

文章编号 1004-924X(2018)05-1191-10

亮通道先验 Retinex 对低照度图像的光照补偿

李赓飞^{1,2*}, 李桂菊¹, 韩广良¹, 刘培勋¹, 江 山¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对光照不足导致图像质量退化的问题,提出了亮通道先验的 Retinex 算法用来补偿图像的光照强度。该算法假设局部恒常的光照可以初步满足光照均匀并与场景相似,以亮通道运算对光照分量进行粗估计;通常解决局部处理带来的分块效应问题是采用引导滤波方法,但这会使补偿后的图像纹理模糊甚至丢失细节,为此设计了基于图像结构相似性的融合策略。最后使用 Retinex 理论模型对光照进行补偿。实验结果表明,所提算法简单高效,能够对图像阴影或夜间图像的低照度区域进行快速的光照补偿,在峰值信噪比(PNSR)上较传统算法提高了 5 dB 左右,在结构相似性(SSIM)上比传统算法提高了 7%以上。算法在纯软件系统的 PC 机上处理 640×360 的彩色视频时能达到 6~12 ms/帧,处理 320×256 的红外视频时达到 4~10 ms/帧,可满足工程需要。

关键词:Retinex;亮通道先验;光照补偿

中图分类号: 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20182605.1191

Illumination compensation using Retinex model based on bright channel prior

LI Geng-fei^{1,2*}, LI Gui-ju¹, HAN Guang-liang¹, LIU Pei-xun¹, JIANG Shan¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)
* *Corresponding author, E-mail: killcolours@126.com*

Abstract: Aiming at the problem of image quality degradation caused by insufficient illumination, a retractive algorithm of bright channel was proposed to compensate the illumination intensity of the image. The algorithm assumed that the local constant light could initially satisfy the uniformity of illumination and was similar to the scene, and the bright channel operation was used to estimate the weight of the light component. The problem of blocking was usually solved by the local processing, but this would make the compensation image texture blurred or even lost, and the fusion strategy based on image structure similarity was designed. Finally, the Retinex theoretical model was used to compensate for the light. The experimental results show that the proposed algorithm is simple and efficient, and can compensate for the low illumination area of image shadows or nighttime images. Compared with the traditional algorithm, the peak signal to noise ratio (PNSR) is improved by about

收稿日期:2017-08-21;修订日期:2017-09-26.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61401425, No. 61602432)

5 dB and the structure similarity (SSIM) increased by more than 7%. The algorithm in the pure software system PC (CPU frequency 2.4 G) processing 640×360 color video can reach 6–12 ms/frame, processing 320×256 infrared video to reach 4–10 ms/frame, to meet the needs of the project.

Key words: retinex; bright channel; illumination compensation

1 引言

光照条件会影响相机的成像质量,如夜间低照度图像、物体遮挡的阴影区域等。光照不足可能导致细节不清晰,这一方面会影响主观视觉效果,另一方面,光照不足区域的灰度集中在较低范围内,使得区域特征不明显,给目标检测、识别与跟踪等操作带来困难。同时,在某些应用需求上要尽可能地提高图像的细节呈现能力。因此非均匀光照补偿一直是图像处理中一个重要而难以解决的问题。传统的直方图拉伸算法在某些情况下会获得令人满意的效果,但通常不能在动态范围以及细节增强方面达到平衡;近几年对于光照补偿问题使用最广泛的是基于 Retinex 理论的模型,聂祥飞等利用小波分解估计光照分量,并基于 Retinex 模型补偿光照^[1-2]取得了较好的成果,提高了人脸识别的准确率,但小波分解的处理步骤过于复杂,较适合处理静态图片。

Retinex 理论由 Land 等基于人类视觉提出^[3-4],指出人眼视觉在不同的光照条件下依然能区分物体表面的颜色,而物体颜色是由它本身的反射率决定,与光强无关。Jobson^[5-6]随后提出了最流行的单尺度(SSR)与多尺度(MSR)的 Retinex 算法,并指明了 log 变换及高斯滤波对光照估计的重要性。MSR 算法是至今使用最为广泛的一类 Retinex 算法,大量文献的改进算法都是基于多尺度 Retinex 算法进行的研究^[7-17]。而这些 Retinex 算法的研究大多是调节多尺度的参数,或根据图像质量评价的迭代优化,虽然取得了较好的光照补偿效果,但复杂的算法通常需要较高的时间复杂度,难以在实时系统上实现,为此我们提出了基于亮通道先验的 Retinex 算法,可以简单高效地补偿低照度区域的光照强度。

