

一种基于反转融合框架的图像曝光校正方法

郑剑, 刘豪, 于祥春*, 郑炽

江西理工大学信息工程学院, 江西 赣州 341000

摘要 针对单幅图像中存在非正常曝光的问题, 在去雾模型能够有效解决图像曝光校正问题的理论指导下, 对去雾模型中的透射率进行改进, 提出了一种基于反转融合框架的图像曝光校正方法。首先, 对过度曝光的局部高光光源进行雾度建模, 采用改进去雾模型完成过度曝光校正任务; 针对曝光不足校正问题, 通过反转操作得到伪雾图像。然后联合去雾模型及视网膜大脑皮层(Retinex)理论和去雾方法间的对偶性得到曝光不足区域校正的结果图像。最后, 借助多尺度图像融合技术生成新的金字塔权重图, 利用拉普拉斯金字塔重建图像得到最终的校正结果。将所提方法与四种主流图像校正方法进行对比, 结果表明, 该方法能够有效解决单幅图像中的非正常曝光问题, 并且最大限度减少图像失真、光晕伪影等因素的干扰。

关键词 去雾模型; 图像曝光校正; Retinex 理论; 反转融合框架; 多尺度图像融合

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1210002

Image Exposure Correction Method Based on Inversion Fusion Framework

Zheng Jian, Liu Hao, Yu Xiangchun*, Zheng Chi

*School of Information and Engineering, Jiangxi University of Science and Technology,
Ganzhou 341000, Jiangxi, China*

Abstract It has been theoretically proven that dehazing models can effectively solve image exposure correction. To solve the abnormal exposure in a single image, we improved the transmittance in the dehazing model and proposed an image exposure correction method using the inversion fusion framework. First, we performed haze modeling for the overexposed high-intensity light source in the local area. Thereafter, we used the improved dehazing model to complete the overexposure correction task. For the underexposure correction problem, we obtained the pseudo-haze image using the inversion operation. The underexposure correction result image was obtained by combining the dehazing model and duality formula between the Retinex theory and dehazing method. Finally, we generated a new pyramid weight map using multiscale image fusion technology, and the final correction result was obtained via Laplacian pyramid reconstruction. Furthermore, we compared the proposed method with four mainstream image correction methods. The experimental results show that the proposed method corrects the abnormal exposure areas of a single image and minimizes the interference image distortion and halo artifacts.

Key words dehazing model; image exposure correction; Retinex theory; inversion fusion framework; multi-scale image fusion

收稿日期: 2021-04-20; 修回日期: 2021-05-20; 录用日期: 2021-06-02

基金项目: 国家自然科学基金(61462034, 61563069)、江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ170517, GJJ190468)

通信作者: *yuxc@jxust.edu.cn

1 引言

受限于成像设备的材质与大小,当拍摄场景下的动态范围超出成像设备所能捕获的范围时,无论选择何种曝光模式,高亮区域或低暗区域的信息都会有一定程度的丢失,出现非正常曝光问题,导致图像初始细节信息损失。非正常曝光(包括曝光不足和过度曝光)是图像质量降低的一个重要原因^[1],因此非正常曝光场景下的图像增强问题研究受到越来越多的关注。针对非正常曝光问题的图像增强技术被广泛用于视频监控、医疗影像、证件照修复^[2]等领域。虽然已有许多学者将曝光补偿技术集成到成像过程中,但非正常曝光问题仍未完全解决,在多媒体设备及视觉感官上实现曝光校正仍具有重要的研究意义。

近些年,一些学者针对曝光校正任务提出了具有代表性的图像增强方法。其中,一些研究者通过优化硬件设计以增大所捕获的动态范围信息;此外,借助多动态融合技术来提高高动态范围(HDR)可视化^[3]的方法同样取得了良好效果。受成本、材料等限制,上述方法在一定程度上存在代价昂贵、设计不合理等问题,通常无法处理多媒体设备中已获取的曝光图像。早期 Soni 等^[4]在曝光校正任务上提出了受限自适应直方图均衡化算法(CLAHE)。同时,Retinex 理论^[5]在曝光不足图像校正任务中发挥了至关重要的作用,据此,Rahman 等^[6]提出了带颜色恢复的多尺度 Retinex 算法(MSRCR),Lin 等^[7]提出了基于双边滤波的 Retinex 增强算法。Fu 等^[8]利用一些简单的先验假设方法估计 Retinex 理论中的入射光及反射光强度。Guo 等^[9]提出一种简单逐个像素估计照明度而后进一步细化的增强方法(LIME)。在仅考虑图像分布的情况下,增强后的图像还存在颜色失真、光晕伪影等问题。Wei 等^[10]通过调整曝光时间建立了一个具有正常曝光和曝光不足数据对的新数据集,并且开发了增强网络 RetinexNet。Yu 等^[11]基于生成对抗学习提出一种通过局部处理融合方式处理曝光校正的方法。令人不太满意的是,上述方法仍存在未知光晕伪影等问题,且对数据集质量要求较高;而且目前普遍缺乏同一场景下不同曝光程度的成对数据集,构建新的成对数据集成本较高;此外,在现实生活中,曝光不足和过度曝光现象往往共存于单幅图像中。

