

## 融合全变分与 Gamma 的低照度图像增强算法

郑爽爽, 卫文学\*, 徐聪

山东科技大学计算机科学与工程学院, 山东 青岛 266590

**摘要** 针对低照度彩色图像整体亮度偏低、细节较差的问题, 提出一种全变分与 Gamma 相融合的低照度图像增强算法。首先, 采用局部变化偏差和空间自适应全变分模型 (TV) 将图像分为光照和反射图像, 将权值与 TV 的指数形式相结合以提取纹理细节更好地反射图像; 其次, 从原始图像的 HSV 空间提取亮度 V, 执行改进的加权分布自适应 Gamma 矫正, 获得增强的亮度矫正图像; 最后, 对以两种不同方式增强的图像进行加权融合, 得到最终的增强结果。实验结果表明, 该图像增强算法处理后的图像细节清晰, 能够有效解决增强结果与原图像的亮度结构相似度较差的问题, 减少图像失真和伪影现象。

**关键词** 图像处理; 图像增强; Retinex 理论; 变分模型; 自适应 Gamma 变换; 加权融合

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221707

## Low Illumination Image Enhancement Algorithm Combining Total Variation and Gamma

Zheng Shuangshuang, Wei Wenxue\*, Xu Cong

School of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology,  
Qingdao 266590, Shandong, China

**Abstract** An algorithm for improving low illumination color images that is based on the fusion of full variation and Gamma is proposed to address the issue of low brightness and poor detail. First, the image is divided into illumination and reflection images by using local variation bias and spatial adaptive total variation model (TV), and the weight value is combined with the exponential form of TV to extract better reflection images with texture details. Second, to obtain a better weighted distribution adaptive Gamma correction and an improved brightness corrected image, brightness V is extracted from the original image's HSV space. Finally, weighted fusion of images improved in two different ways yields the final enhancement results. The experimental results demonstrate that the image details processed by the image improvement algorithm are clear, which can effectively address the issue of poor similarity between the enhancement results and the original image brightness structure, and minimize image distortion and artifacts.

**Key words** image processing; image enhancement; Retinex theory; variation model; adaptive Gamma transformation; weighted fusion

## 1 引言

由于夜间、阴天、井下等因素的存在, 不可避免地会采集到昏暗、模糊、偏色、细节丢失的低质量图像, 不利于后续处理。因此, 如何改善低照度图像的质量, 使低照度图像转换成更符合人眼视觉和计算机自动分析的形式得到人们的关注。

在基于中心环绕的 Retinex 算法中, 经过几十年的发展, 从单尺度 Retinex (SSR)<sup>[1]</sup> 演化为多尺度加权平

均 Retinex (MSR)<sup>[2]</sup> 算法及多尺度视网膜增强 (MSRCR)<sup>[3]</sup> 算法, 但上述算法计算量大, 且在边缘区域容易出现光晕伪影。针对这一问题, 近年来陆续出现了改进算法, 通过引入不同类型的能够保持边缘的低通滤波器代替高斯滤波来解决边缘光晕的问题, 如双边滤波、最小加权二乘法滤波<sup>[4]</sup>、引导滤波等, 这些改进虽然改善了细节表达不完善的缺陷, 能够维持边缘平滑, 但易出现暗区增强不明显、亮度差异较大的区域过度增强的问题。

收稿日期: 2022-05-26; 修回日期: 2022-07-04; 录用日期: 2022-07-14; 网络首发日期: 2022-07-24

通信作者: \*wxjyh@163.com

针对上述问题, Kimmel 等<sup>[5]</sup>提出 Retinex 变分模型, 将照明估计问题表述为一个二次规划优化的问题, 利用反射图像和光照图像之间的空间相关性, 采用一种高效的多分辨率算法来求解, 但计算复杂度较高且没有对反射图像进行考虑。Ng 等<sup>[6]</sup>同时考虑光照的空间平滑性和反射的分段连续性, 利用总变化项提出 Retinex 全变分模型。Lan 等<sup>[7]</sup>根据图像的空间信息提出空间自适应 Retinex 模型, 并通过 Bregman 最优化算法来求解。相比于传统 Retinex 方法, 使用变分方法得到的反射图像细节信息丰富, 图像质量更好。但上述方法在黑暗区域易出现伪影, 增强效果并不显著。

本文提出一种融合全变分与 Gamma 的低照度图像增强算法。在 Retinex 变分模型中采用局部变化偏差(LVD)作为光照正则化项, 并使用引导滤波处理后的明通道先验约束光照。在 L2 范数的基础上将权值与 TV 的指数形式相结合, 以提取纹理细节更好地反射图像。此外, 针对反射图像过度增强的问题, 采用新的解决方式, 对原图像的亮度分量进行加权分布自适应伽马矫正处理(AGCWD), 并作为光照矫正图像与反射图像进行加权融合, 极大程度上保证与原图像亮度结构的相似性。实验结果表明, 该算法得到的增强图像亮度适宜, 细节丰富, 无失真和伪影现象, 图像质量提升明显。

## 2 基本理论

### 2.1 Retinex 变分模型

Retinex 理论提出, 原始图像可以分解成光照图像和反射图像。其中: 光照图像对应低频, 反映图像中的结构信息; 反射图像对应高频, 反映图像中的细节和纹理信息。图像处理时需要将结构和纹理进行分解, 并期望在保持结构特征的同时保留图像边缘和纹理。对于低照度图像来说, 对图像暗部进行处理时容易生成噪声, 因此要在最优化问题的模型中添加一些正则项来保持图像的光滑性。在 Retinex 的变分模型中一般使用目标函数并对其求封闭解实现对光照图像和反射图像的估计。目标函数可简化为

$$\operatorname{argmin}_{R, L} \|S - R - L\|_2^2 + \alpha(\nabla L) + \beta(\nabla R), \quad (1)$$

