

基于卷积分析稀疏表示和 相位一致性的低照度图像增强

周浦城, 张 杰, 薛模根, 尹璋堃
(陆军炮兵防空兵学院信息工程系, 安徽合肥 230031)

摘 要: 针对低照度图像存在的对比度低、视觉效果差等问题, 提出一种基于卷积分析稀疏表示和相位一致性的低照度图像增强方法. 该方法基于 Retinex 模型, 在估计照度图像时采用卷积分析稀疏表示进行约束, 所用滤波器一部分人工设定, 一部分由样本训练自动获得; 在计算反射图像时利用单演相位一致性特征, 施加相位一致性残余最小约束来恢复细节; 通过联合约束并进行优化, 得到的反射图像即为最终的增强结果. 对大量低照度图像进行实验, 并与当前先进方法相比, 结果表明, 本文方法不仅提高了图像的亮度与对比度, 增强了细节, 而且在多个客观评价指标上都优于其他方法.

关键词: 低照度图像; Retinex 模型; 卷积分析稀疏表示; 相位一致性

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)01-0180-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.01.022

Low-light Image Enhancement Based on Convolutional Analysis Sparse Representation and Phase Congruency

ZHOU Pu-cheng, ZHANG Jie, XUE Mo-gen, YIN Zhang-kun

(Department of Information Engineering, Army Academy of Artillery and Air Defence Forces, Hefei, Anhui 230031, China)

Abstract: Low-light images suffer from low visibility and poor visual quality. To improve the quality of low-light images, a method based on convolution analysis sparse representation and phase congruency was proposed. This method is based on the Retinex model and improves the problem of insufficient constraints. More concretely, we used the convolutional analysis sparse representation whose filters were hand-crafted and learned from the input to estimate the illumination image. Then, by using the monogenic phase congruency, the reflection image was calculated via the phase congruency residual minimization to enhance weak details. Through joint constraints and optimization, the resulting reflection image served as the final enhancement result. Experiments on a number of challenging low-light images are presented to reveal the efficacy of our method and show its superiority over several state-of-the-arts on both subjective and objective assessments.

Key words: low-light image; Retinex model; convolutional analysis sparse representation; phase congruency

1 引言

在夜晚、黄昏等低照度环境下, 由于恶劣的光照条件, 使得到的低照度图像能见度降低、图像质量变差, 严重影响了后续的图像分析与理解^[1].

目前实现低照度图像增强的方法大致可以分为两类, 一类是利用传统的图像增强方法, 如采用直方图校正^[2,3]或者色调映射^[4,5]等操作来提高图像的质量, 从而实现低照度图像清晰化. 这类方法虽然简单直接, 但

往往会造成图像过增强或欠增强. 另一类是基于成像模型的方法, 如 Retinex 算法^[6]和相机响应模型 (Camera Response Model, CRM) 算法^[7]. 其中, Retinex 算法是最常用的低照度图像增强方法. 根据 Retinex 理论提出的照度-反射成像模型, 只要从低照度图像中分离出照度分量并将其去除, 就能够实现低照度图像增强.

然而, 如何将一幅图像分解为照度图像与反射图像却是病态的反问题, 需要施加合理的约束条件. 传统的中心环绕型 Retinex 算法^[6]采用高斯滤波器来估计照度图

像,但由于高斯滤波器不具备边缘保持能力,导致处理结果易出现失真和光晕伪影现象.为此,Kimmel^[8]提出了基于变分框架(Variational Framework, VF)的Retinex算法,尽管取得了超越传统Retinex算法的效果,但仍然存在细节模糊和失真的现象.在此基础上,不少学者提出了各种改进措施^[9-14],虽然在一定程度上提高了图像的细节,但由于低照度图像往往存在噪声干扰,这些方法仍然难以避免微弱细节的丢失和伪细节的产生.针对上述不足,本文提出了一种基于卷积分析稀疏表示和相位一致性的低照度图像增强方法,能够较好地恢复图像的细节,改善了图像的整体视觉效果.

2 相关工作

根据Retinex理论,一幅低照度图像 I 可以表示为照度图像 L 与反射图像 R 乘积的形式,即

$$I = R \circ L \quad (1)$$

式中算子 \circ 表示矩阵中的对应元素相乘.

根据上述照度-反射成像模型,从正常光照环境到低照度环境时入射光照的改变是低照度图像产生的根本原因.为实现照度图像与反射图像分解,Kimmel^[8]基于照度图像的分片光滑和反射图像的分片连续假设,提出了基于VF的Retinex算法^[8]:

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

式中, ∇ 为一阶梯度算子, α, β 为正则化参数.

由于该算法只引入了一阶梯度项,约束能力有限,造成处理结果仍存在细节模糊和失真的现象.针对这些问题,不少学者在此基础上对照度和反射图像约束进行改进^[9-14].例如在照度图像估计时为了提高约束的性能,Guo^[10]采用了如下形式的相对全变分(Relative Total Variation, RTV)正则项:

$$E(L) = \left\| \sum_{\Omega} \frac{G_{\sigma} \nabla L}{\sum_{\Omega} G_{\sigma} |\nabla L| + \varepsilon} \right\|_1 \quad (3)$$

式中, $\|\cdot\|_1$ 表示 ℓ_1 范数, G_{σ} 是尺度为 σ 的高斯函数, Ω 是邻域, ε 是小的正数,以避免分母为0.