针对上述方法的缺陷和局限性,本文结合去雾

模型提出一种反转融合模块的单幅图像曝光校正方法。相比传统 Retinex 理论或其他图像增强方法,本文中介绍的方法能够有效解决单一图像曝光校正问题。结合实验结果与主客观评价标准分析,该方法对先前图像增强方法易出现的图像失真、光晕伪影等干扰均有较大程度的改善。

2 相关理论

在图像去雾方法研究中广泛使用的大气散射退化模型可表示为

$$I_o(x, y) = J(x, y)t(x, y) + A[1 - t(x, y)], \quad (1)$$

式中: (x, y) 代表像素索引,所有图像均视为二值化图像,像素值介于 $[0, 1]$ 之间; $I_o(x, y)$ 为观测图像,即输入的有雾图像(过度曝光图像); $J(x, y)$ 为场景辐射度,即恢复后的无雾图像; $t(x, y)$ 为大气介质透射率; A 为全局大气光强度值。式(1)中右侧第一项为入射光衰减项,第二项为大气光散射项。

2.1 暗通道先验去雾理论

暗通道先验理论(DCP)^[12]认为,在室外光照良好、无雾可见光的 RGB 图像中至少存在一个通道像素强度值极低,可记为 J^{dark} 。

$$J^{\text{dark}}(x, y) = \min_{(m, n) \in \Omega(x, y)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} J^c(m, n) \right], \quad (2)$$

式中: $\Omega(x, y)$ 表示以 (x, y) 为中心点任一微小区域; $J^c(m, n)$ 表示任一 RGB 颜色通道。通常情况下,除去天空区域的其他区域内,其暗通道灰度值几乎趋于 0,即

$$J^{\text{dark}} \rightarrow 0. \quad (3)$$

由式(1)~(3)可计算出局部区域 $\Omega(x, y)$ 大气透射率 $\tilde{t}(x, y)$ 为

$$\tilde{t}(x, y) = 1 - \min_{(m, n) \in \Omega(x, y)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I_o^c(x, y)}{A^c} \right]. \quad (4)$$

在实际图像处理过程中,通常会引入一个调节系数 $\omega \in (0, 1)$ 来保留少量雾度,借此来修正透射率,表示为

$$\tilde{t}(x, y) = 1 - \omega \min_{(m, n) \in \Omega(x, y)} \left[\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I_o^c(x, y)}{A^c} \right]. \quad (5)$$

将估计的大气透射率代入式(1),即可求出恢复后的无雾图像 $J(x, y)$ 。通常情况下为了避免大气透射率趋于 0 时噪声扩大,设置最小系数 $t_0 = 0.1$,于是式(1)变为

$$J(x, y) = \frac{I_o(x, y) - A}{\max(\tilde{t}(x, y), t_0)} + A. \quad (6)$$

2.2 改进后的去雾模型

通常在曝光场景中,图像出现过度曝光是由于场景下存在强光源或存在其他高反射率物体。因此,此场景可看作是正常曝光场景下局部区域有强光源的叠加。如果将强光源视作一层非均匀彩色雾度,则可利用去雾模型来处理曝光问题。将式(1)改写为

$$I_0(x, y) = J(x, y)t(x, y) + A_0[1 - t(x, y)], \quad (7)$$

与式(1)相比,式(7)的变化是将全局大气光 A 替换为 A_0 ,它代表强光源的强度值,即非均匀彩色雾度,在非正常曝光场景中可视作全局平滑,取值为 $A_0 = (1, 1, 1)$ 。 $I_0(x, y)$ 为过度曝光的像素强度。

在过度曝光环境下,与初始雾度模型相比,强光源不仅是高亮光源,还可能是多波长范围。在具有彩色照明的场景下,RGB照明传输中各个通道传输值不同,红色通道传输低于另外两个颜色通道。当大气介质传输恒定时,介质透射率 $t(x, y)$ 可表示为

$$t(x, y) = \exp[-\alpha d(x, y)], \quad (8)$$

式中: α 代表大气散射系数; $d(x, y)$ 表示与光源的距离,即场景景深。与初始雾度模型不同,彩色照明引起的非均匀彩色雾度需在RGB三通道上对透射率进行修正。修正条件应满足:

1) 像素通道值差异大的部分应进行强烈校正,差异较小的部分应进行微调;

2) $t(x, y)$ 透射率调整范围在 $[0, 1]$;