受 He 等^[18]提出的暗通道先验(DCP)启发,本文提出了基于亮通道先验的 Retinex 算法,它来自于大量光照充足图片的统计信息,我们从中间观察到在这类图像中的局部区域里,总有一些像

素点的某一个彩色通道像素值达到图像动态范围的最大值。在光照不均的场景中,可以用来估计光照强度。局部最大值运算会产生分块效应,解决分块问题通常会采用引导滤波,但引导滤波的细化会令光照估计失去一定的空间平滑性,为此本文设计了一种融合策略来替代引导滤波,保证了光照估计的平滑度以及线性的算法时间复杂度。

2 相关理论

2.1 Retinex 理论

Retinex 理论广泛的应用在彩色图像增强领域,主要实现了分离光照强度与物体反射率。其基本表达式如下:

$$\mathbf{I}(x) = \mathbf{L}(x) * \mathbf{R}(x), \quad (1)$$

其中: $\mathbf{I}(x)$ 表示采集到的图像, $\mathbf{L}(x)$ 表示光照强度, $\mathbf{R}(x)$ 表示物体表面的反射率。Jobson^[5]在 SSR 算法中指出 log 函数的变换在自然视觉科学中近似于感光器的响应,基于 Retinex 理论的绝大多数算法都将公式(1)转换到 log 域中进行计算,但这并不是必要步骤,也有其他研究成果并不基于 log 域实现 Retinex 算法,本文将以原始公式作为光照补偿模型。Retinex 算法主要是处理图像场景中因光照不足产生过暗的区域。与之相反的,在雾天环境下,图像的整体像素值偏高,产生过亮区域。在去雾算法中,基于暗原色先验以及引导滤波细化的去雾算法具有适应性强,时间复杂度低的优点。因此,可以利用该算法的相反性对图像进行光照补偿。

2.2 暗通道先验

暗通道先验主要应用在去雾算法之中,图像的局部暗通道最小值可以对雾获得有效的估计,暗通道数学表达为:

$$\mathbf{I}_{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} (\mathbf{I}_c(y))), \quad (2)$$

其中: \mathbf{I} 表示输入图像, x 表示图像坐标, c 表示图像彩色通道, $y \in \Omega(x)$ 表示 y 在 x 的局部区域内。暗通道的局部最小值可以通过最小滤波实现,因

为是基于局部的逻辑处理,暗通道图像会产生块效应,因此需要细化过程。

在计算机视觉领域中,使用最广泛的带雾图像模型为:

$$I(x) = J(x) \times t(x) + (1 - t(x)) \times A, \quad (3)$$

其中: I 为带雾图像, J 为无雾图像, t 为透射率图像, A 为大气光强,通常为常量。暗通道图像的主要特点是在无雾图像中,其值趋近于 0。因此在公式(3)中,对等式两边做暗通道处理后,第一项表达式为 0,这样就可以通过输入图像 I 以及预估计的常数 A 获得透射率 t ,最后恢复无雾图像。基于暗原色先验对雾透射率的思想,本文提出亮通道先验技术并将其应用在 Retinex 理论中以达到自适应的光照校正,随后提出融合策略细化光照分量。

3 亮通道先验 Retinex

3.1 光照分量图像的特性

在自然环境下,光照分量除了本身具有的一些特性之外,还受限于输入图像,应具有以下特点:

(1)光照在绝大多数区域应该是均匀的,因此,光照图像 L 应具有空间平滑性;

(2)反射率图像 R 的取值范围在 0~1 之间,由公式(1)可知,光照图像 L 不能小于输入图像 I ;

(3)光照图像依赖于场景信息,所以,光照图像还需要与输入图像具有一定的相似性。

光照图像与雾透射率图像的相似, Fattel^[19] 在单一图像去雾中假设雾的透射率在局部区域内是常数值,这一假设也影响着后续的去雾算法研究。考虑到光照图像的特点假设在局部区域内,光照分量为常数,这个常数取局部区域内像素的最大值。这样一来,便可以满足光照图像 3 个特点。这一方法与暗通道先验^[18]相反,称之为亮通道先验。