与之相类似,Cai^[11]采用了局部变分偏差(Local Variation Deviation, LVD)正则项来保持结构性:

$$E(L) = \left\| \frac{\nabla L}{1/|\Omega| \sum_{\Omega} |\nabla L| + \varepsilon} \right\|_1 \quad (4)$$

由式(3)和(4)可以看出,上述改进的主要思想是通过在 ∇L 施加结构性权重,使得边缘部分在梯度域中更加稀疏,从而更好地提取出光照轮廓.然而这些方法局限于固定的一阶梯度算子或其变形,对图像光照边缘的提取能力依然有限,难以满足低照度条件下场景光照分布比较复杂的情况.

由于最小化 $(|\nabla R|)^2$ 会使反射图像的细节受到一

定的平滑,Cai^[11]和Wang^[12]采用 $\|\nabla R\|_1$ 来约束反射图像,Li^[13]则通过约束反射图像与原图像的梯度相似性来提升结构信息,从而得到如下优化模型:

$$\operatorname{argmin}_{L,R} \|R \circ L - I\|_F^2 + \beta \|\nabla L\|_1 + \omega \|\nabla R - G\|_F^2 \quad (5)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 为Frobenius范数, G 是 I 调整后的梯度项, β 和 ω 为控制不同项重要性的权重系数.

虽然上述模型在一定程度上提高了反射图像的细节,但由于低照度图像往往存在一定的噪声干扰,因而难以避免微弱细节的丢失和伪细节的产生.总体来看,目前Retinex算法对照度和反射图像的约束仍然不足,导致在低照度图像增强后往往还需要采取降噪等后处理来进一步改善图像质量^[10,11].

3 本文方法

为改善照度图像估计并增强反射图像的细节信息,本文提出如下联合约束Retinex模型:

$$\operatorname{argmin}_{L,R} \|L \circ R - I\|_2^2 + \alpha E(L) + \beta E(R) \quad (6)$$

式中,第一项是 ℓ_2 保真项, $E(L)$ 和 $E(R)$ 分别是约束 L 和 R 的能量函数, α, β 分别为权重系数.

3.1 基于卷积分析稀疏表示的照度图像约束

照度估计是Retinex算法的关键,照度估计越准确越能去除不良光照的影响.根据分片光滑假设,在照度图像中既要保留反映光照变化的边缘结构,又要消除多余的纹理细节.Gu^[15]提出的卷积分析稀疏表示(Convolutional Analysis Sparse Representation, CASR)模型,利用滤波器组与图像特征映射进行卷积实现对图像的有效表示,由于滤波器组拓展了图像结构提取算子的灵活多样性,因而能更好地约束图像结构部分的稀疏性^[16,17].受此启发,本文利用CASR进行照度图像估计,即最小化如下能量函数:

$$E(L) = \sum_i^M \|f_i \otimes L\|_1 \quad (7)$$

式中, \otimes 表示卷积运算, f_i 是第 i 个CASR滤波器, M 是滤波器的个数.

在上述模型中,滤波器决定了CASR的表示能力.首先人工选取一阶与二阶梯度算子 ∇, ∇^2 作为滤波器.由于梯度算子不能充分提取方向性边缘结构,下面进一步从自然图像训练得到滤波器,以便更好地利用隐含在图像中的边缘细节等特征:

$$\min_{\gamma, f_i} \|T - \sum_i \gamma_i f_i\|_2^2 + \lambda \sum_i P(\gamma_i) \quad (8)$$

式中, T 是训练的样本, f_i 是训练得到的滤波器, λ 是权重, γ_i 是 f_i 的稀疏系数, $P(\gamma_i)$ 是 γ_i 要满足的约束.

为了简化训练,鉴于专家场(Fields of Experts, FoE)模型^[18]具有很强的图像先验学习能力,首先将训练样

本 T 分成 J 块, 每个图像块在图中定义一个最大的基团 $T_{(j)}, j=1, 2, \dots, J$. 然后采用一系列专家函数的乘积对图像信息进行统计约束, 即

$$p_{\text{FoE}}(T) = \frac{1}{Z(\Theta)} \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^N \varphi_i(f_u^T T_j; \gamma_i) \quad (9)$$

式中, $Z(\Theta)$ 为归一化函数, φ_i 为专家函数. 这里采用 t 分布作为专家函数^[19]:

$$\varphi_i(f_u^T T_j; \gamma_i) = \left(1 + \frac{1}{2}(f_u^T T_j)^2\right)^{-\gamma_i} \quad (10)$$

对输入样本采用梯度上升^[18]算法最大化 $p_{\text{FoE}}(T)$ 就可以学习得到 f_u , 由梯度算子和滤波器 f_u 得到最终的滤波器组记为 $f = \{\nabla, \nabla^2, f_u\}$.

3.2 基于相位一致性残余最小的反射图像约束

图像的梯度信息容易受局部光照变化的影响, 而相位一致性 (Phase Congruency, PC)^[20] 方法对于局部光照变化具有很好的鲁棒性^[21], 因此本文采用相位一致性代替梯度特征来刻画低照度图像的细节.