3) 调整应相对式(5)中 $\tilde{t}(x, y)$,且调整方法与式(8)相似。针对上述限制条件,本文提出新的校正透射率方法为

$$T(x, y) = \tilde{t}(x, y) \frac{3I_0(x, y)}{I^R + I^G + I^B}. \quad (9)$$

将优化后的校正透射率 $T(x, y)$ 代入式(7)可得非正常曝光场景中改进后的去雾模型公式:

$$I_0(x, y) = J(x, y)\tilde{t}(x, y) \frac{3I_0(x, y)}{I^R + I^G + I^B} + A_0[1 - T(x, y)]. \quad (10)$$

与采用初始雾度模型相比,采用校正透射率后的去雾模型在彩色光幕区域中取得了更好的可视化效果并获得了更高的色彩对比度。

2.3 Retinex理论和图像去雾的对偶性

由去雾大气散射退化模型式(1)可得

$$t(x, y) = \frac{A - I_0(x, y)}{A - J(x, y)}, t(x, y) \in [0, 1]. \quad (11)$$

在符合大气散射退化模型的条件,大气透射

率范围始终在 $[0, 1]$ 之间。不难看出初始有雾图像的 $I_0(x, y)$ 图像强度始终大于等于通过去雾操作恢复的无雾图像 $J(x, y)$ 。因此,任何有效的去雾方法的出发点都须从降低图像强度开始。

Retinex理论认为人眼所观察到物体的颜色与物体本身的反射率有关,而与投射到人眼的光线关系不大。虽然基于Retinex理论的图像增强算法已取得较好结果,但通过增加图像强度的方式来解决曝光校正问题存在一些限制,例如,它们只能校正受阴影影响的曝光不足的图像,而不能校正过度曝光的图像。Retinex理论在本文中可视为一种图像增强方法,同时文献[13]已证明去雾方法和Retinex理论间的对偶联系,可用公式表示为

$$\text{Dehazing}[I_0(x, y)] = 1 - \text{Retinex}[1 - I_0(x, y)]. \quad (12)$$

由(12)式可知,通过合并,两次反转初始过度曝光图像增强结果可以达到去雾操作的效果。因此在非正常曝光场景中,遵循公式原理,利用改进后的去雾模型,通过合并两次反转增强后的结果得到曝光不足区域的增强结果,在理论上是可行的。

3 单幅图像曝光校正方法

3.1 方法流程及框架

现有图像曝光校正方法多数往往针对单一曝光场景下的图像。但通常情况下过度曝光和曝光不足会共存于同一曝光场景中且不可分割。考虑到仅对一种情况建模无法有效校正2种曝光问题,提出一种反转融合图像增强框架来同时处理2种曝光场景中的校正问题,方法流程示意图如图1所示,具体步骤如下:

1) 输入单幅非正常曝光场景下的图像(曝光不足和过度曝光现象均存在),对两种情况分别处理;

2) 针对过度曝光区域的校正问题,对初始过度曝光图像 $I_0(x, y)$ 利用改进后的去雾模型直接求解得到消除过度曝光影响的校正图像 $J_0(x, y)$;

3) 针对曝光不足区域的校正问题,首先对原始曝光不足图像进行反转得到伪雾图 $I_0'(x, y)$,通过去雾操作得到中间结果图 $J_u(x, y)$,然后二次反转利用去雾方法和Retinex理论的对偶性公式得到曝光不足区域校正后的结果图像 $\text{Retinex}[I_u(x, y)]$;

4) 最后,利用多尺度图像融合技术将过度曝光区域校正后的结果图像 $J_0(x, y)$ 和曝光不足区域校

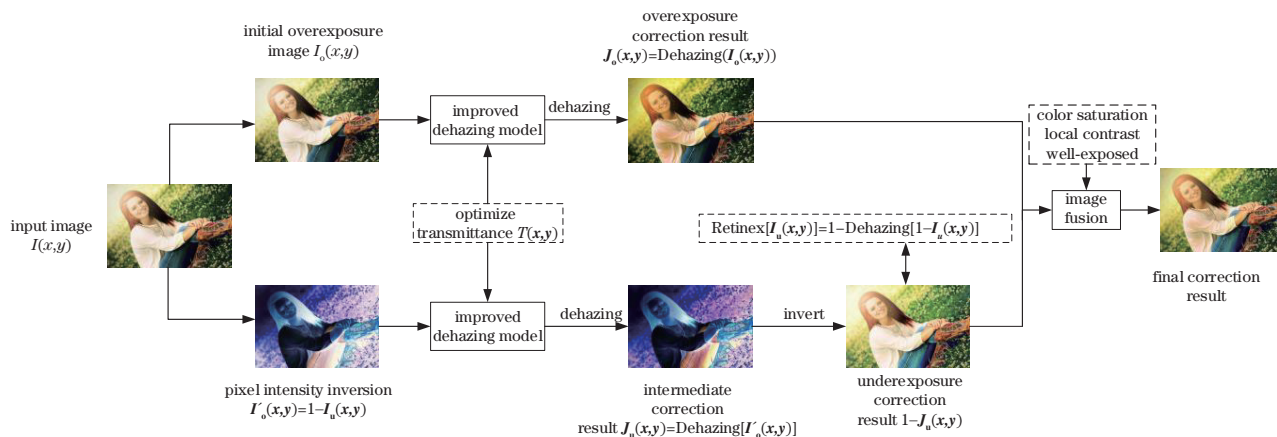


图 1 本文算法框架示意图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

正后的结果图像 $Retinex [I_u(x, y)]$ 融合重建生成最终的校正结果。

文献[14]已提出利用反转曝光不足图像与有雾图像的极大相似性进行弱光图像增强且取得良好效果,文献[9]已经通过数学公式推导,在理论上证明该方法的有效性。因此,在非均匀曝光场景中,首先通过将图像像素强度反转后得到伪雾图,再采用校正透射率的去雾模型对图像进行去雾操