3.2 亮通道先验

暗通道先验在无雾图像中趋近于 0,从而可以利用去雾模型估计雾的透射率。类似地,亮通道先验也具有常值化特点。首先定义亮通道图像为:

$$I_{\text{bright}}(x) = \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in (r, g, b)} (I_c(y))), \quad (4)$$

其中 $I_{\text{bright}}(x)$ 表示亮通道图像,其与暗通道运算相反。为了直观地体现亮通道图像的特点,本文对 200 张光照充足和光照不均的图片进行观察研究,其中部分图像如图 1 所示。



图 1 亮通道先验

Fig. 1 Bright channel prior

在图 1 中,(a)排图像为光照充足图像,呈现了色彩鲜艳的场景;(b)排是与之对应的亮通道图像,从中可以看出它们几乎为白色(8 位图像灰

度级为 255);而(c)排图像存在部分光照不均的现象,包括有阴影,夜晚,逆光等现象;(d)排是与(c)排对应的亮通道图像,可以明显地看出其与原

图光影区域的近似估计。公式(4)保证了亮通道图像不小于输入图像,从图 1 中(c)、(d)排的图像也可以看出,亮通道图像具有一定的空间平滑性并且与原图结构相似,满足了光照图像的 3 点特性。

为了说明亮通道图像的常值化属性,统计了 200 张光照充足的亮通道图像的直方图并进行了归一化,结果如图 2 所示。可以看出绝大多数的亮通道值都大于 220 左右,主要集中在灰度值为 255 处。根据图 1、图 2 的现象,并结合暗通道图像的常值化属性,可以认为亮通道图像在光照充足的情况下趋近于该图像的最大灰度级。亮通道先验依赖于以下假设:在图像中的局部范围内,总会存在某个像素点的颜色通道反射率接近 100%。由于光照在图像中大部分区域是均匀传播的,因此,这个像素点的像素值,近似于这个局部区域的光照强度。

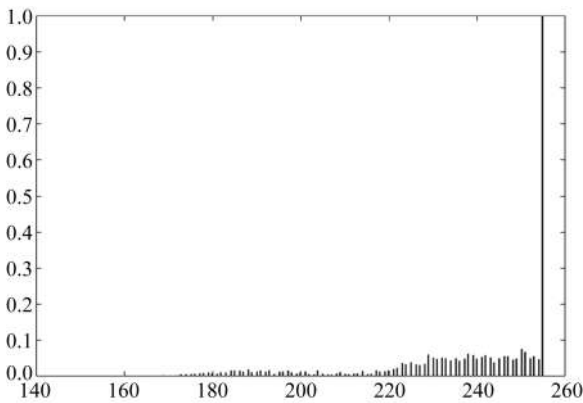


图 2 亮通道先验图像直方图

Fig. 2 Histogram of bright channel prior

为了进一步说明亮通道先验对光照估计的正确性,本文对公式(1)的 Retinex 基础模型进行亮通道运算可得:

$$\max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y)) = \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} (L_c(x) \times R_c(y))) \quad (5)$$

当场景中不存在色彩偏置时,光照图像 L 在各个彩色通道上应该是相等的,即 $L_R = L_G = L_B$ 。而之前假设 L 在局部区域中为常数。因此,公式(5)可改写为:

$$\max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y)) = \tilde{L}(x) \times \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} R_c(y)) \quad (6)$$

其中, \tilde{L} 在局部区域内为常量,而 $R(x)$ 是反射率图像作为 Retinex 算法的输出,可以认为是归一化后,光照充足的图像,那么由其常值化属性可知: $bright(R) \approx 1$, $bright$ 为亮通道运算。这样一来公式(6)中包含 $R(x)$ 的项将被约掉。此外,为了避免光照补偿过强,本文引入一个权重 w 用来控制光照图像的强度,亮通道先验对光照图像的粗估计可表示为:

$$\tilde{L}(x) = w \times \max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y)) \quad (7)$$

w 的设置可以抑制光照过强和部分噪声,本文实验将 w 设置为 1.1。图 3 为红动网的摄影作品,本文对其初步光照补偿结果如图 3(c)所示。可以看出,光照补偿在整体上获得了明显的效果,但是受局部处理的影响,图像的分块效应较为明显,如图 3(d),因此还需要对光照图像进一步细化。