为保证反射图像既不丢失微弱的细节也不产生图像中没有的伪细节, 反射图像与输入的低照度图像在相位一致性上应当变化越小越好. 为此, 提出如下基于相位一致性残余最小的反射图像约束:

$$E(R) = \| \text{PC}(R) - \text{PC}(I) \|_1 \quad (11)$$

鉴于人眼对图像的局部变化更为敏感, 为了更好地提取图像的局部相位信息, 这里采用单演相位一致性 (Monogenic Phase Congruency, MPC)^[22] 作为特征. 具体来说, 先将图像 $S(x)$ 与球面正交滤波器 (Spherical Quadrature Filter, SQF) 转换函数进行卷积, 可以得到其单演信号的表达式为^[21]:

$$\begin{cases} f(x) = S(x) \otimes g_e(x) \\ f_1(x) = S(x) \otimes g_{o1}(x) \\ f_2(x) = S(x) \otimes g_{o2}(x) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $g_e(x)$ 为 log-Gabor 滤波器转换函数 $G_e(\omega)$ 在空域上的表达式, $g_{o1}(x)$ 、 $g_{o2}(x)$ 分别为 SQF 的奇数集在空域上对应的表达式. 由此可求得图像 $S(x)$ 的局部振幅 $A(x)$ 和局部相位 $\varphi(x)$ 为:

$$A(x) = \sqrt{f^2(x) + f_1^2(x) + f_2^2(x)} \quad (13)$$

$$\varphi(x) = \arctan\left(\frac{1}{f(x)} \sqrt{f_1^2(x) + f_2^2(x)}\right) \quad (14)$$

从而图像 $S(x)$ 的 MPC 为:

$$\text{MPC}(x) = \frac{\sum_n A_n \cos(\varphi_n(x) - \bar{\varphi}(x))}{\varepsilon + \sum_n A_n} \quad (15)$$

式中, A_n 为第 n 个傅里叶部分的振幅, $\varphi_n(x)$ 为 x 处的局部相位, $\bar{\varphi}$ 是使式 (15) 在 x 处取最大值时其傅立叶各分量局部相位的加权平均值.

3.3 联合约束 Retinex 模型与求解

低照度图像往往伴随一定程度的噪声干扰, 进而影响到照度-反射成像模型的可靠性. 为此, 本文在输入的低照度图像中引入误差 μ , 用来度量与理想照度-反射成像模型之间的偏离程度. 鉴于噪声的存在对照度较低的区域图像分解结果影响较大, 故可以认为误差 μ 应当是稀疏的, 即最小化:

$$E(\mu) = \|\mu\|_1 \quad (16)$$

结合前面提出的照度图像约束 $E(L)$ 和反射图像约束 $E(R)$, 则总体模型变为:

$$\begin{aligned} E(L, R, \mu) = & \|L \circledast R - (I - \mu)\|_2^2 + \alpha \sum_i^M \|f_i \otimes L\|_1 \\ & + \beta \| \text{MPC}(R) - \text{MPC}(I - \mu) \|_1 + \rho \|\mu\|_1 \end{aligned} \quad (17)$$

式中系数 ρ 用于控制 $E(\mu)$ 的权重. 式 (17) 可以采用迭代算法进行交替优化求解, 具体过程如下.

(1) 固定 R 和 μ , 根据下式求解 L :

$$\min_L \|L - (I - \mu)/R\|_2^2 + \alpha \sum_i^M \|f_i \otimes L\|_1 \quad (18)$$

为便于计算, 将 $(I - \mu)/R$ 用 U 来代替, 并且将该式转化成下式:

$$\min_l \|l - u\|_2^2 + \alpha \sum_i^M \|F_i l\|_1 \quad (19)$$

式中, l, u 分别是 L 和 U 的向量形式, F_i 是 f_i 对应的 BC-CB (Block Circulant with Circulant Block) 矩阵.

若引入一组辅助变量 $\{w_i = F_i l\}_{i=1, \dots, M}$, 则可以采用 ADMM 算法求解式 (19), 具体如下式所示:

$$\begin{cases} l^{k+1} = \left(\frac{\mu_k}{2} \sum_i^M F_i^T F_i + \mathbf{1}\right)^{-1} \left(u + \frac{\mu_k}{2} \sum_i^M F_i^T w_i + \frac{1}{\mu_k} \sum_i^M F_i^T \Gamma_i\right) \\ w_i^{k+1} = \text{soft}\left(F_i^T l^{k+1} + \frac{1}{\mu_k} \Gamma_i\right) \\ \Gamma_i^{k+1} = \Gamma_i^k + \mu_k (F_i l^{k+1} - w_i) \\ \text{if } \mu_k < \mu_{\max} \mu_{k+1} = \mu_k * \delta \end{cases} \quad (20)$$

式中, Γ_i 是 w_i 的拉格朗日变量, μ_{\max} 和 δ 是参数, soft 表示软阈值操作, $\mathbf{1}$ 是单位阵. 由于 BCCB 矩阵的特性, 式 (20) 可以在 FFT 域中有效求解.

(2) 固定 L 和 μ , 根据下式求解 R :

$$\min_R \|R - \frac{I - \mu}{L}\|_2^2 + \beta \| \text{MPC}(R) - \text{MPC}(I - \mu) \|_1 \quad (21)$$

为便于计算, 令 $Y = R - (I - \mu)$, 并将 ℓ_1 约束采用加重权最小平方方法重写为:

$$\min_Y \|Y - (\mathbf{1} - L)(I - \mu)/L\|_2^2 + \beta v \| \text{MPC}(Y) \|_1 \quad (22)$$

式中, $v = (\|\text{MPC}(Y)\| + \varepsilon)^{-1}$ 作为 ℓ_2 约束的权重, ε 为

一个小的正数,避免分母为 0. 将式(22)中的目标函数利用矩阵形式改写,可以得到 Y 的解析解为:

$$Y = (L^T L + \beta(P^T V P))^{-1} (L^T (1 - L)(I - \mu)) \quad (23)$$

式中, V 为包含 v 的对角矩阵, P 为 MPC 算子的 Toeplitz 矩阵形式. 得到 Y 后, 令 $R = Y + I - \mu$.