作,在不破坏图像初始信息的前提下,得到曝光不足区域被增强后的中间结果图像;然后通过再次反转像素强度操作,结合去雾模型和Retinex理论间的对偶联系,利用反向公式达到增强曝光不足区域的目的,以此解决单幅图像中所存在的部分区域曝光不足的问题;最后,为了验证此方法的有效性,选用图2中3幅不同曝光场景中的图像对其进行反转操作来验证该操作的效果。



图 2 曝光不足场景下伪雾图和真实雾度图视觉效果对比图。(a)曝光不足场景下初始图像;(b)强度反转后伪雾图;(c)真实场景雾度图

Fig. 2 Contrast between the visual effects of the real haze map and the pseudo-fog map in an underexposed scene. (a) Initial image in an underexposed scene; (b) pseudo-fog map after intensity inversion; (c) real scene haze image

$$I'_o(x, y) = 1 - I_u(x, y), \quad (13) \quad \text{反转后的伪雾图。}$$

式中: $I_u(x, y)$ 初始曝光不足图像; $I'_o(x, y)$ 为像素

由图2可知,经过像素强度反转后的伪雾图与

真实雾度图之间视觉相似度极高,图 3 中 RGB 通道上三维像素值分布图也显示出各反转后伪雾图和真实雾度图之间的相似性,在某一传输通道上的像

素值分布趋于坐标原点,一个可能的原因是反转后伪雾图和真实雾度图在某一通道上像素强度值均偏低。

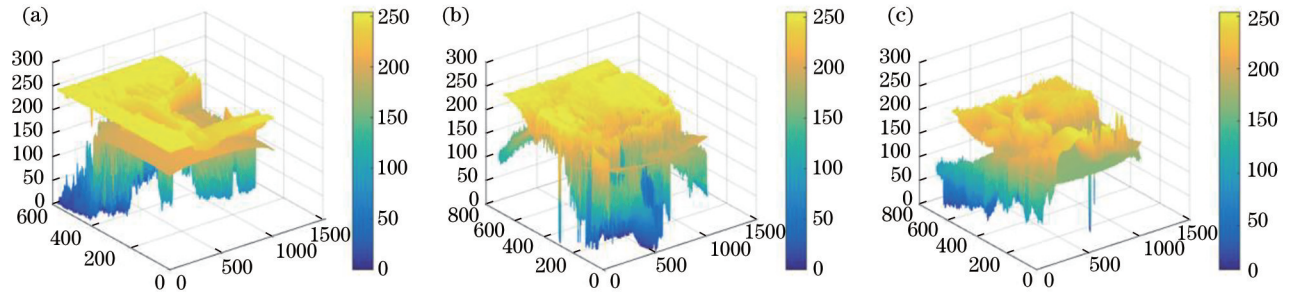


图 3 伪雾图和真实雾度图相应 RGB 三维像素值分布图。(a)图 2 第 1 列;(b)图 2 第 2 列;(c)图 2 第 3 列

Fig. 3 Corresponding RGB pixel distribution of the pseudo-fog map and the real fog map. (a) The first column of Fig.2; (b) the second column of Fig.2; (c) the third column of Fig.2

在曝光不足图像增强领域,Retinex 理论模型的增强方法应用广泛。在非正常曝光的场景下,图像中曝光不足的区域同样适用于 Retinex 理论模型。因此,在获得伪雾图后,可利用基于去雾模型方法和 Retinex 模型间的对偶性对其进行增强操作。由式 (6) 可得求解 $J(x, y)$ 是去雾问题的关键,故可定义

$$J_u(x, y) = \text{Dehazing} [I_o'(x, y)], \quad (14)$$

式中:操作符 $\text{Dehazing} [I_o'(x, y)]$ 为相应的去雾操作; $I_o'(x, y)$ 为曝光不足图像 $I_u(x, y)$ 第一次反转后图像, $J_u(x, y)$ 表示为通过去雾操作所获得曝光不足校正的中间结果图像。在非正常曝光场景下,全局大气光强度值可视为全局平滑,设为 $A_0 = (1, 1, 1)$, 则去雾模型可改写为

$$I_o'(x, y) = J_u(x, y)t(x, y) + [1 - t(x, y)], \quad (15)$$

或改写为

$$1 - I_o'(x, y) = t(x, y)[1 - J_u(x, y)]. \quad (16)$$

此时, $1 - J_u(x, y)$ 表示为二次反转后所得曝光不足区域校正后的结果。因为 $t(x, y)$ 为持续光滑, 则可利用 Retinex 理论从式 (16) 中去除 $t(x, y)$, 可得

$$\text{Retinex} [1 - I_o'(x, y)] = 1 - J_u(x, y), \quad (17)$$

同时联合式 (14) 可得

$$\text{Retinex} [1 - I_o'(x, y)] = 1 - \text{Dehazing} [I_o'(x, y)]. \quad (18)$$

