

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

黄伟国,张永萍,毕 威,高冠琪,朱忠奎

(苏州大学城市轨道交通学院,江苏苏州 215131)

摘 要: 低照度图像存在细节模糊、对比度低等问题. 针对这些问题,本文提出一种低照度彩色图像增强算法. 首先建立梯度稀疏和最小平方约束模型,将图像分解为结构层和细节层;然后采用提出的多尺度边缘保护细节增强算法强化图像的细节信息并滤波;最后把细节增强的图像经改进的 Retinex 算法映射,最终得到细节增强、亮度适宜、对比度较强的修复图像. 实验结果表明,主观上:图像细节增强,亮度适宜;客观上:结构层图像的一维像素线性图显示其平滑特性效果较好,细节增强图的 NIQE(5.5202)、BRISQE(31.1893)和 PSNR(25.3625)特征较好,修复图像的熵值(7.4421)、边缘强度(128.3231)和平均亮度(121.1827)较好. 本文算法实现了对低照度图像的有效分解及细节增强,并提高了图像综合质量.

关键词: 低照度图像;梯度稀疏约束;细节增强;改进的 Retinex

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2018)02-0424-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.023

Low Illumination Image Decomposition and Details Enhancement Under Gradient Sparse and Least Square Constraint

HUANG Wei-guo, ZHANG Yong-ping, BI Wei, GAO Guan-qi, ZHU Zhong-kui

(School of Urban Rail Transportation, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215131, China)

Abstract: Low illumination images had the problems of fuzzy, low contrast and so on. In order to solve these problems, we put forward a low illumination image enhancement algorithm. Firstly, we established the gradient sparse and least square constraint model and decomposed the image into structure layer and detail layer. Then, the detail layer was enhanced by multi-scale edge-preserved algorithm and we used the Guided Filter to eliminate noise. Finally, the enhanced image was mapped by modified Retinex, we got the details enhanced, suitable brightness image. Experimental results show that performance is good, the 1D example figure of the contour is better than others, the figures of the details enhanced image NIQE(5.5202), BRISQE(31.1893) and PSNR(25.3625) are better, the Entropy(7.4421), Edge-Intensity(128.3231) and L-mean(121.1827) of the completed image are better as well. So the proposed algorithm shows a good performance in image enhancement.

Key words: low illumination image; gradient sparse constraint; details enhancement; modified Retinex

1 引言

低照度图像增强一直是图像处理研究领域的热点. 传统的图像增强方法可分为两类:时域增强和频域增强. 时域增强操作简便、运算快速,可增强低照度图像的对比度,然而同时存在过增强、模糊和颜色退化等问题;频域增强在去噪方面表现优异,能有效去除多种噪声提高图像质量,然而其直观性差、运行时间较长、存在

光晕且不能有效地拉伸图像对比度.

1970年, E Land^[1]根据人眼的色彩恒常性提出了 Retinex 理论,即视觉看到的图像在一定范围内取决于物体表面的反射光特性,不受场景中的人射光影响,这提供了图像增强的新方向. 各地学者、专家在 Retinex 基础上,又提出了单尺度、多尺度、带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法(SSR, MSR, MSRCR)^[2-4]. 这些方法在一定程度上提高了图像对比度,改善了图像质量,然而其不

能有效保护边缘、增强图像的细节信息,还会引发光晕、噪声等问题.

低照度图像由于亮度低、对比度不明显,一直存在着细节、纹理不清晰等问题.近年来,许多学者开始研究正常照度下图像细节的增强,其目的是将图像边缘或纹理变得更为清晰.Zeev Farbman^[5]等人在2008年提出了加权最小均方(weighted least squares, WLS)平滑算法,并以此对图像进行分解及细节增强,图像的纹理特征得到明显增强,然而增强的彩色图像会出现渲染现象,同时平滑系数也较难设定.肖进胜^[6]等人在2015年提出了基于局部自相似和奇异值分解的超采样图像细节增强算法,该算法可以明显改善局部自相似性算法中由于高频信息叠加不准确导致的线条或面块现象,对于超分辨率算法该方法有着较强的扩展性,然而该算法只适用于曝光正常、光照合适的图像,对过暗图像则不能取得理想效果.