(3) 固定 L 和 R , 根据下式求解 μ :

$$\min_{\mu} \|L \circ R - (I - \mu)\|_2^2 + \rho \|\mu\|_1 \quad (24)$$

该式可以通过软阈值方法进行求解:

$$\mu = \begin{cases} I - L \circ R + \rho/2, & I - L \circ R < -\rho/2 \\ 0, & |I - L \circ R| \leq \rho/2 \\ I - L \circ R - \rho/2, & I - L \circ R > \rho/2 \end{cases} \quad (25)$$

3.4 低照度图像增强算法描述

步骤 1 为避免颜色失真, 首先将低照度图像 I 转换到 $l\alpha\beta$ 颜色空间^[23], 后续只处理其亮度分量 I_l .

步骤 2 对得到的亮度分量 I_l 进行基于联合约束的 Retinex 模型分解. 首先进行初始化, 令 $L^0 = I_l, R^0 = 1, \mu^0 = 0, n = 1$; 然后依次执行如下步骤:

- ① 根据式(20)计算 L^n ;
- ② 根据式(23)计算 $Y^n, R^n = Y^n + I_l - \mu^{n-1}$;
- ③ 根据式(25)计算 μ^n ;
- ④ 迭代终止条件判断. 若 $\varepsilon_L = \|L^n - L^{n-1}\| / \|L^{n-1}\| < \varepsilon$ 或 $\varepsilon_R = \|R^n - R^{n-1}\| / \|R^{n-1}\| < \varepsilon$, 终止迭代, 转步骤 3; 否则令 $n \leftarrow n + 1$, 执行步骤①~④.

步骤 3 用 R^n 替代原亮度分量 I_l .

步骤 4 将处理结果从 $l\alpha\beta$ 空间变换回 RGB 空间, 得到最终的图像增强结果.

4 实验结果与分析

利用从 NASA-dataset^[6]、LIME-dataset^[10] 等公共数据集和互联网上下载以及实地拍摄的多组低照度图像进行了对比实验. 本文算法主要参数有 $\alpha, \beta, \rho, \varepsilon$, 在实验中分别设置为 0.005、0.005、0.01 和 0.01. 所有实验均在 Windows 7 操作系统、CPU 为 2.6GHz 酷睿 i5、内存为 4G 的 PC 机上运行, 编程环境为 MatlabR2016a.

4.1 算法约束有效性分析

为分析提出的联合约束的有效性, 将本文约束与以下三种约束情况分别进行比较: (1) 只使用本文照度图像约束; (2) 使用本文照度图像约束 + 文献[12]反射图像约束; (3) 使用 LIME^[10] 照度图像约束 + 本文反射图像约束. 得到的结果如图 1 所示, 其中上面为照度图像、下面为反射图像. 可以看出, 对于情况一, 照度图像有些边缘被平滑掉, 在反射图像中有部分细节变得模糊, 且局部有些过增强, 例如箭头所指的部位; 对于情况二, 照度图像平滑过度, 导致反射图像的部分细节丢失; 对于情况三, 尽管照度图像较为准确, 但是部分光照边缘仍然有些模糊, 导致反射图像局部过增强, 且边缘处存在光晕现象, 如箭头所指的部位; 本文算法与以上情况相比, 增强结果更加自然, 并且细节清晰可见.

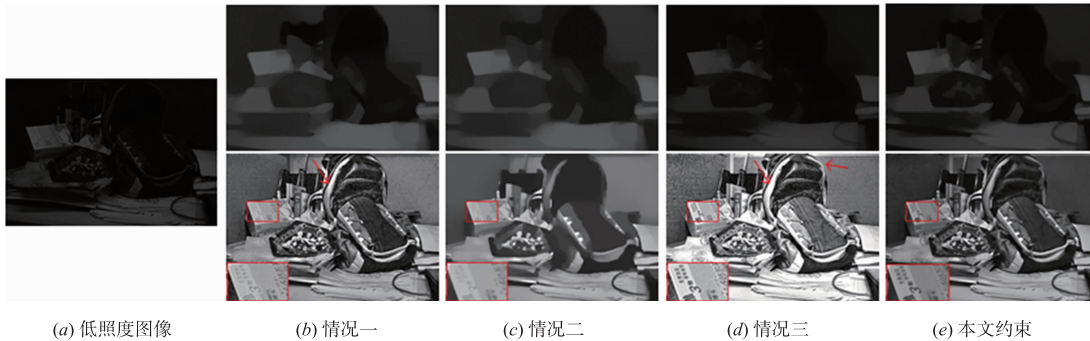


图1 不同约束比较结果

4.2 照度-反射对比实验

为了验证本文算法对于照度-反射分解的有效性, 与几种具有代表性的 Retinex 算法如 WVM^[9]、LIME^[10]、JIE^[11] 和 RRM^[13] 进行比较, 对图像“Gloriette”和“Mountain”处理结果如图 2 和 3 所示. 可以看出, WVM 照度图像纹理细节较多, 干扰照度估计, 导致反射图像细节模糊; LIME 照度图像存在局部边缘模糊且部分纹理没消除掉的现象, 导致反射图像局部细节不够清晰; JIE 照度图像整体效果较好, 但仍然存在部分边缘模糊的现象, 反射图像在高对比度边缘处存在光晕, 噪声和伪

细节放大明显; RRM 照度图像保留的纹理较多, 照度估计不够准确, 虽反射图像对噪声抑制较好, 但是细节有一定的模糊; 相比之下, 本文算法照度图像较为准确地保留了光照边缘, 消除了纹理细节, 反射图像整体增强比较自然, 细节较为清晰, 视觉效果较好.

