协方差。 a_1 和 a_2 是比较小的常数, 以避免分母为 0 而出现的系统不稳定现象, SSIM 的取值在 $[0, 1]$ 。SSIM 的值越大, 意味着图像失真越小, 增强效果越好。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - X)^2}{n}}, \quad (11)$$

式中: Y 为正常照度图像, X 为增强后的图像, n 为图像像素总数。均方根误差表示增强后的图像与参考的正常照度图像之间的差异, RMSE 的值越小, 表示增强的效果越好。

$$H(X) = E[\log_2 P(X)^{-1}], \quad (12)$$

式中: X 表示随机变量, $P(X)$ 表示输出概率函数。信息熵是指图像包含信息量多少程度的物理量。其值越大, 包含的信就越多, 表明增强效果越好。如表 1~表 3 所示。

表 1 图像 Starfish 采用不同算法增强后评价指标结果

Tab.1 Evaluation indicators results by different enhancing algorithms for image Starfish

Evaluation indicators	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
PSNR(dB)	17.529 9	15.161 9	14.813 9	22.113 5	14.916 1	25.931 1
SSIM	0.884 4	0.735 4	0.797 4	0.928 1	0.776 7	0.945 2
RMSE	0.033 3	0.040 0	0.039 7	0.038 6	0.046 3	0.027 9
Information entropy(bit)	7.349 2	6.871 7	6.898 5	7.565 0	7.176 2	7.625 2

表 2 图像 Bridge 采用不同算法增强后评价指标结果

Tab.2 Evaluation indicators results by different enhancing algorithms for image Bridge

Evaluation indicators	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
PSNR(dB)	20.365 0	19.632 3	18.240 1	22.904 5	18.431 1	23.690 6
SSIM	0.767 4	0.668 7	0.625 6	0.806 9	0.732 5	0.807 2
RMSE	0.036 4	0.033 2	0.035 3	0.033 8	0.042 8	0.030 8
Information entropy(bit)	7.112 6	6.512 0	6.302 6	7.157 9	6.896 6	7.192 7

表 3 图像 Building 采用不同算法增强后评价指标结果

Tab.3 Evaluation indicators results by different enhancing algorithms for image Building

Evaluation indicators	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
PSNR(dB)	16.696 0	13.968 0	13.380 7	20.700 7	16.687 6	23.281 8
SSIM	0.842 3	0.691 4	0.717 4	0.878 6	0.816 6	0.891 4
RMSE	0.033 8	0.040 2	0.040 2	0.039 2	0.040 9	0.029 3
Information entropy(bit)	7.387 7	6.952 9	6.860 3	7.703 6	7.682 7	7.743 2

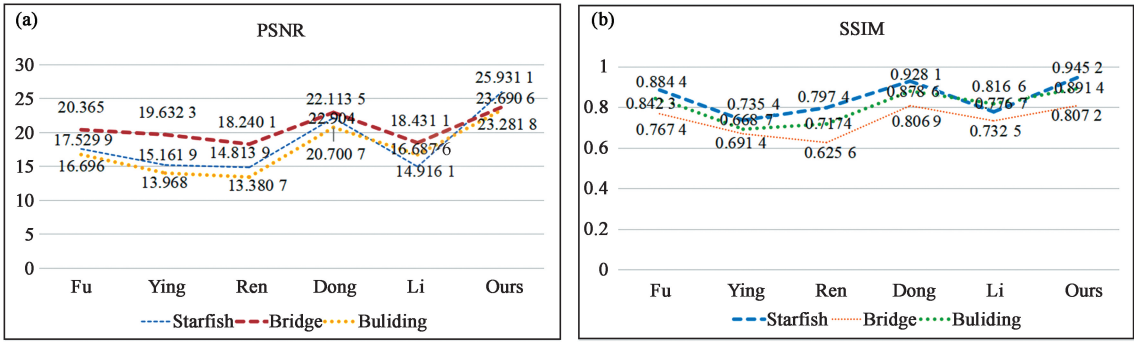


图 9 峰值信噪比(a)和结构相似度(b)的对比结果

Fig.9 Comparison results of PSNR (a) and SSIM (b)

从客观方面可以看出,根据表 1~表 3,以及图 9,本文所提算法在峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)、均方根误差(RMSE)和信息熵(Information entropy)这些评价指标都要优于其他对比算法,说明本文的算法对于增强低照度图像有很大的提升。

为证明本文所提的双残差模块在增强低照度

图像上的效果,运用控制变量法,在网络深度不变的前提下,将网络中的双残差模块分别替换为仅含有卷积层模块和常规的残差模块,对模型进行分析。采用常用的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)对 3 种模型进行定量测评。表 4 为实验结果对比值。