针对传统图像增强算法和Retinex算法存在的不足,本文提出一种新的低照度图像增强算法.首先将需要增强的低照度彩色图像分解为结构层和细节层,为此提出了一种以图像梯度和图像像素双重加权约束的图像分解算法;然后根据不同系数下图像的分解将细节层和结构层按一定的权重叠加,得到纹理强化的图像.针对渲染和噪声问题,利用何凯明等人在近年提出的引导滤波^[7],对其在原图像引导下进行滤波,消除颜色渲染和噪声;最后利用改进的Retinex算法对细节和纹理强化的图像进行映射,得到细节、纹理清晰和曝光正常的修复图像.

2 梯度稀疏和最小均方约束下的图像分解算法

图像分解意在区分图像的轮廓信息和细节特征,为图像的细节增强做准备.本文利用0范数定义图像的梯度函数,输出图像的最小均方定义图像强度.用两者控制约束图像分解中的结构层与原图像的差异,并最大限度保证结构层的轮廓信息完整.得到图像的结构层后,再利用结构层与原图像的差值来获取细节层.

2.1 梯度稀疏和最小均方约束下的分解模型

假设原图像为 I ,输出的结构层图像为 U ,即基本轮廓.当原图像像素矩阵中所有值为同一常数时,图像完全平滑,因此通过控制图像梯度矩阵中非0元素的个数可实现图像轮廓的提取,而求矩阵中非零元素的个数即是求矩阵的0范数.另一方面,为了提取到的轮廓有较好的边界效应,增加输出图像的最小均方作为图像的边界补偿,即添加输出图像的2范数平方.因此将梯度稀疏和最小均方两项作为约束条件控制提取图像轮廓的程度,其约束函数为:

$$Q(U) = \lambda \|U\|_2^2 + \|\nabla U\|_0 \quad (1)$$

式中 $U \in R^{m \times n}$ 为图像分解后的结构层, $\nabla U \in R^{m \times n}$ 表示梯度,包括水平方向 x 和垂直方向 y 的导数,即 $\nabla U = (\partial_x U, \partial_y U)$,对于彩色图像,梯度为RGB三通道的梯度之和. λ 为平衡梯度稀疏和最小均方设置的惩罚因子.

为了保证输出的结构层轮廓与原图像轮廓更加接近,构造出图像与原图像的2范数最小模型,并与前面式(1)的约束项结合,最终的图像分解模型为:

$$E(U) = \|U - I\|_2^2 + kQ(U) \quad (2)$$

式中 $\|U - I\|_2^2$ 为分解后得到的结构层与原图像的轮廓相似度, $kQ(U)$ 用于约束结构层图像的轮廓和边缘特性, k 为约束系数.结构层图像 U 可以通过求函数 $E(U)$ 的最小值进行估计求解,将图像分解模型问题转换为函数最小优化问题,即:

$$\min_u E(U) = \min_u \{ \|U - I\|_2^2 + k(\lambda \|U\|_2^2 + \|\nabla U\|_0) \} \quad (3)$$

2.2 交替变量分裂法求解图像分解模型

由于图像分解模型中即包含不连续的梯度稀疏项即包含平方项,所以公式(3)不能用变分法^[8]、梯度下降法^[9]来求解.为了求解该最优化函数且减少计算量,本文采用半二次分裂思想^[10],该方法需要引入两个辅助变量 s 和 $f = (f_x, f_y)$,分别代替前面约束项中的 U 和 ∇U .为了使添加的辅助变量与代替项更加逼近,增加两惩罚项来控制差异,最后构造的分解模型为:

$$\min_{u,s,f} E(U, s, f) = \min_{u,s,f} \{ \|U - I\|_2^2 + k(\lambda \|s\|_2^2 + f\|_0) + \sigma \|U - s\|_2^2 + \beta \|\nabla U - f\|_2^2 \} \quad (4)$$

式中 σ 和 β 分别控制 U 和 s 、 ∇U 和 f 的相似程度.当 $\sigma \rightarrow \infty$, $\beta \rightarrow \infty$ 时,式(4)的最小化收敛解等价于式(3)的解.利用交替变量分裂法^[10]求解式(4),即在求解一个变量的最小化过程中,先固定其余两个量并将其作为已知量,轮流交替得到所有变量的求解式,最后通过迭代的方法求得函数的最优解.