为进一步比较各算法的反射图像, 利用上述算法对 30 幅低照度图像进行处理, 并将得到的反射图像采用 NIQE^[24] 和 BTMQL^[25] 进行客观评价, 这两项指标的值越小说明图像质量越好. 得到的统计平均结果如表 1 所示, 可以看出, 本文算法的评价结果最好, 表明由此得到的反射图像质量较好.

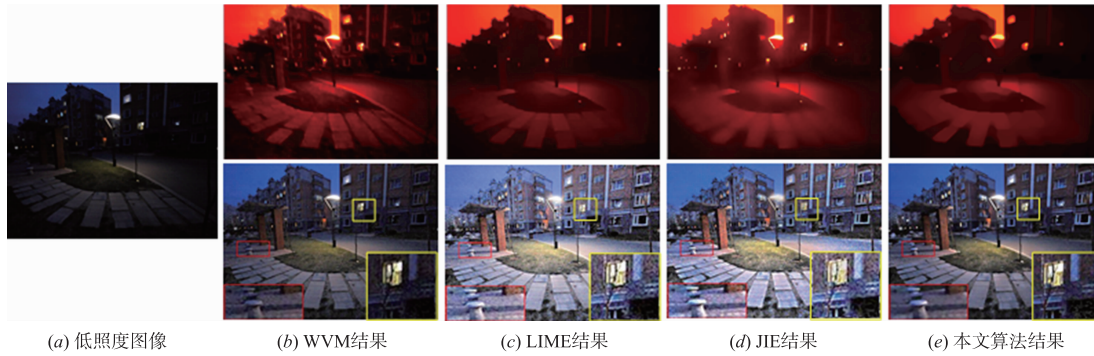


图2 图像“Gloriette”照度-反射比较



图3 图像“Mountain”照度-反射比较

表 1 不同方法得到的反射图像客观评价结果

指标	WVM	LIME	JIE	RRM	本文方法
NIQE	3.7376	3.5199	3.5932	3.4421	3.3526
BTMqi	5.8492	5.2066	5.3111	4.9453	4.2544

4.3 无参考低照度图像增强对比实验

为了验证本文算法对低照度图像增强的有效性,与一些典型的低照度图像增强方法进行了对比.ESIHE^[2]是基于直方图的增强方法, TM^[4]是基于色调映射的方法, CE^[5]是基于对比度增强的方法, LIME和 RRM是基于照度-反射模型的方法, CRM^[7]是基于相机响应模型的方法.均采用文中给出的默认参数或最佳参数,

对图像“Bar”和“Girl”进行增强实验,结果如图4和5所示.可以看出,ESIHE方法出现局部过亮,且色彩有些失真;TM方法增强过度,噪声放大严重;CE方法整体增强效果适中,但光晕现象较为严重;LIME方法对于暗区有些增强过度,噪声干扰严重;RRM方法结果的暗区细节不够清晰;CRM方法亮度提升较好,但整体色调偏灰;相比之下,本文方法增强结果较为自然,图像质量较好.

对上述2组低照度图像的增强结果进行客观评价,除采用NIQE和BTMqi指标外,还使用 Q ^[3]和CPBD^[26]指标,其中 Q 值越大代表图像越清晰,CPBD值越大代表对比度越高.结果如表2所示.

表 2 不同方法增强结果的无参考客观评价结果

图像	评价指标	ESIHE	TM	CE	LIME	RRM	CRM	本文方法
Bar	Q	0.539	0.388	0.465	0.432	0.411	0.400	0.532
	CPBD	0.776	0.777	0.783	0.808	0.762	0.790	0.817
	NIQE	3.224	4.649	3.130	2.816	2.805	3.168	2.754
	BTMqi	5.542	4.411	3.722	3.648	3.502	4.227	3.332
Girl	Q	0.411	0.403	0.402	0.390	0.379	0.367	0.440
	CPBD	0.778	0.774	0.773	0.772	0.781	0.785	0.786
	NIQE	2.605	2.905	2.684	4.680	3.334	2.775	2.449
	BTMqi	5.303	4.740	4.262	5.820	4.340	3.857	3.791