由表 4 可知,本文所提的双残差网络模型,其

表 4 不同模块的 PSNR(单位:分贝)和 SSIM 的对比结果

Tab.4 Comparison results of PSNR(Unit:dB) and SSIM of different modules

评价指标		仅含卷积层模块	常规的残差模块	双残差模块
Starfish	峰值信噪比	22.763 7	23.979 9	25.931 1
	结构相似度	0.924 4	0.939 4	0.945 2
Bridge	峰值信噪比	22.476 9	23.289 3	23.690 6
	结构相似度	0.788 9	0.800 6	0.807 2
Building	峰值信噪比	21.253 8	22.006 1	23.281 8
	结构相似度	0.874 2	0.880 2	0.891 9

峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)最高可达 25.931 1 dB 和 0.945 2,都优于其他两种网络模型。

4.3 对真实的低照度图像实验结果分析

本文算法在处理合成的低照度图像上具有明显的增强效果。为了进一步证明本文算法的优越性,基于真实的低照度图像,本文算法与其他 5 种算法进行对比如图 10~图 11 所示。图 10 和图 11 分别是 Fu 算法^[6]和 MEF^[20]数据集集中的真实的低照度图像。

为验证本文算法处理真实低照度图像的效果,采用盲图像质量评估方法(NBIQA)、图像均

值(Image average)、平均梯度(Average Gradient)和标准差(Standard Deviation)4 个重要的无参考图像的评价指标以及算法运行时间,对增强后的图像进行定性对比。盲图像质量评估的值通常在 0 和 100 之间,其值越小,表示图像质量越好。图像均值表示图像亮度大小的物理量,其值越小,其亮度越低。平均梯度表示图像纹理细节的变化特征,其值越大,图像越清晰。标准差表示灰度均值的离散程度,其值越大,图像质量越好。4 个评价指标值对比结果如表 5~表 6 所示,运行时间对比结果如表 7 所示。



图 10 不同算法处理真实的低照度图像 Pocky 的结果

Fig. 10 Results of processing real low-light images Pocky by different algorithms



图 11 不同算法处理真实低照度图像 Palace 的结果

Fig.11 Results of processing the real low-light image Palace by different algorithms

一些评价指标的计算公式为:

图像均值:

$$M = \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N I(i, j), \quad (13)$$

式中： N 为像素总个数。

平均梯度：

$$G = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2}{2}}, \quad (14)$$

式中： $M \times N$ 为图像的大小， $\frac{\partial f}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial y}$ 分别表示水平方向和垂直方向的梯度。

标准差：

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}}, \quad (15)$$

式中： n 为图像像素总数， X_i 为对低照度图像增强后的图像的像素值， $\bar{X}$ 为增强后的图像像素值的均值。

表 5 图像 Pocky 采用不同算法增强后评价指标结果

Tab.5 Evaluation indicators results by different enhancing algorithms for image Pocky

Evaluation indicators	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
NBIQA	39.221 5	37.916 9	43.771 2	39.596 6	39.456 6	38.534 4
Image Average	79.481 2	80.252 5	88.290 6	109.851 7	83.212 5	112.500 9
Average Gradient	4.622 4	4.409 8	3.309 5	5.320 8	3.958 0	5.675 7
Standard Deviation	87.188 6	6.512 0	6.302 6	7.157 9	6.896 6	7.192 7

表 6 图像 Palace 采用不同算法增强后评价指标结果

Tab.6 Evaluation Indicators results by different enhancing algorithms for image Palace

Evaluation indicators	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
NBIQA	37.730 5	37.149 6	34.836 6	35.078 2	34.861 1	34.001 6
Image Average	70.592 2	76.120 2	79.313 9	92.922 5	52.623 2	93.408 0
Average Gradient	6.901 0	6.033 8	5.134 2	8.323 3	4.988 3	8.366 3
Standard Deviation	42.543 3	40.333 9	39.388 8	70.692 6	39.032 2	69.552 7

表 7 不同算法的运行时间对比结果(单位:s)

Tab.7 Run-time comparison results by different algorithms (Unit: s)

Image	Fu	Ying	Ren	Dong	Li	Ours
Pocky	1.304 147	0.562 391	7.806 604	0.630 554	7.330 000	0.405 303
Palace	1.111 090	0.542 571	7.006 407	0.524 347	7.877 522	0.367 636

对于图 10~图 11,从主观方面,Fu 算法^[6]、Ying 算法^[7]以及 Ren 算法^[8]对于增强后的图像在亮度恢复上还不够,增强后的图像在色彩上不够自然;而 Dong 算法^[14]虽然对于亮度有明显效果,但对于 Pocky 图像的部分纹理细节增强过度;Li 算法^[17]增强后的图像出现了伪影,视觉上不清晰。本文算法增强后的图像在亮度和色彩恢复上更加自然,视觉效果更佳。从客观方面,在表 5~表 6 中,对不同的评价指标,总体上本文算法要优于其他对比算法,增强低照度图像效果显著。