(1) 固定 U 和 f ,求解 s

U 和 f 为已知量,可以去除式(4)中只含 U 和 f 的项,即式(4)变为:

$$\min_s \{ k\lambda \|s\|_2^2 + \sigma \|U - s\|_2^2 \} \quad (5)$$

由于式(5)每项都是平方项,所以该问题可归纳为具有特殊结构的最小二乘问题,可通过求解变量 s 的导函数极值来计算.考虑到计算效率,本文将函数的求解由时域转换到频域.由卷积定理^[11]可知:空间域中的卷积算子计算在频域中将变为点与点的逐点相乘.Plancherel定理^[12]证明:函数的2范数等价于傅里叶频谱的2范数,傅里叶变换将卷积运算化为逐点相乘时不影响函数的2范数,所以可将式(5)转换到频域,再通过令其导数为0,求其函数值最小时 s 的取值.将式(5)

转换到频域形式:

$$\min_s \{ k\lambda \|F(s)\|_2^2 + \sigma \|F(U) - F(s)\|_2^2 \} \quad (6)$$

式中 $F(\cdot)$ 表示离散傅里叶变换. 为了计算方便, 可以将式(6)写成关于 $F(s)$ 的函数 $h(F(s))$, 其中 $F(s)$ 是 s 的傅里叶变换, 所以 $h(F(s))$ 即为:

$$h(F(s)) = k\lambda F(s)^2 + \sigma (F(U) - F(s))^2 \quad (7)$$

将式(7)展开并对其进行求导 $h'(F(s))$ 为:

$$h'(F(s)) = 2(k\lambda + \sigma)F(s) - 2F(U) \quad (8)$$

令 $h'(F(s)) = 0$, 求解 $F(s)$ 可得:

$$F(s) = \frac{F(U)}{k\lambda + \sigma} \quad (9)$$

(2) 固定 U 和 s , 求解 f

U 和 s 为已知量, 可以去除式(4)中只与 U 和 f 相关的项, 由于 $f = (f_x, f_y)$ 、 $\nabla U = (\partial_x U, \partial_y U)$, 其中 ∂_x 、 ∂_y 为离散卷积算子, 所以式(4)变为:

$$\min_f \{ k\lambda \|f\|_0 + \beta (\|\partial_x U - f_x\|_2^2 + \|\partial_y U - f_y\|_2^2) \} \quad (10)$$

由于系数对最优化问题求解无影响, 可以将式(10)简化为:

$$\min_f \left\{ \frac{k\lambda}{\beta} \|f\|_0 + \|\partial_x U - f_x\|_2^2 + \|\partial_y U - f_y\|_2^2 \right\} \quad (11)$$

利用一个二值函数处理式(11)中的第一项 $\frac{k\lambda}{\beta} \|f\|_0$, 设具体像素点用 (i, j) 来表示, 则二值函数为:

$$W(f_x(i, j), f_y(i, j)) = \begin{cases} 1, & |f_x(i, j)| + |f_y(i, j)| \neq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

对于式(11)中的第二项 $\|\partial_x U(i, j) - f_x(i, j)\|_2^2 + \|\partial_y U(i, j) - f_y(i, j)\|_2^2$, 由于图像矩阵中每个像素点之间是相互独立的, 所以像素的 2 范数可以展开为一般数学形式, 即:

$$\begin{aligned} \|\partial_x U(i, j) - f_x(i, j)\|_2^2 &= (\partial_x U(i, j) - f_x(i, j))^2, \\ \|\partial_y U(i, j) - f_y(i, j)\|_2^2 &= (\partial_y U(i, j) - f_y(i, j))^2 \end{aligned} \quad (13)$$

式(11)可以写成:

$$J(f) = \frac{k\lambda}{\beta} W(f_x, f_y) + (\partial_x U - f_x)^2 + (\partial_y U - f_y)^2 \quad (14)$$

求出式(11)的解为:

$$(f_x, f_y) = \begin{cases} (0, 0), & (\partial_x U)^2 + (\partial_y U)^2 < k\lambda/\beta \\ (f_x, f_y), & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