由 Retinex 理论和式 (12) 可将式 (18) 改写为

$$\text{Retinex} [I_u(x, y)] = 1 - \text{Dehazing} [1 - I_u(x, y)]. \quad (19)$$

遵循上述反向公式原理,可通过合并两次像素强度反转后的结果获得曝光不足区域增强后的结果。针对过度曝光的区域,利用改进透射率后的去雾模型除去非均匀彩色雾度,即去除非正常曝光场景下高亮光源及彩色照明产生的影响。雾度消除方法旨在恢复对比度差和色彩失真的图像,这和图像曝光校正任务目的几乎相同。故在非正常曝光的场景下,使用去雾方法来处理曝光校正任务是可行的。

3.2 多尺度融合技术

在获得曝光不足和过度曝光校正的中间结果图像后,为兼顾局部细节和全局的图像信息,也为了更好地保留低暗区域和高亮区域恢复后的细节,还引入多尺度图像融合技术,解决单一校正处理后的图像局部区域仍存在的光晕伪影、图像失真问题。通过对两幅图像进行多尺度分解,根据计算图像的色彩饱和度、局部对比度、适量曝光度 3 个测量因子,在得到相应权重图后进行加权平均得到金字塔系数,最后重建拉普拉斯金字塔得到最终的校正结果。Mertens 等^[15]提出的图像融合方法是目前应用广泛且高效的融合方法,这里在此基础上对测量因子做出了改进,使最终的校正结果更能反映真实场景下的图像信息。

1) 色彩饱和度

色彩饱和度通常反映图像色彩纯度,饱和度值越大图像越鲜艳,相反,饱和度值越小图像色彩越暗淡。计算方法延续通用 Mertens 算法,利用各个通道内标准平方差计算,可表示为

$$\begin{cases} S_k(x, y) = \sqrt{\left[[R_k(x, y) - \epsilon_k]^2 + [G_k(x, y) - \epsilon_k]^2 + [B_k(x, y) - \epsilon_k]^2 \right]} / 3, \\ \epsilon_k = [R_k(x, y) + G_k(x, y) + B_k(x, y)] / 3 \end{cases}, \quad (20)$$

式中: $S_k(x, y)$ 为第 k 幅图像的色彩饱和度; ϵ_k 为第 k 幅图像的平均像素值; $R_k(x, y)$ 、 $G_k(x, y)$ 、 $B_k(x, y)$ 分别为第 k 幅图像对应颜色通道分量。

2) 局部对比度

人眼视觉系统在观察图像时受对比度影响较

大,在一定程度上对比度间接反映了图像的清晰程度。高对比度的图像所包含细节信息更加丰富,更适合人眼观察。本文对图像进行了灰度化操作,具体局部对比度计算公式可表示为

$$\begin{cases} C_k(x, y) = I_{k\text{-gray}}(x, y) * h(x, y) \\ I_k(x, y) = 0.299 \times I_k^R(x, y) + 0.587 \times I_k^G(x, y) + 0.114 \times I_k^B(x, y) \end{cases}, \quad (21)$$

式中: $C_k(x, y)$ 为第 k 幅图像局部对比度; $*$ 为卷积操作; $h(x, y)$ 为拉普拉斯滤波; $I_{k\text{-gray}}(x, y)$ 为第 k 幅图像的灰度图,由 $I_k(x, y)$ 通过灰度化操作得到。

3) 适量曝光度

一般情况下,单个像素的曝光程度由该通道的亮度值表示。不同曝光程度的图像中所包含的细节信息有所区别,适量曝光度图的像素点分布通常均匀且覆盖区域广泛,能更好反映图像的细节信息和色彩信息。然而,欠曝光校正和过度曝光校正生成的中间图仍存在一些分布极端的像素点,从而不能完全凸显图像细节信息。因此,在最终的校正结果图中应尽可能降低极端像素的所占权重比重,减少对最终校正图像的影响,最大化凸显图像细节信息。利用高斯模型函数评价适量曝光度的计算方法可表示为

$$\begin{cases} E_k^i(x, y) = \exp\left\{-\frac{[I_k^i(x, y) - 0.5]^2}{2\sigma^2}\right\}, i \in (R, G, B), \\ E_k(x, y) = E_k^R(x, y) \times E_k^G(x, y) \times E_k^B(x, y) \end{cases}, \quad (22)$$