式中:  $\alpha, \beta$  是正参数;  $\nabla$  为梯度算子;  $S$  为原图像;  $R$  为反射图像;  $L$  为光照图像。式(1)第1项是数据保真项, 用来最小化光照和反射图像与原图像之间的距离, 第2项是光照空间的正则化函数, 目的是获得空间平滑的光照图像, 第3项是反射率空间的正则化函数, 目的是获得分段平滑的反射图像, 通常使用全变分正则项(TV)<sup>[8]</sup>来约束反射图像, 消除图像增强所带来的噪声问题。文献[9]中提到, TV 通常会过度平滑, 在细节较多的图像中易丢失部分反射图像的信息。针对 TV 的缺陷, 文献[7]提出一种空间自适应 TV, 根据图像的梯度信息来约束反射图像的 TV 正则化强度。文

献[10], 通过在 TV 中增加指数项  $r$ , 调整光照分解和反射分解时的结构和纹理感知, 所得到的图像对比度与自然性都有一定提高。

### 2.2 局部变化偏差

Cai 等<sup>[11]</sup>将形状先验引入 Retinex 中, 提出 LVD 的概念, 将 LVD 作为形状先验来保持结构信息。LVD 包括 2 个部分: 第1部分是局部变化, 代表图像的梯度特征; 第2部分是梯度的偏差, 代表在局部块中的方差相关性。根据在图像梯度变化的方差相关性中, 纹理趋向弱相关性、结构趋向强相关性的特征, 局部变化偏差在区分纹理和结构方面有着强大的辨别力:

$$R_{x/y} = \left| \frac{\nabla_{x/y} L}{\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_{x/y} L + \epsilon} \right|, \quad (2)$$

式中:  $R_{x/y}$  表示从  $L$  中提取的局部水平/垂直变化偏差;  $\epsilon$  是一个避免除数为 0 的小数;  $\Omega$  是  $r \times r$  的局部块, 本实验设  $r$  为 3。将 LVD 应用到目标函数中作为形状先验提取图像中的光照的结构, 所估计的光照图像能够有效捕捉到物体的结构, 消除纹理细节信息。

## 3 所提算法

所提算法的整体流程如下: 将输入图像由 RGB 空间转换到 HSV 颜色空间, 保持 H 分量和 S 分量不变, 对空间内 V 分量进行 Retinex 变分处理, 得到包含图像细节信息的反射图像。针对反射图像过度增强的问题, 使用改进 AGCWD 处理原始 V 分量, 将处理结果作为光照矫正图像与反射图像加权融合, 并将融合图像作为新的 V 分量。最后将其从 HSV 空间转回 RGB 空间, 得到最终增强图像。具体流程如图 1 所示。

### 3.1 指数形式的空间自适应 Retinex 变分模型

基于对第 2 节相关工作的讨论, 为了有效地估计光照图像和反射图像, 提出一个基于混合范数的指数形式空间自适应 Retinex 变分模型:

$$\min_{R, L} \|R \cdot L - S\|_2^2 + \alpha A_1(L) + \beta A_2(R) + \lambda A_3(L), \quad (3)$$

$$A_1(L) = \left( \frac{1}{|\Omega|} \sum \nabla L + \epsilon \right)^{-1} \cdot \|\nabla L\|_1, \quad (4)$$

$$A_2(R) = W \cdot (|\nabla R|^r + \epsilon)^{-1} \cdot \|\nabla R\|_2^2, \quad (5)$$

$$W = 1 - \frac{\|\nabla R\|}{\operatorname{std}(\|\nabla R\|) + \|\nabla R\|}, \quad (6)$$

式中:  $\alpha, \beta, \lambda$  是正参数, 用来平衡各项权重;  $\operatorname{std}(\|\nabla R\|)$  表示反射率梯度图像的标准偏差。式(3)第1项是数据保真项, 使反射图像和光照图像尽可能与原处理图像相接近; 第2项是 L1 光照正则化项, 采用 LVD 作为光照优先级, 保证光照的空间平滑性以及结构性, 如式(4)所示; 第3项是 L2 反射正则化项, 将权值与 TV 的