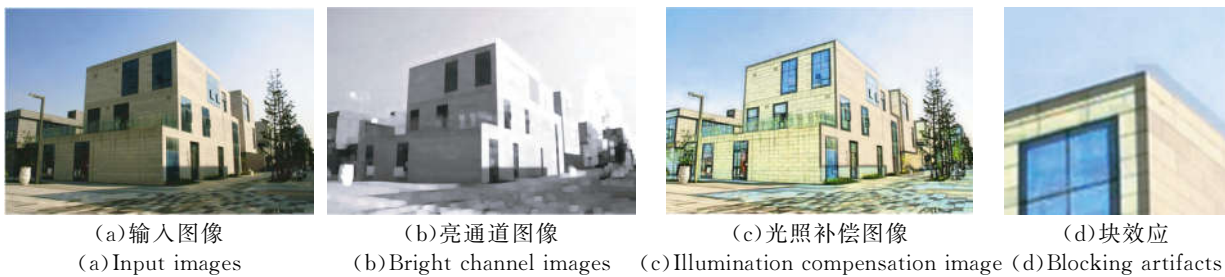


图 3 初步光照补偿结果

Fig. 3 Result of primary illuminate compensation

亮通道图像的局部最大化运算类似于二值图像中的膨胀操作,为了在边缘处获得更为准确的亮通道图像,引入了“腐蚀”操作,在彩色图像中,

局部最小化处理相当于二值图像的腐蚀操作。由此将公式(10)改为:

$$\tilde{L}(x) = w \times \min_{y \in \Omega(x)} (\max_{y \in \Omega(x)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y))) \quad (8)$$

公式(7)的先验知识为:在光照充足的图像中,亮通道图像的值趋近于1。而 $\min(c) = c$,所以公式(8)在引入局部最小化运算以后依然满足亮通道的先验知识。使用公式(8)后的结果如图4(c)所示。可以看出在边缘处已经明显改善了块效应。但依然存在残留的块效应,这是由于在大半径的亮通道中,细小的物体会被覆盖掉。路灯在局部最小化之前已经被抹去,如图4(b)所示,这使得估计结果与原图的结构不一致,需要进一步的细化。在去雾算法中,引导滤波可以对图像进

行快速的抠图来细化雾的透射率。它是一种线性滤波器,假设输入的模糊图像与清晰图像在局部区域满足线性关系,然后通过回归方程进行拟合线性参数,最终获得细化图像。但引导滤波得到的光照分量包含了一定程度的图像细节,这不完全满足光照图像的平滑特性,导致光照补偿时会使得细小边缘变得模糊甚至丢失细节信息。为了改善这种情况,同时使算法更好地适应实时系统,采用更加简单的线性加权融合算法。



图4 块效应修正

Fig. 4 Corrected result of artificial blocking artifacts

3.3 融合细化

为了满足光照图像的空间平滑性以及场景的相似性,融合算法的输入设计为像素级亮通道图像 \mathbf{I}_p ,块级亮通道图像 \mathbf{I}_b ,以及块级亮通道图像的均值图像 \mathbf{I}_m 。它们的定义如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_p(x) &= \max_{c \in \{R, G, B\}} \mathbf{I}_c(x), \\ \mathbf{I}_b(x) &= w \times \min_{y \in \Omega(x)} (\max_{z \in \Omega(y)} (\max_{c \in \{R, G, B\}} \mathbf{I}_c(z))), \\ \mathbf{I}_m(x) &= F(x) * \mathbf{I}_b(x), \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $F(x)$ 为均值滤波核, $*$ 为卷积运算。这三个输入的平滑程度依次为 $\mathbf{I}_m > \mathbf{I}_b > \mathbf{I}_p$ 。结合光照分量图像的特点,算法的融合策略为:当 \mathbf{I}_p 与 \mathbf{I}_b 相似度较高时,为了保证光照图像光滑,分配 \mathbf{I}_b 以较大的权重;当 \mathbf{I}_b 与 \mathbf{I}_m 相似度较高时,为了保证光照图像更加平滑,对 \mathbf{I}_m 分配较大的权重;当 \mathbf{I}_p 与 \mathbf{I}_m 相似度较低时,为了保证光照图像与输入图像的一致性,对 \mathbf{I}_p 分配较大的权重。

融合权重我们仿照图像质量评价 SSIM 中的对比度相似性来衡量两幅图像之间的相似性。SSIM 的对比度相似性定义如下:

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \quad (10)$$

其中: x, y 表示两张图像, σ 表示图像的方差。对比度相似性表达了两幅图像像素之间的差异并且

保持在 $0 \sim 1$ 范围内。而方差计算需要多个步骤,为了尽可能降低算法复杂度,将方差输入直接改为图像输入,因此融合权重为:

$$w(\mathbf{I}_x, \mathbf{I}_y) = \frac{2 \times \mathbf{I}_x * \mathbf{I}_y}{\mathbf{I}_x^2 + \mathbf{I}_y^2}. \quad (11)$$

当两幅图像输入之间的差异恒定时,即 $(x - y) = C$ 时, x, y 值越大,公式(10)的值越高。根据我们的融合策略,相似度越高,平滑输入的权重就越大,这保证了光照图像在亮度区域的空间平滑性,并且增加在暗部区域的结构拉伸。最后,根据融合策略,所提的融合算法为:

$$\begin{aligned} L_{\text{refine}} &= (w(\mathbf{I}_p, \mathbf{I}_b) * \mathbf{I}_b + w(\mathbf{I}_b, \mathbf{I}_m) * \mathbf{I}_m + \\ &\quad (1 - w(\mathbf{I}_p, \mathbf{I}_m)) * \mathbf{I}_p) / \text{Norm}, \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $\text{Norm} = w(\mathbf{I}_p, \mathbf{I}_b) + w(\mathbf{I}_b, \mathbf{I}_m) + 1 - w(\mathbf{I}_p, \mathbf{I}_m)$ 为权重的归一化项。融合细化后的光照图像及其结果如图5所示。从图中可以看出,光照补偿效果依然明显,并且消除了块效应。图6展示了在细化过程中,提出的融合策略与引导滤波的细化结果进行对比。可以看出所提的融合算法更好的保留了图像的细节并且更好的补偿了树木阴影的光照强度。而计算效率上,提出的算法步骤均为线性计算,时间复杂度为 $O(n)$ 与引导滤波相同。



图 5 融合之后的光照补偿

Fig. 5 Refine L after fusion



图 6 融合算法与引导滤波对比

Fig. 6 Proposed fusion algorithm compared with guided filter

3.3 运算速度优化

由于光照图像的平滑特性,因此算法可以采用上/下采进一步优化,可以大幅降低输入数据而对估计结果几乎没有影响。首先对输入图像进行下采样降低分辨率,然后,按照所提算法估计光照图像,接着使用上采样恢复光照图像至原始图像大小,最后根据公式(1)补偿图像光照。表 1 展示了所提算法的流程顺序。

表 1 优化后的算法流程

Tab. 1 Optimized flow of proposed algorithm

输入:光照不均图像 I

1. $dI = \text{downsample}(I)$;

2. 根据公式(9)求出 I_p 、 I_b 和 I_m , I_p 在灰度图像中为 dI ;

3. 根据公式(10)、(11)求出下采样图像中的光照图像 dL ;

4. $L = \text{upsample}(dL)$;

5. 利用 I 、 L , 根据公式(1)对得到反射率图像 R 。对于彩色图像 $L_c = L_g = L_b$, 保证 R 与 I 图像类型相同;

6. R 范围为 $0 \sim 1$, 为了显示,需映射至合适的灰度级。

输出:补偿光照的图像 R

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

本文算法在纯软件环境(CPU: core i7 4 核主频:2.40 G,内存:4 G)下进行实验。实验对象为自然环境下的阴影补偿、由于相机光圈设置问题导致的暗角以及夜间图像的增强问题,照片均来自于网络博客。为了说明所提算法的优越性,本文与传统的多尺度 Retinex^[6] (MSR), 上下文限制对比度直方图均衡化^[21] (CLAHE), 基于 sigmoid 函数的夜间增强 Retinex^[12] (NER), 以及采用高斯金字塔估计光照可变框架 Retinex^[7] (VFR)进行对比。并采用峰值信噪比(PNSR), 均方误差(MSE)及运行时间作为客观评估。

4.2 主观对比结果

图 7 包含了阴影区域的自然界场景。可以看出,MSR 算法对天空色彩失常;CLAHE 算法对白色物体色彩失常,并且没有补偿右侧树木的光照强度;VFR 算法具有较好的色彩恢复以及光照补偿,但是却难以看清建筑物上的瓦片细节;NER 主要是针对夜间增强的算法,因此其处理结果曝光过强;而本文算法较好的保持了建筑物的边缘细节,并且保持住了天空以及建筑物的原本色彩,同时补偿了阴影区域的光照强度。