式中: σ 为高斯标准差,实验中取值为 0.2。式(22)通过高斯函数计算第 k 幅图像的 R、G、B 三通道的权重。当所得权重接近 0.5 时,赋予较大权重;接近 0 时,赋予较小权重。最后,通过三通道权重相乘获得最终适量曝光度的权重 $E_k(x, y)$ 。

通过计算每幅输入图像的三个权重测量因子 S_k 、 C_k 、 E_k ,并将三个计算结果线性相乘。得到最终的曝光图像权重图 $W_k(x, y)$ 。计算公式为

$$W_k(x, y) = S_k(x, y)^{\alpha_1} \times C_k(x, y)^{\alpha_2} \times E_k(x, y)^{\alpha_3}, \quad (23)$$

式中: α_1 、 α_2 、 α_3 为加权指数,用于控制权重因子所占的权重系数,这里指数取值均为 1。

4 实验结果及分析

为进一步验证本文提出的基于反转融合框架的图像曝光校正方法的有效性,从 UFDD (unconstrained face detection dataset) 数据集^[16]中不同曝光场景下随机选取 4 幅图像作为处理对象进行仿真实验(所选取图像 1~4 局部区域均存在不同程度的非正常曝光问题)。选取深度分解增强网络(RetinexNet)、多分支弱光增强网络(MBLLEN)^[17]、初始暗通道先验算法(DCP)、基于光照先验估计的弱光增强算法(LIME)4 种主流算法进行对比实验。

根据主、客观评价突出本文算法的优越性、有效性。同时从 MIT-Adobe FiveK 数据集中随机选取 30 张有效图像,设置一组客观评价指标均值对比实验,计算经各算法处理校正后的结果图像质量评价指标(NIQE)^[18]的平均值,定量分析本文算法在曝光校正处理后的结果与主观视觉感受的差别,突出本文所提算法的客观性、可靠性。实验环境为处理器 Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU@2.20 GHz,内存为 16.00 GB,操作系统为 Windows10,测试软件为 MATLAB2017a 等。

4.1 主观评价

随机选取 4 幅不同曝光场景下的图像进行对比实验,所选取的 4 幅图像分别对应于图 4(a)~图 7(a)。针对图 4~7 所示的曝光校正算法的图像校正结果,从主观视觉上观察,本文所提出算法在图像整体对比度和饱和度上有所提升,曝光度也有所平衡。RetinexNet 算法通过提升整体图像亮度以及饱和度和来达到对曝光不足区域进行校正的目的,如图 5

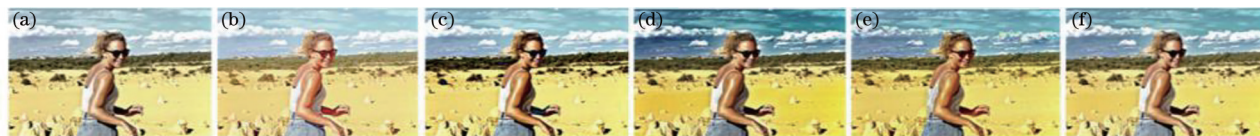


图 4 随机选取的图像 1 经不同曝光校正方法处理后的结果对比。(a) 原始图像;(b) RetinexNet 算法;(c) MBLLEN 算法;(d) DCP 算法;(e) LIME 算法;(f) 本文算法

Fig. 4 Image 1 comparison of experimental results of different exposure correction methods. (a) Original image; (b) RetinexNet algorithm; (c) MBLLEN algorithm; (d) DCP algorithm; (e) LIME algorithm; (f) proposed algorithm



图 5 随机选取的图像 2 经不同曝光校正方法处理后的结果对比。(a) 原始图像;(b) RetinexNet 算法;(c) MBLLEN 算法;(d) DCP 算法;(e) LIME 算法;(f) 本文算法

Fig. 5 Image 2 comparison of experimental results of different exposure correction methods. (a) Original image; (b) RetinexNet algorithm; (c) MBLLEN algorithm; (d) DCP algorithm; (e) LIME algorithm; (f) proposed algorithm



图 6 随机选取的图像 3 经不同曝光校正方法处理后的结果对比。(a) 原始图像;(b) RetinexNet 算法;(c) MBLLEN 算法;(d) DCP 算法;(e) LIME 算法;(f) 本文算法

Fig. 6 Image 3 comparison of experimental results of different exposure correction methods. (a) Original image; (b) RetinexNet algorithm; (c) MBLLEN algorithm; (d) DCP algorithm; (e) LIME algorithm; (f) proposed algorithm