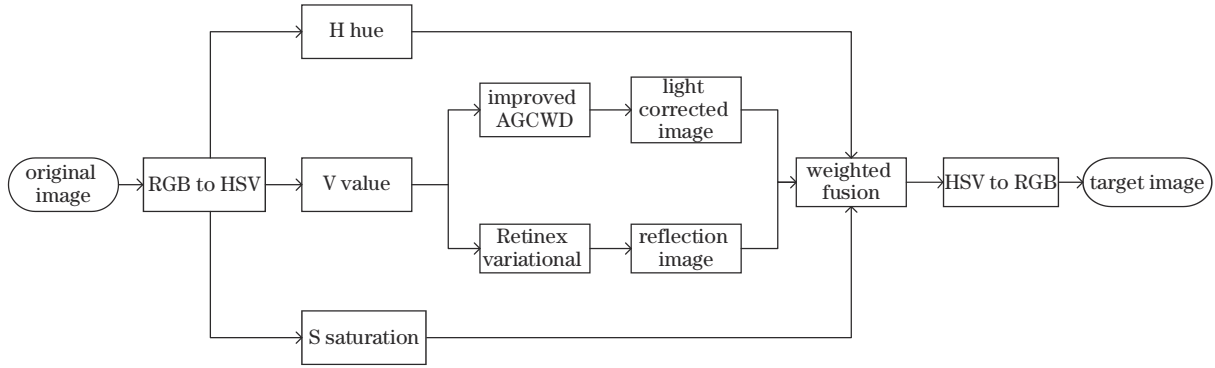


图1 所提算法流程

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

指数形式相结合来约束反射图像;第4项是明通道先验,通过最小化估计光照与亮通道先验之间的L2距离对光照图像实行约束。

将权值与TV的指数形式相结合,如式(5)、(6)所示,使用改进后的TV作为反射优先级约束反射图像,对比图如图2所示。TV的指数形式为 $|\nabla \mathbf{R}|^r$ ,当指数 $r > 1$ 时图像的结构信息提取效果较好, $r < 1$ 时图像的纹理细节信息提取效果较好。因此,可以选用适当的指数来提高图像的质量。权值将TV的正则化强度与空间信息相关联, $\text{std}(\|\nabla \mathbf{R}\|)$ 表示反射率梯度图像的

标准偏差,在边缘区域梯度较大,相应的权重就较小,正则化强度减弱,从而保留图像的细节信息。在平坦像素区域执行强正则化以消除不均匀强度,从而实现正则化强度随空间信息自适应改变。采用指数形式的空间自适应TV模型,在保边的过程中更有效保持反射图像中的细节信息。从图2的局部放大图片可以看出:使用原始TV模型得到的反射图像中建筑物和树叶的细节较模糊;由所提TV模型处理得到的反射图像,当指数 $r=3$ 时,建筑物和树只保留结构部分,指数 $r=0.3$ 时,树叶以及建筑物的纹理细节清晰可见,整幅图像具有更丰富的层次感。

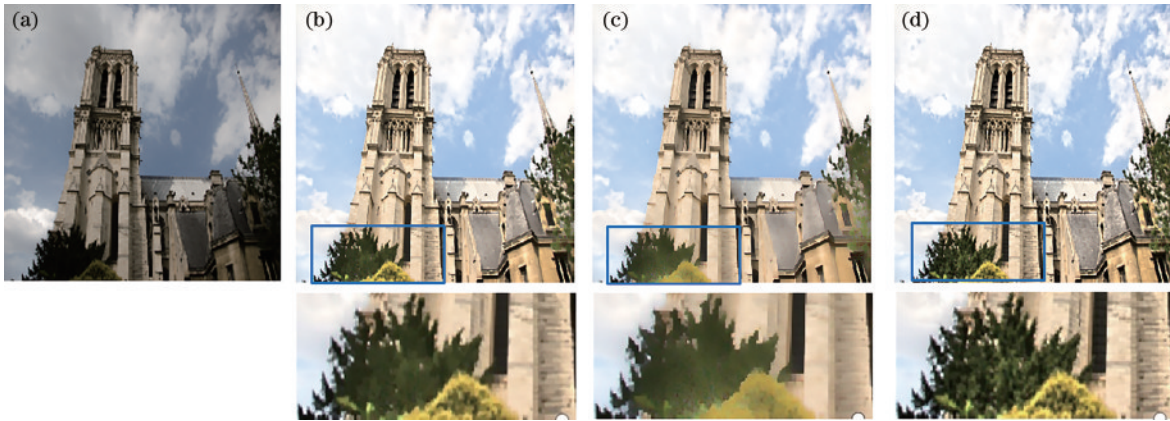


图2 不同TV模型约束反射图像的对比。(a)原图;(b)原始TV模型;(c)所提TV( $r=3$ );(d)所提TV( $r=0.3$ )

Fig. 2 Comparison of reflection images constrained by different TV models. (a) Original drawing; (b) original TV model; (c) proposed TV( $r=3$ ); (d) proposed TV ( $r=0.3$ )

采用亮通道先验对光照图像进行约束可以抑制增强后过亮情况的出现,在明暗度与人眼视觉感知之间达到平衡。针对亮通道先验在邻域内进行操作时,所得到的光照图像有明显的块效应,采用引导滤波再次对光照图像进行调整:

$$\mathbf{L} = \mathbf{1} - \min_{\Omega'} \left[ \min_{c \in \{r, g, b\}} (1 - S)^c \right] = \max_{\Omega'} \left( \max_{c \in \{r, g, b\}} S^c \right), \quad (7)$$

$$\mathbf{L}' = \text{guidedfilter}(\mathbf{L}), \quad (8)$$

式中: $\Omega'$ 是以像素 $(x, y)$ 为中心的邻域; $S^c$ 是待处理的

彩色原图像;guidedfilter为引导滤波器。使用增强的明通道先验来估计最优光照图像:

$$A_3(\mathbf{L}) = \|\mathbf{L} - \mathbf{L}'\|_2^2. \quad (9)$$

### 3.2 优化求解

目标函数式(3)含有两个未知变量,不能用传统梯度下降的方法求解。因此,为了求解光照图像和反射图像,将其简化,使用基于迭代加权最小二乘法的块坐标下降法<sup>[12]</sup>对目标函数进行优化求解,把多变量的原问题分解为多个单变量子问题,使目标函数具有封闭形式的全局最优解。