图 7 光照不均

Fig. 7 Non-uniform illumination

图 8 为相机光圈设置问题导致摄影中产生暗角的现象。从图中可以看出 MSR 算法对图像的色彩产生了严重的偏移;CLAHE 算法出现了明显的分块效应;VFR 算法的主观效果较符合人眼

视觉;NER 算法依然曝光过强,本文算法去除了暗角并且保证了色彩信息,相对于效果较好的 VFR 算法,本文算法结果中,天空中云端的边缘更加明显。



图 8 相机暗角光照补偿

Fig. 8 Illumination compensation for dark corner

图 9 为低照度的夜间图像,由于原图信息丢失严重,图像的蓝色分量几乎为 0,在增强后,会加重场景偏色,而不带色彩校正的算法与原图色彩信息相似。可以看出,MSR 和 NER 算法虽然对色彩校正效果较好,但偏离了原图色彩信息,CLAHE 在夜间增强的效果中非常有限,VFR 明显的补偿了低照度区域的光强,但是夜间图像中

大部分黑暗区域都是信息缺失的,因此在增强时容易因过增强而产生大块噪声,如 VFR 处理结果中楼房下面的植物丛,可以看出,MSR、VFR、NER 算法在草丛区域都出现了过增强现象,将压缩图像的分块信息,作为噪声呈现出来,本文算法在 CLAHE 的欠增强以及 MSR 等算法过增强效果之间取得了较好的平衡。