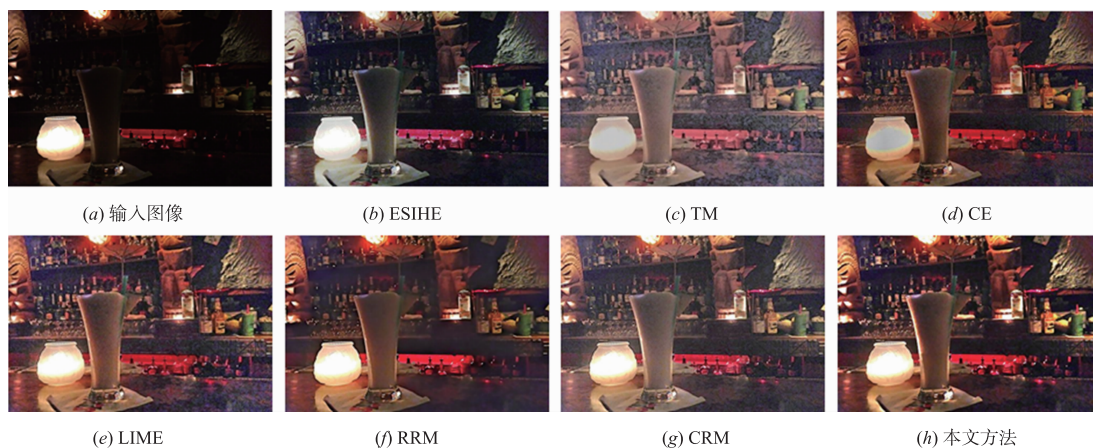


图4 不同方法对图像“Bar”增强效果对比

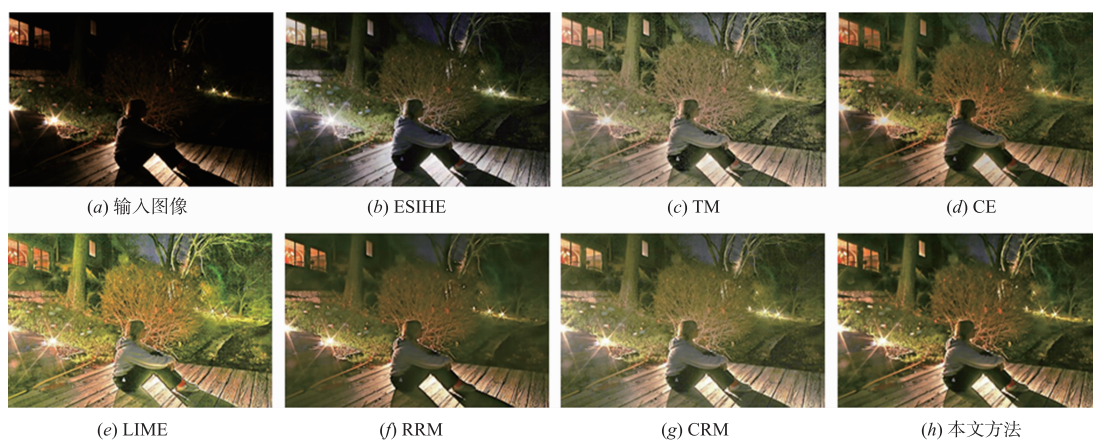


图5 不同方法对图像“Girl”增强效果对比

4.4 有参考低照度图像增强对比实验

为进一步验证本文算法对低照度图像增强的有效性,对有正常照度图像作为参考的低照度图像“Bag”和“Cloth”进行处理,结果如图6和7所示.可以看出,其它低照度图像增强算法或多或少都存在增强不足或增强过度的现象,导致细节不够清晰,并且还存在着光晕伪影及噪声放大的现象.相比之下,本文方法增强结果更加自然,与参考图像更接近.

对以上2组处理结果采用峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)^[27]和CIEDE2000^[28]作为图像质量的客观评价指标,其中PSNR值越大、SSIM值越接近1、CIEDE2000(ΔE)值越小,表明增强结果与参考图像越相似、色偏越小.从表3中可以看出,本文算法的客观评价结果相比其他算法都有一定程度的提高,说明其增强效果更加接近于真实图像,对低照度图像起到了有效的增强作用.

4.5 算法收敛性与计算复杂度分析

分别计算前后两次迭代中照度图像 L 和反射图像

R 的迭代误差 $\varepsilon_L, \varepsilon_R$,它们与迭代次数之间的关系如图8所示.可以看出,照度图像和反射图像的迭代误差均随着迭代次数的增加而快速下降,且照度图像的下降速度更快一些.因此,尽管本文算法是交替迭代优化的,但具有良好的收敛性.

本文算法每次迭代主要的时间消耗来自照度图像与反射图像的更新优化,处理不同尺寸大小的图像,每次迭代中更新的平均时间如图9所示.

为比较不同算法的计算效率,对4.3节的2幅图像每种算法均处理10次并统计其平均时间消耗,其中ESIHE耗时0.6225s, TM耗时3.382s, CE耗时19.554s, LIME耗时2.378s, CRM耗时1.422s, RRM耗时15.841s, 本文方法耗时20.927s. 总的来看,ESIHE、TM、LIME和CRM处理时间较短,而RRM、CE和本文方法都属于迭代算法,时间较长.由于本文方法在优化过程中采用了ADMM算法,运算时间相对较长,但是增强效果也更好一些.