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{R}, \mathbf{L}} \|\mathbf{R} \cdot \mathbf{L} - \mathbf{S}\|_2^2 + \alpha A_1(\mathbf{L}) + \beta A_2(\mathbf{R}) + \lambda A_3(\mathbf{L}), \quad (10)$$

$$A_1(\mathbf{L}) = M_x \|\nabla_x \mathbf{L}\|_2^2 + M_y \|\nabla_y \mathbf{L}\|_2^2, \quad (11)$$

$$A_2(\mathbf{R}) = N_x \|\nabla_x \mathbf{R}\|_2^2 + N_y \|\nabla_y \mathbf{R}\|_2^2, \quad (12)$$

$$M_{x/y} = \left( \frac{1}{\Omega} \sum_{\Omega} \nabla \mathbf{L}_{x/y} \left| \nabla_{x/y} \mathbf{L} \right| + \varepsilon \right)^{-1}, \quad (13)$$

$$N_{x/y} = \frac{W_{x/y}}{\left( \left| \nabla_{x/y} \mathbf{R} \right| + \varepsilon \right)^\circ}. \quad (14)$$

通过迭代循环两个分离的子问题,更新光照图像和反射图像。初始化  $\mathbf{L}_0 = \mathbf{S}$ ,  $\mathbf{R}_0 = \mathbf{S}/\mathbf{L}_1$ , 对于第  $k$  次迭代:

$$\mathbf{L}_k = \operatorname{argmin}_{\mathbf{L}} \|\mathbf{L} \cdot \mathbf{R}_{k-1} - \mathbf{S}\|_2^2 + \alpha \left( M_x \|\nabla_x \mathbf{L}\|_2^2 + M_y \|\nabla_y \mathbf{L}\|_2^2 \right) + \lambda \|\mathbf{L} - \mathbf{L}'\|_2^2, \quad (15)$$

$$\mathbf{R}_k = \operatorname{argmin}_{\mathbf{R}} \|\mathbf{L}_k \cdot \mathbf{R} - \mathbf{S}\|_2^2 + \beta \left( N_x \|\nabla_x \mathbf{R}\|_2^2 + N_y \|\nabla_y \mathbf{R}\|_2^2 \right). \quad (16)$$

当  $\mathbf{L}$  和  $\mathbf{R}$  满足终止条件  $\|\mathbf{L}_k - \mathbf{L}_{k-1}\| / \|\mathbf{L}_{k-1}\| \leq \sigma$  或者  $\|\mathbf{R}_k - \mathbf{R}_{k-1}\| / \|\mathbf{R}_{k-1}\| \leq \sigma$  时停止,随着迭代次数的增加,所处理图像丢失的纹理细节越少,捕获的物体结构越清晰,最终得到稳定的光照图像与反射图像。

### 3.3 光照矫正

虽然用变分方法得到的反射图像细节信息较好,增强效果明显,但其同时会对弱光图像过度增强。使用传统方法直接对光照图像进行 Gamma 矫正 [式(17)] 时得到的增强图像与自然光下的图像相似度较差,容易产生失真和伪影现象。

$$T(l) = l_{\max} \left( \frac{1}{l_{\max}} \right)^\gamma, \quad (17)$$

式中:  $l_{\max}$  为输入图像中的最大像素值。因此,将图像转到 HSV 空间,使用 AGCWD 算法对原图像的 V 分量进行增强,作为光照矫正图像。AGCWD 将 Gamma 值与累积分布函数联系起来,采用  $1 - \text{CDF}_w(l)$  作为新的伽马参数,达到对 Gamma 值自适应调整的目的。首先,通过加权分布函数对原图像直方图进行调整,使得灰度直方图  $p_w(l)$  的范围从  $[p_{\min}, p_{\max}]$  扩大到  $[0, p_{\max}]$ , 让其更加平滑:

$$p_w(l) = p_{\max} \left[ \frac{p(l) - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \right]^\mu, \quad (18)$$

式中:  $\mu$  为调整参数,  $\mu$  越大,图像增强效果越明显。

文献[13]中,  $\mu$  取 0.5, 对于较亮的图像容易增强过度,使得图像细节丢失。所提方法根据图像的亮度来自适应调节  $\mu$  的值:

$$\mu = \frac{1}{2} \times (l_{\max} - l_{\text{mean}}), \quad (19)$$

式中:  $l_{\text{mean}}$  为像素的平均亮度值。在亮度大的图像上  $\mu$  值降低,改善图像过度增强的问题。计算  $p_w$  的累积分布函数  $c_w$ , 并通过定义  $\gamma$  值实现对图像的增强:

$$\gamma = \max[\eta, 1 - c_w(l)], \quad (20)$$

式中:  $\eta$  为截断参数。

对不同调整参数  $\mu$  所获得的光照矫正图像进行实验对比,结果如图 3 所示。从图 3 可以看出,所提自适应  $\mu$  值相对固定  $\mu$  值对图像的增强效果更好,图像的立体感更强,无噪声产生,在图像对比度增强和图像失真之间取得了更好的平衡,适用于大多数的图像。