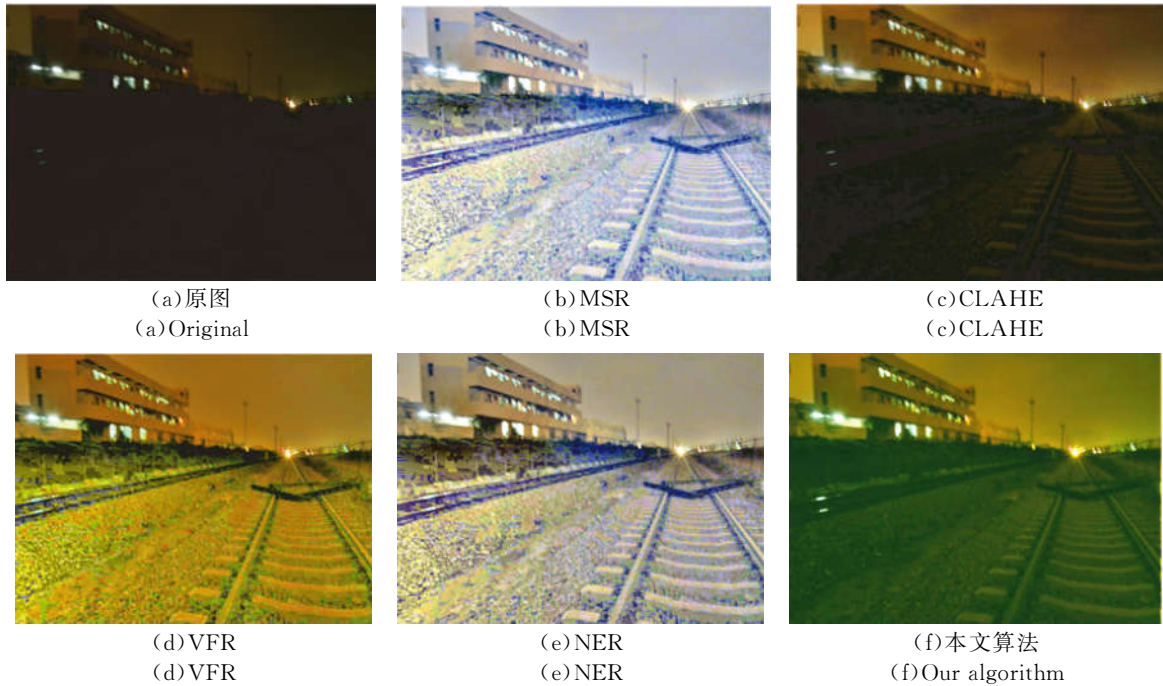


图 9 夜间增强

Fig. 9 Nighttime image

4.3 客观指标评估

表 2 为图 7~9 的客观评估数据,其中,图 7~9 的分辨率分别为 500×700 、 328×494 、 700×950 。可以看出,图 7 中,本文算法的峰值信噪比与最高的 CLAHE 算法相近,结构相似性要高于其他算法,MSE 表达了图像的细节程度,本文结果相对平滑不会产生过多噪声。图 8 中,本文算法的 PNSR 及结构相似性均为最高,并且 MSE 较低,保证了图像平滑,不会出现过增强现象。图 9 中,本文算法的 PNSR 要低于 CLAHE 很多,这主要是由于夜间图像包含的噪声比较多,本文的光照补偿会增强一定程度的噪声,在结构相似性上本文与各算法相比处于中间位置,也正如之前所述,夜间增强中,所提算法对噪声及光照补偿之间保持了一定的平衡。在 MSE 中,可以看出本文增强的信息较多,仅次于 MSR 算法。最后从

处理时间上看,本文算法要优于其他算法。

表 2 客观评估

Tab. 2 Objective assessment (ms)

	MSR	CLAHE	NER	VFR	本文算法
图 7					
PNSR	12.22	12.79	7.78	10.19	12.43
MSE	0.05	0.02	0.16	0.09	0.04
Time	745.4	15	824.5	213.4	6
图 8					
PNSR	8.62	15.88	8.01	13.22	16.77
MSE	0.89	0.16	1.02	0.31	0.13
Time	378.6	8	433.6	123.5	4
图 9					
PNSR	3.22	18.33	5.21	7.70	14.01
MSE	3.09	0.95	1.95	1.10	2.58
Time	1545	28	1744	433	13

4.4 实际工程应用

本文算法已在实时系统上成功运行,图 10 为优酷网下载的 640×360 的低照度彩色视频,本文

算法设置最大滤波半径为 10,均值半径为 40,结果表明非下采样运行时间为 $40 \sim 60$ ms 左右,经下采样优化以后算法运行速度达到 $6 \sim 12$ ms。

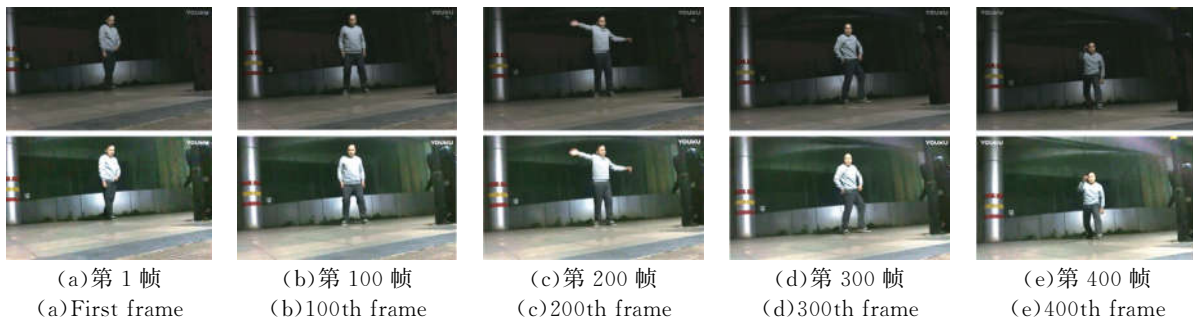


图 10 算法视频应用效果

Fig. 10 Video application of proposed algorithm

此外,本文提出的亮通道先验也适用于灰度图像中:在合适的局部区域内,存在一个像素点的光反射率接近 100%,那么该点像素值近似于该局部区域的光照强度,图 11 为所提算法与经纬仪

实际对接的效果图。从图 11(a)中可以看出飞机的边缘更加明显,并且消除了传感器对光响应不均匀的现象。图 11(b)中,提升了大气的细节,以及球体建筑物表面的纹理。



图 11 算法实际应用效果

Fig. 11 Application of proposed algorithm

5 结 论

本文提出了一种新的光照补偿方法,采用亮通道先验对光照分量进行粗估计,并设计了一种融合策略修正块效应。本文算法的粗估计相当于 MSR 中的大尺度滤波,保证图像的颜色恢复,细化过程相当于在小尺度滤波,保证图像的结构。在计算时间上,所用的融合算法相当于多尺度融

合参数的自适应化,不仅保留了更多的细节,效率也要远高于多种基于迭代的改进算法。实验结果显示,本文算法在 PNSR 值较大多数算法均提高了 5 dB 以上,在结构相似性上出夜间增强都更接近原图,提高了 7% 以上,在运行速度上远高于其他算法,对分辨率为 640×360 的彩色视频进行处理,运行速度可达 $6 \sim 13$ ms/帧;在分辨率为 320×256 的 14 位红外图像上的运算时间为 $4 \sim 10$ ms/帧,均满足工程需求。

参考文献:

[1] 聂祥飞,谭泽富,郭军. 应用小波变换的人脸光照补偿 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(1): 150-155.