根据表 7 可知,本文算法的运行时间最短,效率最高,应用更方便。

5 结 论

本文提出的基于双残差卷积网络的低照度图像增强算法,改进了传统算法直接处理照度分量或直接分解到其他颜色空间。所提算法构造双残差网络,分别对 R、G、B 三个分量进行训练,有效地提高了网络模型的预测精度。其次,

本文采用的残差模块改进了常用的残差单元,通过使用卷积层和扩张卷积层构成的内外双残差网络模块,增大图像的感受野,加速网络的收敛。最终,再对增强后的 RGB 图像使用双边滤

波进行优化,保留了图像更多的边缘信息。实验结果表明,与其他对比算法相比,所提算法不仅有较好的增强效果,也加快了运行速度,能更好地应用于实际。

参 考 文 献:

- [1] LANDE H. The retinex theory of color vision [J]. *Scientific American*, 1977, 237(6): 108-128.
- [2] PIZER S M, AMBURN E P, AUSTIN J D, *et al.* Adaptive histogram equalization and its variations [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, 39(3): 355-368.
- [3] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, 38(1): 35-44.
- [4] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- [5] LIN H N, SHI Z W. Multi-scale retinex improvement for nighttime image enhancement [J]. *Optik*, 2014, 125(24): 7143-7148.
- [6] FU X Y, ZENG D L, HUANG Y, *et al.* A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images [J]. *Signal Processing*, 2016, 129: 82-96.
- [7] YING Z Q, LI G, GAO W. A bio-inspired multi-exposure fusion framework for low-light image enhancement [J]. *arXiv:1711.00591*, 2017.
- [8] REN X T, LI M D, CHENG W H, *et al.* Joint enhancement and denoising method via sequential decomposition [C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Florence, Italy: IEEE, 2018: 1-5.
- [9] 刘峰,沈同圣,马新星,等.基于多波段深度神经网络的舰船目标识别[J].*光学精密工程*, 2017, 25(11): 2939-2946.
LIU F, SHEN T S, MA X X, *et al.* Ship recognition based on multi-band deep neural Network [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(11): 2939-2946. (in Chinese)
- [10] 谢冰,段哲民,郑宾,等.基于迁移学习 SAE 的无人机目标识别算法研究[J].*红外与激光工程*, 2018, 47(6): 0626001.
XIE B, DUAN Z M, ZHENG B, *et al.* Research on UAV target recognition algorithm based on transfer learning SAE [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(6): 0626001. (in Chinese)
- [11] 梁华,宋玉龙,钱锋,等.基于深度学习的航空对地小目标检测[J].*液晶与显示*, 2018, 33(9): 793-800.
LIANG H, SONG Y L, QIAN F, *et al.* Detection of small target in aerial photography based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(9): 793-800. (in Chinese)
- [12] 黄乐弘,曹立华,李宁,等.深度学习的空间红外弱小目标状态感知方法[J].*中国光学*, 2020, 13(3): 527-536.
HUANG L H, CAO L H, LI N, *et al.* A state perception method for infrared dim and small targets with deep learning [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(3): 527-536. (in Chinese)
- [13] 吴磊,吕国强,赵晨,等.基于多尺度残差网络的 CT 图像超分辨率重建[J].*液晶与显示*, 2019, 34(10): 1006-1012.
WU L, LYU G Q, ZHAO C, *et al.* CT image super-resolution reconstruction based on multi-scale residual network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(10): 1006-1012. (in Chinese)
- [14] DONG C, LOY C C, HE K M, *et al.* Learning a deep convolutional network for image super-resolution [C]//*Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision-ECCV 2014*. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 184-199.
- [15] CHEN T Y, FU C Z. Single-image-based rain detection and removal via CNN [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018, 1004: 012007.
- [16] GUO Y C, LI C, LIU Q. R²N: a novel deep learning architecture for rain removal from single image [J]. *Com-*

- puters, *Materials & Continua*, 2019, 58(3): 829-843.
- [17] LI C Y, GUO J C, PORIKLI F, *et al.* LightenNet: a convolutional neural network for weakly illuminated image enhancement [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 104: 15-22.
- [18] 马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0210004.
MA H Q, MA S P, XU Y L, *et al.* Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0210004. (in Chinese)
- [19] CHEN X Y, WANG S A. Superpixel segmentation based on Delaunay triangulation [C]//*Proceedings of the 23rd International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP)*. Nanjing, China: IEEE, 2016: 1-6.
- [20] MA K, ZENG K, WANG Z. Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3345-3356.

作者简介:



陈清江(1966—),男,河南信阳人,博士,教授,2006年于西安交通大学获博士学位,主要从事小波分析、图像处理与信号处理方面的研究。E-mail: qjchen66xytu@126.com



屈梅(1999—),女,陕西汉中人,硕士研究生,2018年于咸阳师范学院获得学士学位,主要从事小波分析、图像处理与信号处理方面的研究。E-mail: 862907196@qq.com