(3) 固定 s 和 f , 求解 U

s 和 f 为已知量, 可以去除式(4)中只与 s 和 f 有关的项, 所以式(4)变为:

$$\begin{aligned} \min_u E(U) &= \min_u \{ \|U - I\|_2^2 + \sigma \|U - s\|_2^2 \\ &\quad + \beta (\|\partial_x U - f_x\|_2^2 + \|\partial_y U - f_y\|_2^2) \} \end{aligned} \quad (16)$$

求解此函数最优化解的方法与式(5)类似, 可以对其进行傅里叶变换, 转换到频率域, 并将其写成关于 $F(U)$ 的函数 $M(F(U))$:

$$\begin{aligned} M(F(U)) &= (F(U) - F(I))^2 + \sigma (F(U) - F(s))^2 \\ &\quad + \beta ((F(\partial_x) \circ F(U) - F(f_x))^2 \\ &\quad + (F(\partial_y) \circ F(U) - F(f_y))^2) \end{aligned} \quad (17)$$

求 $M(F(U))$ 的导函数 $M'(F(U))$ 为:

$$\begin{aligned} M'(F(U)) &= 2F(U) \{ (\sigma + 1)F(1) + \beta (\overline{F(\partial_x)} \circ F(\partial_x) \\ &\quad + \overline{F(\partial_y)} \circ F(\partial_y)) \} - 2 \{ F(I) + \sigma F(s) \\ &\quad + \overline{F(\partial_x)} \circ F(f_x) + \overline{F(\partial_y)} \circ F(f_y) \} \end{aligned} \quad (18)$$

令导数 $M'(F(U))$ 为 0, 并求 $F(U)$ 得:

$$F(U) = \frac{F(I) + \sigma F(s) + \beta (\overline{F(\partial_x)} \circ F(f_x) + \overline{F(\partial_y)} \circ F(f_y))}{(1 + \sigma)F(1) + \beta (\overline{F(\partial_x)} \circ F(\partial_x) + \overline{F(\partial_y)} \circ F(\partial_y))} \quad (19)$$

对式(19)进行傅里叶逆变换得:

$$U = F^{-1} \left[\frac{F(I) + \sigma F(s) + \beta (\overline{F(\partial_x)} \circ F(f_x) + \overline{F(\partial_y)} \circ F(f_y))}{(1 + \sigma)F(1) + \beta (\overline{F(\partial_x)} \circ F(\partial_x) + \overline{F(\partial_y)} \circ F(\partial_y))} \right] \quad (20)$$

式中“ \circ ”表示矩阵按元素相乘的算子. $F(1)$ 表示脉冲函数 δ 的傅里叶变换. $\overline{F(\cdot)}$ 表示复共轭算子, 由此可分解得到图像的轮廓层.

2.3 多尺度边缘保护的细节层获取

由上述交替变量分裂法可求解梯度稀疏和最小均方约束下的图像分解模型, 即可得到输入图像的结构层, 由结构层可计算得到包含图像纹理特征的细节层. 设输入图像为 I , 结构层图像为 U , 细节层图像为 P , P 可以简单定义为:

$$P = k(I - U) \quad (21)$$

通过设置不同参数 k 值, 可以得到边缘特性不同的结构层, 进而可获取多尺度的细节层, 为了保证程序运行效率, 本文通过设置两组 k 值, 即 k_1 和 k_2 的值, 获取两层细节 P_1 和 P_2 , 为了保证细节的有效性, 通常 P_1 和 P_2 不是简单的叠加, 需要通过 sigmoid 函数映射再拉伸, sigmoid 函数定义:

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (22)$$

其中 x 为输入的细节层像素点. a 为 sigmoid 函数参数, a 值的大小控制着函数的陡峭程度. sigmoid 函数具有连续、光滑和严格单调递增的优点, 它可以确保细节层各像素值映射到 $[0, 1]$ 范围内, 同时再拉伸按不同权重进行叠加, 有效地优化了细节层叠加后的增强效果. 对于彩色图像, 先将彩色图像转换到 CIE Lab 空间^[13], 然后对其 L