NIE X F, TAN Z F, GUO J. Face illumination compensation based on wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1): 150-155. (in Chinese)

[2] 龚卫国,杨利平,辜小花,等. 基于多级小波分解

- 的人脸图像光照补偿方法 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(8): 1459-1464.
- GONG W G, YANG L P, GU X H, *et al.*. Illumination compensation based on multi-level wavelet decomposition for face recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(8): 1459-1464. (in Chinese)
- [3] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and Retinex theory [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
- [4] LAND E H. Recent advances in Retinex theory and some implications for cortical computations: Color vision and the natural image [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1983, 80(16): 5163-5169.
- [5] JOBSOND 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.
- [6] JOBSOND J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(7): 965-976.
- [7] KIMMELR, ELAD M, SHAKED D, *et al.*. A variational framework for retinex [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 52(1): 7-23.
- [8] 马忠丽, 文杰. 融合边缘信息的单尺度 Retinex 海雾去除算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2015, 27(2): 217-225.
- MA ZH L, WEN J. Single-scale Retinex sea fog removal algorithm fused the edge information [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(2): 217-225. (in Chinese)
- [9] ZHANG SH, WANG T, DONG J Y, *et al.*. Underwater image enhancement via extended multi-scale Retinex [J]. *Neurocomputing*, 2017, 245:1-9.
- [10] BISWASB, ROY P, CHOUDHURI R, *et al.*. Microscopic image contrast and brightness enhancement using multi-scale Retinex and Cuckoo search algorithm [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 70: 348-354.
- [11] WANG Y F, WANG H Y, YIN CH L, *et al.*. Biologically inspired image enhancement based on Retinex [J]. *Neurocomputing*, 2016, 177: 373-384.
- [12] LIN H N, SHI ZH W. Multi-scale Retinex improvement for nighttime image enhancement [J]. *Optik*, 2014, 125(24): 7143-7148.
- [13] 余顺园, 朱虹. 夜间有雾图像的光照模型构建及去雾 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(3): 729-734.
- YU SH Y, ZHU H. Lighting model construction and haze removal for nighttime image [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 729-734. (in Chinese)
- [14] CHANG H B, NG M K, WANG W, *et al.*. Retinex image enhancement via a learned dictionary [J]. *Optical Engineering*, 2015, 54(1): 013107.
- [15] LAN X, ZUO ZH Y, SHEN H F, *et al.*. Framelet-based sparse regularization for uneven intensity correction of remote sensing images in a retinex variational framework [J]. *Optik*, 2016, 127(3): 1184-1189.
- [16] WANG G D, DONG Q, PAN ZH K *et al.*. Retinex theory based active contour model for segmentation of inhomogeneous images [J]. *Digital Signal Processing*, 2016, 50: 43-50.
- [17] SOBOLR. Improving the Retinex algorithm for rendering wide dynamic range photographs [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(1): 65-74.
- [18] HEK 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.
- [19] FATTALR. Single image dehazing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-9.
- [20] HEK M, SUN J. Fast guided filtering [Z]. arXiv preprint arXiv: 150500996, 2015: 1-2.
- [21] SETIAWANA W, MENGKO T R, SANTOSO O S, *et al.*. Color retinal image enhancement using CLAHE [C]//Proceedings of 2013 *International Conference on ICT for Smart Society*. IEEE, 2013, 7979: 1-3.

作者简介:



李康飞(1989—),男,吉林通化人,博士研究生,2012年于吉林大学获得学士学位,主要从事图像和视频信息处理研究。E-mail:killcolours@126.com



李桂菊(1964—),女,吉林吉林人,研究员,博士生导师,主要从事图像和视频信息处理、DSP 开发与应用研究。E-mail:lgjciom666@126.com