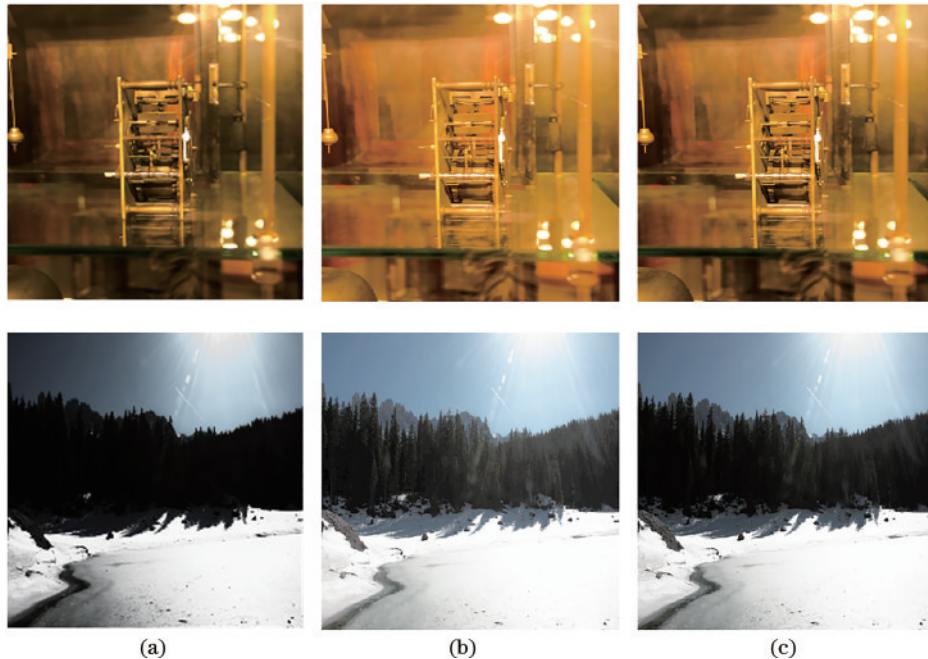


图 3 光照矫正图像的对比。(a)原图;(b) $\mu=0.5$ ;(c)自适应  $\mu$  值

Fig. 3 Comparison of illumination correction images.(a) Original drawing; (b)  $\mu=0.5$ ; (c) adaptive  $\mu$  value

### 3.4 融合方法

对原图像的 V 分量进行处理作为亮度矫正图像,极大程度上将图像的结构信息与原图像保持一致,避免出现图像失真和伪影问题。从变分模型得到的反射图像来获得图像中的细节纹理信息。采用加权融合的方式进行处理,解决反射图像过度增强的问题。

$$R(x, y) = mR_1(x, y) + (1 - m)R_2(x, y), \quad (21)$$

式中:  $R_1$  为 Retinex 变分模型获得的反射图像的值;  $R_2$  为对原图像的亮度分量 V 执行改进后 AGCWD 处理, 获得光照矫正图像的值;  $m$  为权值系数, 满足  $0 \leq m \leq 1$ , 给细节与曝光良好的图像  $R_1$  分配较大的权重, 经过多次实验, 取  $m=0.63$ , 使融合图像的视觉效果达到最好。

## 4 实验验证

### 4.1 实验设置

实验所在平台为 Window 10、64 bit 系统, 8 GB 内

存, 使用 Matlab 2016a 进行仿真实验。采用文献[14]所整理的公开低照度数据集, 包含在真实场景中捕获的成对的低/自然光图像, 随机选取图片进行实验对比。

对于所提变分模型中各项权重参数的选取, 先根据经验值确定参数的可选范围, 再经实验选择最佳参数值。  $\alpha$  与亮度分布有关,  $\alpha$  越小, 亮度分布越均匀。  $\beta$  值影响图像的清晰度, 随着  $\beta$  值的降低, 增强图像会越来越清晰并趋于稳定。  $\lambda$  对增强图像影响较小, 当值较小时, 图像立体度会有一定的增强。参考文献[11]与文献[15], 结合测试结果与各参数之间的匹配度, 在实验中设置参数如下:  $\alpha=0.001$ ,  $\beta=0.0001$ ,  $\lambda=0.25$ 。

### 4.2 Retinex 分解的比较

为了证明所提 Retinex 变分模型的有效性, 对分解的光照图像与反射图像进行对比, 对比结果如图 4 所示, 第 1 列是原始微光图像, 第 2~6 列分别为 SSR、文献[15]模型、结构和纹理感知 Retinex 模型(STAR)<sup>[10]</sup>、加权变分模型(WVM)<sup>[16]</sup>和所提模型结果, 第 1、3 行是光