通道进行操作,最后将三通道进行合并。

为了防止利用上述方法得到的细节增强图像出现噪声,本文对最后得到的 L' 进行引导滤波^[7]。引导滤波由何凯明等人在 2013 年提出,它是一种基于局部线性的保边滤波算法。引导滤波与同样具有保边效果的双边滤波^[14]相比,在图像的边缘细节处理上优于双边滤波,同时其时间复杂度与滤波窗口大小无关,即使用较大窗口处理图像,引导滤波的效率要高于双边滤波。引导滤波另一特别之处在于:需要一张引导图像去平衡待滤波图像与输出图像的相似度,引导图像与输入图像也可为同一张图像。假设输入图像为 P ,引导图像为 I ,输出图像为 Q ,输出图像的像素 i 可以由如下方法表示:

$$Q_i = \sum_j W_{i,j}(I)P_j \quad (23)$$

其中, i 和 j 为像素索引, $W_{i,j}$ 是滤波核函数定义为:

$$W_{ij} = \frac{1}{|\omega|^2 \sum_{k:(i,j) \in \omega_k} (1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \varepsilon})} \quad (24)$$

其中, ω_k 为第 k 个核函数窗口, $|\omega|$ 表示窗口内的像素数目, μ_k 和 σ_k^2 是滤波窗口在引导图像中的均值和方差, ε 为平滑因子。

多尺度边缘保护的细节层获取过程

首先:由图像分解模型得到 Lab 颜色空间 L 通道的不同结构层 u_1, u_2

(1) 设置 sigmoid 参数 a_1, a_2 , 饱和度参数 s 。

(2) $L - u_1 = P_1, u_1 - u_2 = P_2$ (“-”表示矩阵像素对应相减)。

(3) $P_1 \cdot /100, P_2 \cdot /100$ 分别经 a_1, a_2 值的 sigmoid 映射,再扩大 100 倍进行拉伸,得到 P'_1 和 P'_2 。

(4) 将 P'_1, P'_2 和 u_2 进行加权叠加,得到新的 L' 通道值。

(5) 将 L' 作为输入图像, L 作为引导图像利用引导滤波对其进行滤波。

(6) 对 Lab 空间的 a, b 通道进行饱和度修正 $a' = a \times S, b' = b \times S$ 最后:联结 L', a', b' 三通道值,输出细节纹理加强图像。

2.4 低照度实验图像分解及细节强化实验

实验参数设置:在图像分解模型中, k 值控制结构层图像的轮廓信息。 k 值越大,图像轮廓越简单,即图像越平滑。 k 值过大,会使低照度图像结构层趋于黑色,经多次实验,本文取 k 值为 0.02 ~ 0.04 之间。 λ 用于协调梯度稀疏

与平方强度的比重, λ 值越大,有可能导致图像轮廓过于细节化,本文取 λ 值为 $2k$ 。根据实验经验,参数 σ_{\max} 设置为 $2, \beta_{\max}$ 设置为 $2^{20}k$ 时,能取得较好实验效果。

(1) 获取低照度图像的结构层

图 1 为低照度图像的分解结构层,图 1 中可发现:(b) 行图像平滑程度相对较高,导致图像边缘模糊,不能很好地区分边缘区域,同时细节图像噪声较大;(c) 行图像利用的是经典的双边滤波提取图像结构层,双边滤波可以较好地保存图像的边缘,然而其平滑程度过低,导致图像大部分细节清晰可见,没有起到提取图像结构层的作用,平滑效果不理想;(d) 行图像利用本文提出的模型,不仅较好地提取了图像的轮廓,保存了图像的边缘,同时还平滑了图像的细节信息。

图 2 为五张图像的一维像素线性图,图中每列是经不同算法处理的同种图像,每行是同种算法处理的不同图像。在同种图像的纵向对比中可看出,第一行原图细节较多,第二行文献[5]分解的线性图仍具有较丰富细节,没有真正起到提取结构、平滑图像的作用;第三行由文献[14]分解的线性图则过于平滑,略去了较多的结构信息;第四行为本文算法分解的结构线性图,在结构和细节信息之间取得了较好的平衡,即保留了图像的结构信息又去掉了图像的部分细节信息。