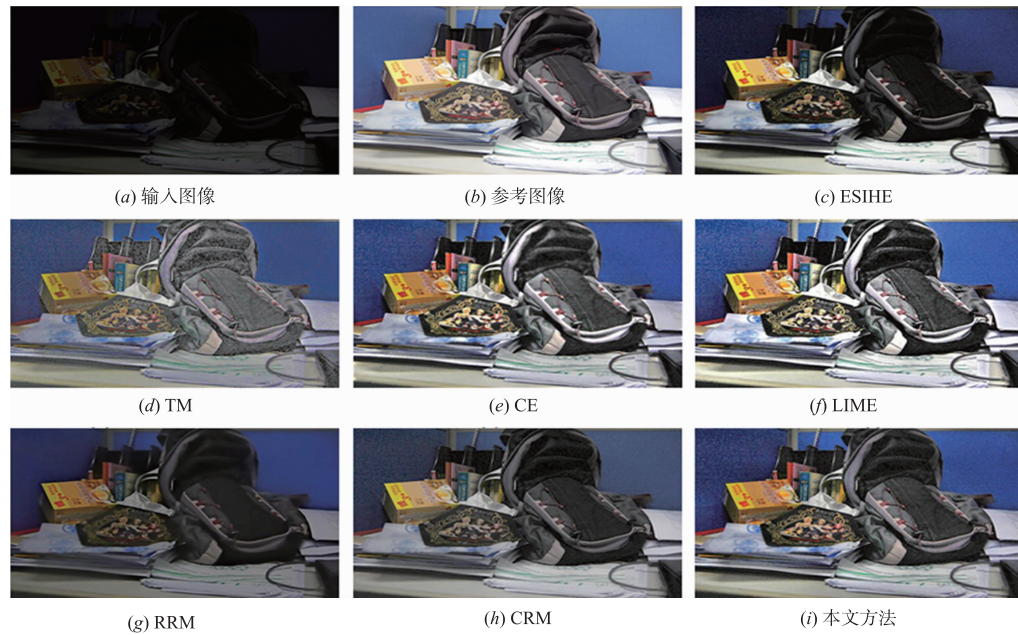


图6 不同方法对图像“Bag”增强效果对比



图7 不同方法对图像“Cloth”增强效果对比

表3 不同方法增强结果的有参考客观评价结果

图像	评价指标	ESIHE	TM	CE	LIME	RRM	CRM	本文方法
Bag	PSNR/dB	13.5947	14.3432	15.8876	17.3640	17.8385	15.1152	17.8750
	SSIM	0.6117	0.6625	0.7011	0.6067	0.6524	0.7244	0.7256
	ΔE	34.0646	20.3144	19.2261	15.4264	15.2154	22.7321	14.0354
Cloth	PSNR/dB	10.1659	14.5768	11.4577	17.5570	14.7785	13.1612	17.6358
	SSIM	0.5268	0.7200	0.6916	0.6553	0.6720	0.7357	0.8304
	ΔE	45.6694	17.6029	30.8277	12.8805	15.7503	26.0746	12.9902

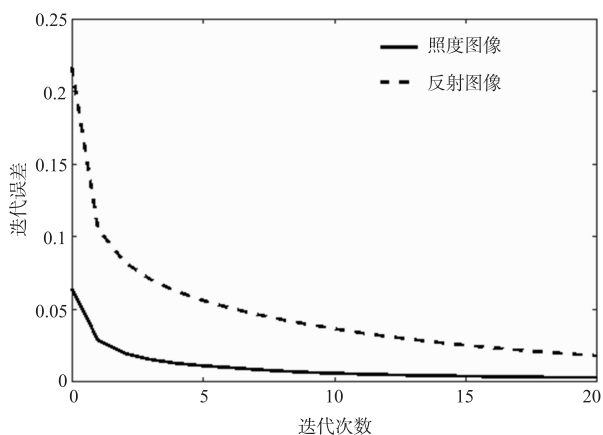


图8 收敛性分析

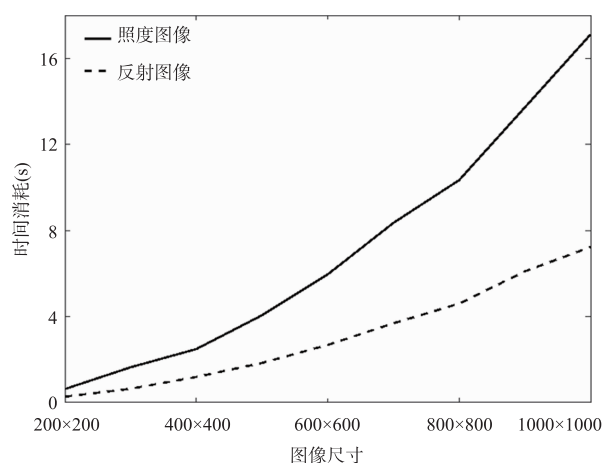


图9 不同尺寸图像时间消耗

5 结论

低照度图像增强是图像处理中的热点问题, Retinex 算法是解决低照度图像增强问题的重要方法,但目前 Retinex 算法存在的最大问题是约束条件不强,导致图像分解不够准确,得到的图像增强结果质量不够好. 本文在 Retinex 模型基础上,提出了一种基于卷积分析稀疏表示和相位一致性的低照度图像增强方法. 对照度图像提出采用卷积分析稀疏表示进行约束,利用梯度算子和对输入图像样本进行训练来得到滤波器;对反射图像施加相位一致性残余最小约束来更好地恢复细节. 通过联合约束和优化求解,得到最终的图像增强结果. 实验结果表明,本文方法得到的结果在图像主观和客观评价指标上都有一定的优越性. 由于本文方法在求解过程中时间复杂度较高,在今后工作中可采用并行计算等方法对其进一步优化以提高可用性,另外还要深入研究如何在兼顾图像细节保持与抑制噪声方面达到更好的性能平衡.