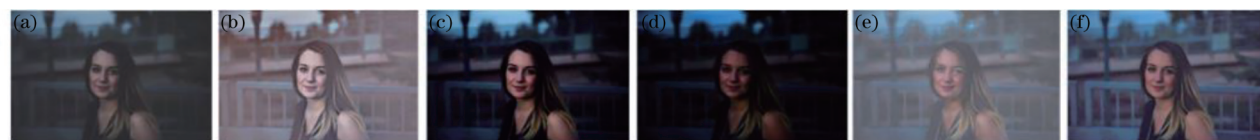


图 7 随机选取的图像 4 经不同曝光校正方法处理后的结果对比。(a) 原始图像;(b) RetinexNet 算法;(c) MBLLEN 算法;(d) DCP 算法;(e) LIME 算法;(f) 本文算法

Fig. 7 Image 4 comparison of experimental results of different exposure correction methods. (a) Original image; (b) RetinexNet algorithm; (c) MBLLEN algorithm; (d) DCP algorithm; (e) LIME algorithm; (f) proposed algorithm

(b)和图 7(b)所示。局部曝光不足区域色彩细节提升较大,但对过度曝光区域抑制效果较差且出现过度增强现象,如图 4(b)所示。MBLLEN 算法通过平衡图像整体对比度以抑制过度曝光,导致图像整体亮度偏低且出现色彩失真现象,如图 6(c)所示。

DCP 算法和 LIME 算法可以在校正过度曝光区域的同时避免过度增强,如图 5(d)和图 6(e)所示。但对于曝光不足的场景,两种算法校正增强效果均不理想,校正后整体图像亮度偏低,如图 6(d)

和图 7(e)所示。同时 LIME 算法还出现了图像泛白、模糊等问题。通过对比实验结果发现,本文所提出的算法所获得的图像能够进一步克服非正常曝光的影响,图像细节、色彩饱和度、对比度都得到进一步的提升,这在一定程度上表明了本文算法的有效性及其优越性。图 4(f)~图 7(f)为本文所提算法处理校正后的效果展示。

4.2 客观评价

为定量评价本文所提算法的性能,选用峰值信

噪比 (PSNR)、图像信息熵 (Entropy)、平均梯度 (AG) 三个定量指标从客观角度对校正结果进一步评价。PSNR 通常用于评估图像失真程度大小, 数值越大表示失真程度越小, 图像质量更高。信息熵代表图像包含的平均信息, 数值越大表示图像包含的信息越丰富。AG 代表图像纹理细节的变化程度, 数值越大说明图像越清晰。本文对所选取的 4 幅图像采用上述评价指标对各种曝光校正算法进行评价, 评价结果如表 1~3 所示 (最优数据已加粗)。

表 1 各算法校正结果的 PSNR 对比

Table 1 Comparison of PSNR of each algorithm

Image NO.	PSNR /dB				
	RetinexNet	MBLLEN	DCP	LIME	Proposed algorithm
1	19.59	19.71	14.04	17.28	20.01
2	14.96	20.22	16.69	19.79	21.42
3	20.86	13.38	9.68	13.82	21.89
4	20.49	17.86	15.46	13.27	21.02

表 2 各算法校正结果的信息熵对比

Table 2 Comparison of entropy of each algorithm

Image NO.	Entropy				
	RetinexNet	MBLLEN	DCP	LIME	Proposed algorithm
1	7.20	7.43	7.73	7.60	7.71
2	7.71	7.79	7.58	7.83	7.94
3	6.74	7.71	7.64	7.53	7.72
4	6.72	6.61	5.57	6.01	7.86

表 3 各算法校正结果的 AG 对比

Table 3 Comparison of AG of each algorithm

Image NO.	AG				
	RetinexNet	MBLLEN	DCP	LIME	Proposed algorithm
1	0.0368	0.0392	0.0418	0.0513	0.0512
2	0.0471	0.0341	0.0327	0.0436	0.0501
3	0.0303	0.0457	0.0463	0.0477	0.0578
4	0.0122	0.0098	0.0058	0.0083	0.0313

由表 1 可知, 本文所提出的算法在处理随机选取的 4 幅示例图像中均取得了最优结果, 即通过本文算法校正后的图像结果失真程度小于其他对比算法。除此之外, 结合表 2 和表 3 的数据分析可知, 通过本文算法处理后的图像在信息熵、平均梯度指标上有所提高, 优于大部分算法。因此, 本文算法处理后的图像在提升图像质量的同时也保留了更多的细节信息, 这体现出本文算法在曝光校正任务上的有效性与优越性。如图 8 所示, 本文方法的 NIQE 的平均值也低于