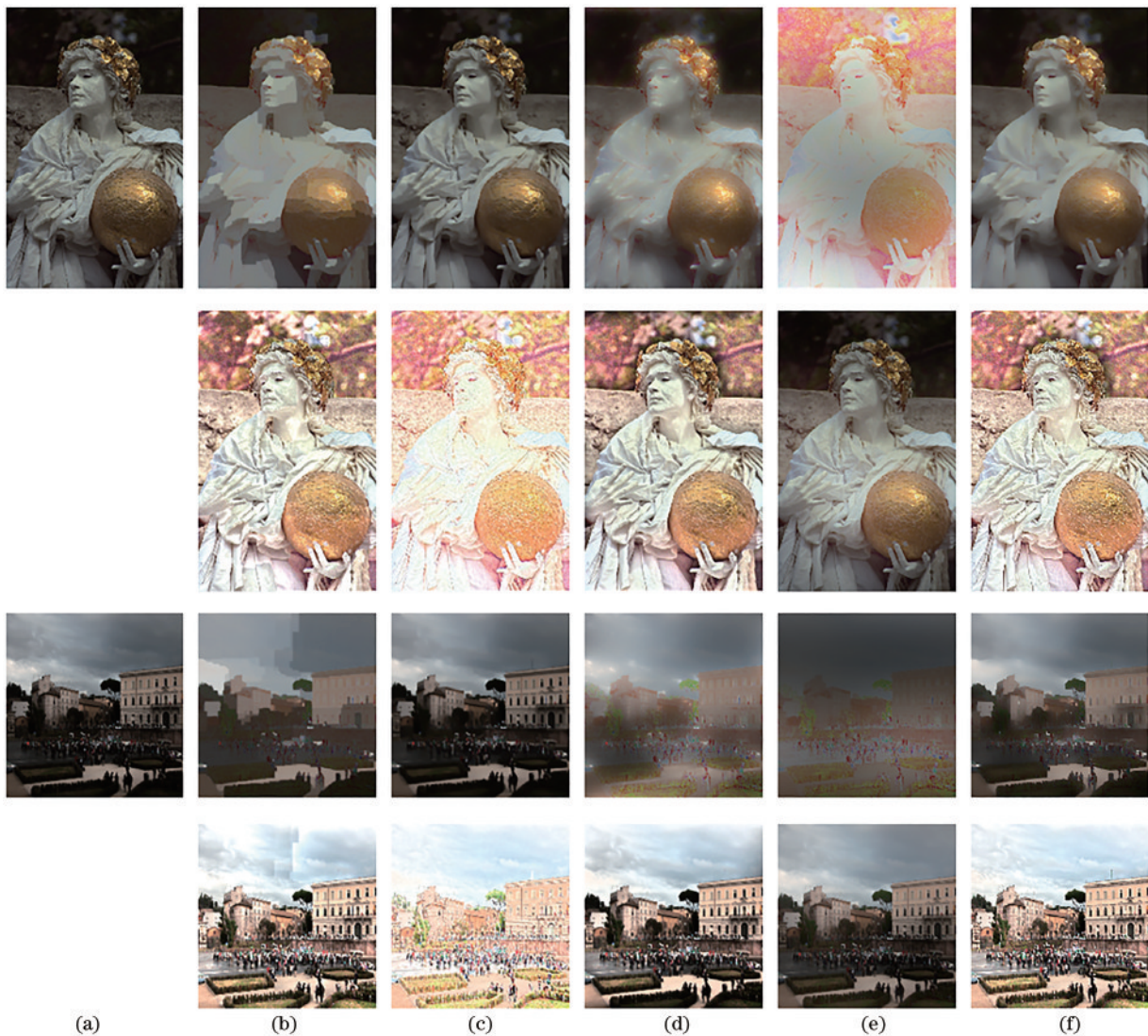


图 4 Retinex 分解对比。(a)原图;(b)文献[15]模型;(c) STAR;(d) WVM;(e) SSR;(f)所提模型

Fig. 4 Comparison of Retinex decomposition. (a) Original images; (b) model of reference [15]; (c) STAR; (d) WVM; (e) SSR; (f) proposed model

照图像,第2、4行是反射图像。对于要处理的彩色图像,分解应用于HSV空间的V通道,最终将其变为RGB空间对比。从图4可以看出,所提变分模型所估计的光照图像不仅可以识别出物体结构,而且在空间上比其他模型更加平滑,反射图像细节丰富,无失真及断层现象。

### 4.3 增强图像的比较

为了证明所提整体算法的有效性,在数据集中随机选取低照度图像,与文献[11]将LVD与变分结合的算法、文献[15]指数型TV变分模型算法、STAR、WVM、MSRCR以及文献[13]算法进行实验对比,结果如图5所示,第1~4行依次是图像1、2、3、4。从图5

可以看出:MSRCR在对图1、2、4进行处理时产生了颜色失真和曝光现象;文献[11]算法、文献[15]算法、STAR、WVM过于追求自然,增强效果大打折扣,对图像2的增强效果不明显,且在1柱子部分、4墙体部分出现了不同程度的视觉伪影,且在对4的处理中,文献[15]算法在墙面产生了断层现象,它们在较明亮的区域上处理效果较好,但不能很好处理低照度区域;文献[13]算法对细节信息刻画得并不明显,丢失了一部分细节信息;所提算法对1中墙体纹理刻画细致,对图像2地面光束的处理效果较好,不但实现了适当增强,同时具有自然的光强变换,在4中也没有出现伪影,图像亮度过渡自然。