参考文献

- [1] 黄伟国,张永萍,毕威,等. 梯度稀疏和最小平方约束下的低照度图像分解及细节增强[J]. 电子学报,2018,46(2):424-432.
HUANG Wei-guo,ZHANG Yong-ping,BI Wei,et al. Low light image decomposition and enhancement under gradient sparse and least square constraint[J]. Acta Electronica Sinica,2018,46(2):424-432. (in Chinese)
- [2] Singh K, Kapoor R. Image enhancement using exposure based sub image histogram equalization[J]. Pattern Recognition Letters,2014,36(1):10-14.
- [3] 丁畅,董丽丽,许文海. 图像梯度场双区间均衡化的细节增强[J]. 电子学报,2017,45(5):1165-1174.
DING Chang,DONG Li-li,XU Wen-hai. Image details enhancement by gradient field bi-interval equalization[J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(5):1165-1174. (in Chinese)
- [4] Liang Z,Xu J,Zhang D,et al. A hybrid I1-I0 layer decomposition model for tone mapping[A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Salt Lake City,Utah,USA,2018. 4758-4766.
- [5] Yue H,Yang J,Sun X,et al. Contrast enhancement based on intrinsic image decomposition[J]. IEEE Trans on Image Processing,2017,26(8):3981-3994.
- [6] Jobson D,Rahman Z,Woodell G A. Properties and performance of a center/surround Retinex[J]. IEEE Trans on Image Processing,1997,6(3):451-462.
- [7] Ying Z,Li G,Ren Y,et al. A new low-light image enhancement algorithm using camera response model[A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Venice,Italy,2017. 3015-3022.
- [8] Kimmel R,Elad M,Shaked D,et al. A variational framework for Retinex[J]. International Journal of Computer Vision,2003,52(1):7-23.
- [9] Fu X,Zeng D,Huang Y,et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation[A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Las Vegas,NV,USA,2016. 2782-2790.
- [10] Guo X,Li Y,Ling H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Trans on Image Processing,2016,26(2):982-993.
- [11] Cai B,Xu X,Guo K,et al. A joint intrinsic-extrinsic prior model for Retinex[A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Venice,Italy,2017. 4020-4029.
- [12] Wang L,Xiao L,Liu H,et al. Variational Bayesian method for Retinex[J]. IEEE Trans on Image Processing,2014,23(8):3381-3396.

- [13] Li M, Liu J, Yang W, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust Retinex model [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2018, 27(6): 2828 – 2841.
- [14] 张杰, 周浦城, 薛模根. 基于方向性全变分 Retinex 的低照度图像增强 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(10): 1943 – 1953.
Zhang Jie, Zhou Pucheng, Xue Mogen. Low-light image enhancement based on directional total variation Retinex [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(10): 1943 – 1953. (in Chinese)
- [15] Gu S, Meng D, Zuo W, et al. Joint convolutional analysis and synthesis sparse representation for single image layer separation [A]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. Venice, Italy, 2017. 1717 – 1725.
- [16] Chen Y, Ranft R, Pock T. Insights into analysis operator learning: From patch-based sparse models to higher order MRFs [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2014, 23(3): 1060 – 1072.
- [17] 伍政华, 孙明健, 顾宗山, 等. 基于二阶广义方向性全变分的图像超分辨率重建方法 [J]. *电子学报*, 2017, 45(11): 2625 – 2632.
WU Zheng-hua, SUN Ming-jian, GU Zong-shan, et al. Second-order directional total generalized variation regularization for image super-resolution [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(11): 2625 – 2632. (in Chinese)
- [18] Roth R, Black M J. Fields of experts [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 82(2): 205 – 229.
- [19] Olshausen B A, Field D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. *Nature*, 1996, 381(6583): 607 – 609.
- [20] Kovese P. Image features from phase congruency [J]. *VIDERE: Journal of Computer Vision Research*, 1999, 1(3): 1 – 26.
- [21] Santhaseelan V, Asari V K. Utilizing local phase information to remove rain from video [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 112(1): 71 – 89.
- [22] Felsberg M, Sommer G. The monogenic signal [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2001, 49(12): 3136 – 3144.
- [23] Ruderman D L, Cronin T W, Chiao C C. Statistics of cone responses to natural images: Implications for visual coding [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1998, 15(8): 2036 – 2045.
- [24] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A. Making a completely blind image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 22(3): 209 – 212.
- [25] Gu K, Wang S, Zhai G. Blind quality assessment of tone-mapped images via analysis of information, naturalness and structure [J]. *IEEE Trans on Multimedia*, 2016, 18(3): 432 – 443.
- [26] Narvekar N D, Karam L J. A no-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection (CPBD) [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 20(9): 2678 – 2683.
- [27] 王相海, 赵晓阳, 毕晓昀, 等. 小波域多角度轮廓模板变分模型的单幅图像超分辨率重建 [J]. *电子学报*, 2018, 46(9): 2256 – 2262.
WANG Xiang-hai, ZHAO Xiao-yang, BI Xiao-jun, et al. Single image super-resolution reconstruction approach based on multi-angle contour templates variational calculus model in wavelet domain [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(9): 2256 – 2262. (in Chinese)
- [28] Luo M R, Cui G, Rigg B. The development of the CIE2000 colour-difference formula: CIEDE2000 [J]. *Color Research & Application*, 2001, 26(5): 340 – 350.

作者简介



周浦城 男, 1977 年 9 月出生于江西宜春. 2006 年毕业于哈尔滨工业大学计算机应用技术专业获工学博士学位. 现为陆军炮兵防空兵学院信息工程系副教授、硕士生导师. 主要研究方向为图像处理与分析、信息融合技术.
E-mail: zhoupc@hit.edu.cn



张杰 男, 1994 年 2 月出生于河北张家口. 硕士, 主要研究方向为数字图像处理.
E-mail: zj199402@163.com