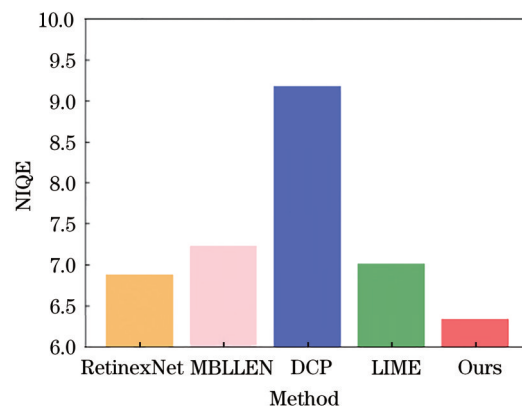


图 8 校正结果 NIQE 均值对比

Fig. 8 Comparison of NIQE mean value of correction results

其他对比算法, 说明本文提出的算法与主观感觉一致且更符合人眼视觉系统观察结果, 进一步凸显了本文提出的算法在曝光校正任务上的优越性。

4.3 实验分析

本文所提出的算法无需对成对数据集进行网络模型预训练, 只需输入单幅图像即可完成非正常曝光校正任务, 算法复杂度得到进一步降低。实验结果表明, 校正后的图像在客观评价指标上更符合人眼主观视觉评价结果, 本文所提出的基于反转融合框架的图像曝光校正方法在恢复过度曝光区域的细节信息的同时也增强了曝光不足区域的细节信息, 有效地解决了非正常曝光场景下的图像曝光校正任务。

5 结 论

在去雾模型能够有效解决图像曝光校正问题的理论指导下, 针对过度曝光校正问题, 将局部高亮光源区域建模为非均匀彩色雾度, 提出了一种新的校正透射率方法, 采用改进后的去雾模型很好地解决了彩色照明曝光校正问题; 针对曝光不足校正问题, 采用反转融合模块, 合并两次反转处理后的结果得到最终曝光不足区域校正后的结果。

此外, 为同时有效解决单一图像的曝光不足和过度曝光校正的问题, 提出一个反转融合图像增强框架, 该框架输入包括初始图像以及反转图像, 并通过改进的去雾模型进行非正常曝光校正; 采用多尺度融合技术融合曝光不足和过度曝光校正的中间结果图, 更好地兼顾了局部细节和全局的图像信息, 并保留低暗区域和高亮区域恢复后的细节。但是本文所提出的方法仍然存在一些不足, 例如本文算法目前还无法有效解决当采集图像环境光照极

度微弱时的曝光问题,这将是后续研究的一个重要内容,即致力于寻求更加精准的曝光校正方法。

参 考 文 献

- [1] 王浩, 张叶, 沈宏海, 等. 图像增强算法综述[J]. 中国光学, 2017, 10(4): 438-448.
Wang H, Zhang Y, Shen H H, et al. Review of image enhancement algorithms[J]. Chinese Optics, 2017, 10(4): 438-448.
- [2] 黄辉先, 陈凡浩. 基于注意力机制和 Retinex 的低照度图像增强方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201004.
Huang H X, Chen F H. Low-illumination image enhancement method based on attention mechanism and Retinex[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201004.
- [3] Tumblin J, Agrawal A, Raskar R. Why I want a gradient camera[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 103-110.
- [4] Soni B, Mathur P. An improved image dehazing technique using CLAHE and guided filter[C]//2020 7th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), February 27-28, 2020, Noida, India. New York: IEEE Press, 2020: 902-907.
- [5] Land E H, McCann J J. Lightness and Retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.
- [6] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale retinex for color image enhancement[C]//Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, September 19, 1996, Lausanne, Switzerland. New York: IEEE Press, 1996: 1003-1006.
- [7] 林昌, 周海峰, 陈武. 基于双边滤波的高斯金字塔变换 Retinex 图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161019.
Lin C, Zhou H F, Chen W. Gaussian pyramid transform Retinex image enhancement algorithm based on bilateral filtering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161019.
- [8] Fu X Y, Liao Y H, Zeng D L, et al. A probabilistic method for image enhancement with simultaneous illumination and reflectance estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 4965-4977.
- [9] Guo X J, Li Y, Ling H B. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982-993.
- [10] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep Retinex decomposition for low-light enhancement[EB/OL]. (2018-08-14) [2021-02-06]. <https://arxiv.org/abs/1808.04560>.
- [11] Yu R S, Liu W Y, Qu Z, et al. DeepExposure: learning to expose photos with asynchronously reinforced adversarial learning[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems, December 3-8, 2018, Montréal, Canada. [S.l.: s.n.], 2018: 2153-2163.
- [12] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [13] Galdran A, Bria A, Alvarez-Gila A, et al. On the duality between Retinex and image dehazing[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 8212-8221.
- [14] Panagopoulos A, Wang C H, Samaras D, et al. Estimating shadows with the bright channel cue[M]//Kutukos K N. Trends and topics in computer vision. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 6554: 1-12.
- [15] Mertens T, Kautz J, van Reeth F. Exposure fusion: a simple and practical alternative to high dynamic range photography[J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(1): 161-171.
- [16] Nada H, Sindagi V A, Zhang H, et al. Pushing the limits of unconstrained face detection: a challenge dataset and baseline results[C]//2018 IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems, October 22-25, 2018, Redondo Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2018: 18619869.
- [17] Lü F F, Lu F, Wu J H, et al. MBLLEN: low-light image/video enhancement using CNNs[C]//British Machine Vision Conference 2018, September 3-6, 2018, Newcastle, UK. London: BMVC Press, 2018: 220.
- [18] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.