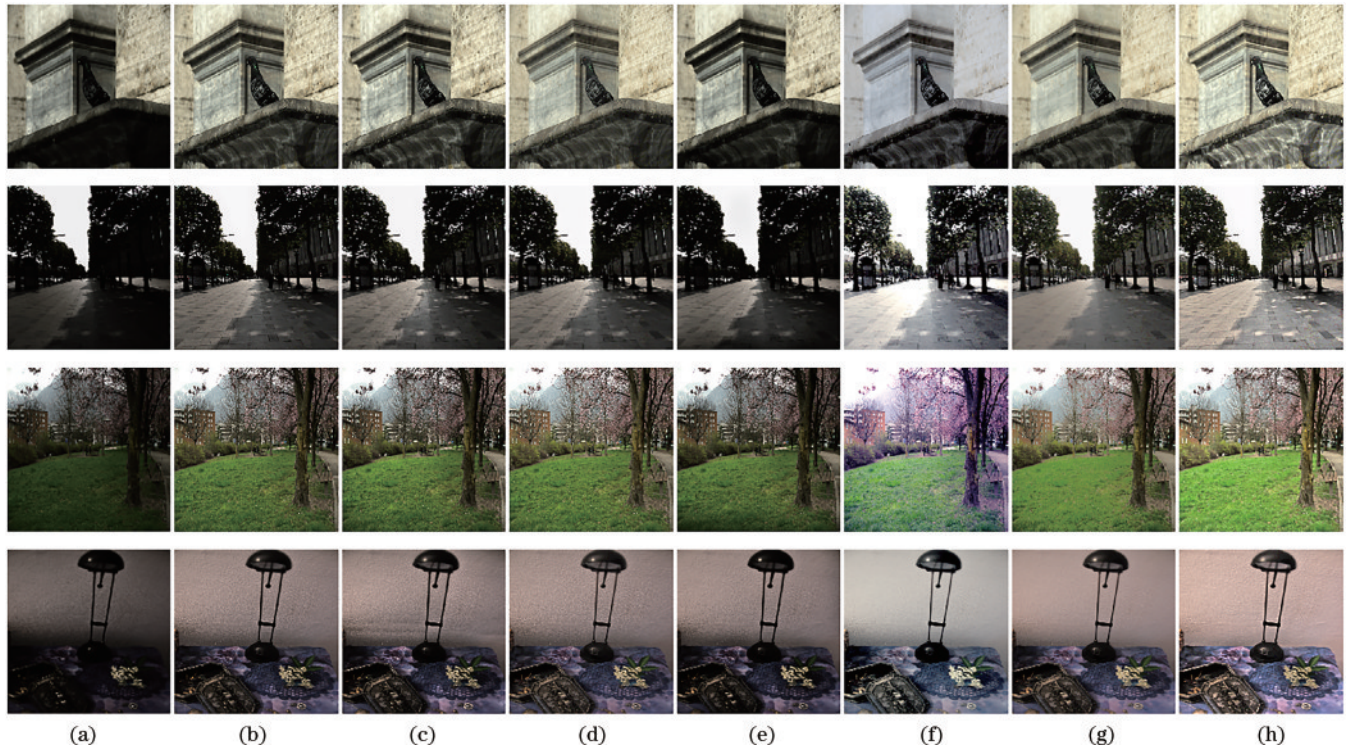


图5 增强图像对比。(a)原图;(b)文献[11]算法;(c)文献[15]算法;(d) STAR;(e) WVM;(f) MSRCR;(g)文献[13]算法;(h)所提算法

Fig. 5 Contrast of enhanced images. (a) Original images; (b) algorithm of reference [11]; (c) algorithm of reference [15]; (d) STAR; (e) WVM; (f) MSRCR; (g) algorithm of reference [13]; (h) proposed algorithm

### 4.4 算法对比

除了主观视觉评价,将所提算法与其他算法进行客观评价对比。其中,自然图像质量评估器(NIQE)不需要原始图像的主观评价,而是提取自然景观中的特征对测试图像进行测试,得到的值越大说明与自然图像差距越大,质量越差,是图像全局的一个判断。结构相似性(SSIM)是衡量两幅图像相似性的指标,由亮度、对比度、结构组成。将处理得到的增强图像与自然光下的图像进行对比,其值在0~1之间。SSIM值越大,说明处理后的图像越接近于自然光源下的图像,图像失真越小。峰值信噪比(PSNR)用来衡量图像失真

或是噪声水平,值越高,表示图像失真和噪声越小。

对上述随机选取的图5中的图像1、2、3、4进行质量评价并取平均值,结果如表1~3所示。可以看出,所提算法在NIQE的测试中取得了较好的结果,仅在图像2上的值大于STAR,且在最终的平均值计算中明显优于其他算法。同样将图像在SSIM与PSNR上进行比较,得出的结果都高于其他算法,这说明由所提算法得到的处理图像与参考图像保持了较高的相似性且增强图像的质量优于其他算法。以上实验结果证明了所提算法的有效性。

表 1 NIQE 定量比较  
Table 1 Quantitative comparison of NIQE

NIQE	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Average
Model of reference [11]	9.793	10.721	10.606	10.165	10.321
Model of reference [15]	10.906	11.357	11.541	10.341	11.036
STAR	9.288	9.946	11.970	9.075	10.070
WVM	11.632	10.018	10.096	11.490	10.809
MSRCR	10.232	11.454	10.640	13.263	11.397
Model of reference [13]	10.877	10.179	9.665	9.892	10.153
Proposed model	9.080	10.047	9.458	8.250	9.209

表 2 SSIM 定量比较  
Table 2 Quantitative comparison of SSIM

SSIM	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Average
Model of reference [11]	0.0037	0.0394	0.002	0.0170	0.0155
Model of reference [15]	0.7032	0.5551	0.8341	0.7028	0.6988
STAR	0.8010	0.6050	0.9105	0.8069	0.7809
WVM	0.6047	0.4250	0.7644	0.6750	0.6173
MSRCR	0.4159	0.7010	0.5890	0.6963	0.6010
Model of reference [13]	0.7887	0.7447	0.8528	0.8662	0.8131
Proposed model	0.8213	0.7939	0.9264	0.8761	0.8544

表 3 PSNR 定量比较  
Table 3 Quantitative comparison of PSNR

PSNR	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Average
Model of reference [11]	5.203	8.116	8.153	7.992	7.366
Model of reference [15]	14.411	13.445	17.055	14.314	14.806
STAR	16.768	14.253	20.579	16.162	16.941
WVM	12.073	11.678	15.398	13.459	13.152
MSRCR	16.050	18.737	15.506	15.001	16.324
Model of reference [13]	10.877	10.179	9.295	9.892	10.061
Proposed model	20.534	19.155	20.656	22.899	20.811

## 5 应用

近几年深度学习学习的发展使计算机视觉<sup>[19]</sup>应用于各行各业,但低照度条件下图像能见度低,细节退化严重,直接对其处理无法达到很好的检测结果。

所提图像增强算法可以对低照度图像进行预处理,提高不良照度下拍摄的图片质量,进而提高目标识别的实时性和目标匹配的准确性。

将所提算法应用到矿井下的安全帽与人体检测中,结果如图 6 所示。利用开源的基于 YOLOv5 模型

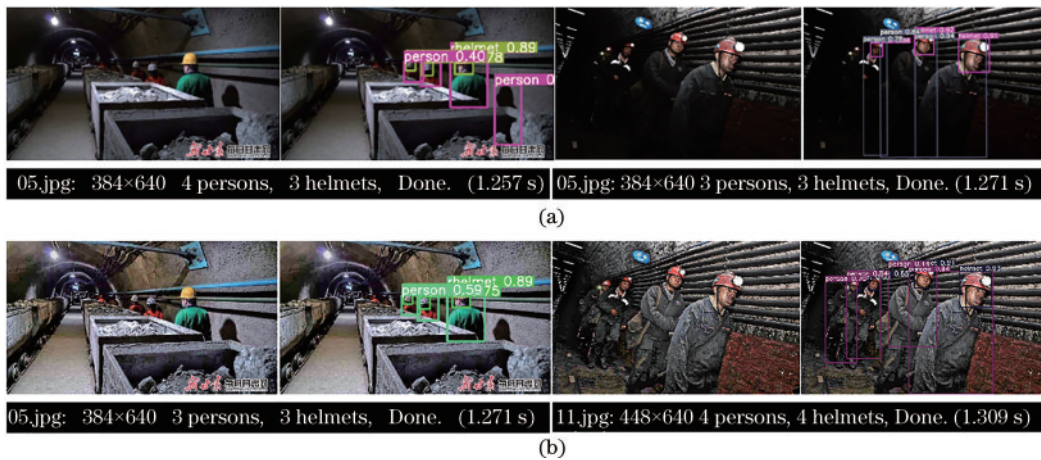


图 6 低照度图像与增强图像安全帽和人体检测对比。(a)原图检测识别结果;(b)增强图像检测识别结果

Fig. 6 Comparison of safety helmet and human body detection between low illumination image and enhanced image. (a) Original image detection and recognition results; (b) enhanced image detection and recognition results

的安全帽佩戴检测算法对图片进行测试,其中 persons 是检测出人体的数量,helmets 是检测出的安全帽数量。对原始的低照度图像进行安全帽与人体检测时,出现了漏检以及误检的情况,使用所提算法获得的增强图像,亮度有明显提升,检测中没有漏检或误检。

## 6 结 论

针对低照度图像不易后续处理的问题,提出一种融合全变分与 Gamma 的低照度图像增强算法。该算法采用混合范数的形式,通过 LVD 与指数形式的空间自适应 TV 来估计光照和反射图像,并采用引导滤波处理后的明通道先验来优化光照图像的精度,以获得细节纹理丰富的反射图像。针对图像处理中易出现的图像失真和伪影现象,对原图像的 V 分量进行改进后的 AGCWD 处理,使图像的结构信息与原图像保持一致。将两种不同方式增强的图像进行加权融合,得到最终增强图像。实验结果表明,经所提算法得到的增强图像细节丰富,图像失真度较低,避免了伪影现象的发生,增强了图像质量。应用到井下安全帽和人体检测模型时,所提算法增强后的图像关键信息更加清晰,结果易于识别,提高了识别率。

## 参 考 文 献

- [1] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [2] Jobson D J, Rahman Z, Woodell 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.
- [3] Rahman Z U, Jobson D J, Woodell G A. Retinex processing for automatic image enhancement[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 100-110.
- [4] Alajarmeh A, Salam R A, Abdulrahim K, et al. Real-time framework for image dehazing based on linear transmission and constant-time airlight estimation[J]. Information Sciences, 2018, 436/437: 108-130.
- [5] Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A variational framework for retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7-23.
- [6] Ng M K, Wang W. A total variation model for retinex[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(1): 345-365.
- [7] Lan X, Shen H F, Zhang L P, et al. A spatially adaptive Retinex variational model for the uneven intensity correction of remote sensing images[J]. Signal Processing, 2014, 101: 19-34.
- [8] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [9] Yang X, Huang Y M, Sun L. A modulus iteration method for Retinex problem[J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2018, 25(6): e2207.
- [10] Xu J, Hou Y K, Ren D W, et al. STAR: a structure and texture aware Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 5022-5037.
- [11] Cai B L, Xu X M, Guo K L, et al. A joint intrinsic-extrinsic prior model for retinex[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4020-4029.
- [12] Tseng P. Convergence of a block coordinate descent method for nondifferentiable minimization[J]. Journal of optimization theory and applications, 2001, 109(3): 475-494.
- [13] Huang L H, Cao G, Yu L F. Efficient contrast enhancement with truncated adaptive Gamma correction [C]//2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), October 15-17, 2016, Datong, China. New York: IEEE Press, 2016: 189-194.
- [14] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[EB/OL]. (2018-08-14)[2022-02-04]. <https://arxiv.org/abs/1808.04560>.
- [15] Chen X Y, Li J J, Hua Z. Low-light image enhancement based on exponential Retinex variational model[J]. IET Image Processing, 2021, 15(12): 3003-3019.
- [16] Fu X Y, Zeng D L, Huang Y, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 2782-2790.
- [17] 程钊, 赵南京, 殷高方, 等. 基于多任务卷积神经网络的浮游藻类群落识别方法[J]. 光学学报, 2022, 42(5): 0530002.  
Cheng Z, Zhao N J, Yin G F, et al. Identification method of planktonic algae community based on multi-task convolutional neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(5): 0530002.