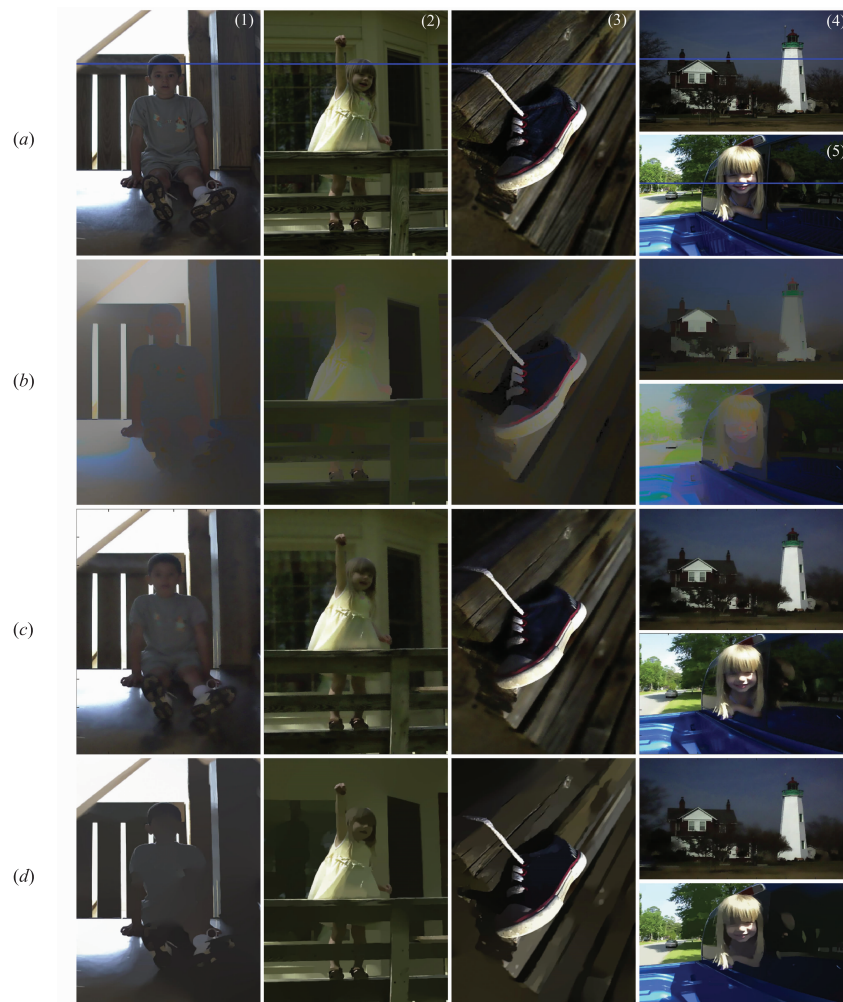
(2) 图像的细节增强

图 3 是细节强化结构图,(a) 行为未经处理的原图;(b)、(c)、(d) 行是利用本文提出的多尺度边缘保护细节增强算法对图 1(b)、(c)、(d) 行处理得到的细节强化图。从主观上分析,图 3 中的(b) 行图像整体显得过于粗糙,噪声较大;(c) 行图像与(a) 行原图区别不明显,没有明显的细节增强效果;(d) 行是利用本文提出的图像分解方法处理得到的细节增强图,细节不仅得到了强化,图像整体也比较柔和,没有过多毛刺。经此比较,在相同的细节增强算法上,结果不同,即证明了本文所提出的图像分解模型的优势。

表 1,表 2,表 3 是从客观数据对图 3 的图像进行分析。NIQE、BRISQUE 的值在客观评价时值越小代表图像包含信息越多、质量越高;PSNR 值在 20 ~ 30 范围内越大则代表图像质量越高。最终结果数据的差异充分说明了本文所提的梯度稀疏和最小平方约束的图像分解模型的有效性。

表 1 图 3 各图像的 NIQE^[15] 值

算法	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
原图	5.6119	5.9392	5.8254	5.4890	5.6402	5.7011
算法 ^[5]	6.0557	5.1461	6.0557	5.7866	5.6583	5.7405
算法 ^[14]	5.6092	6.1774	6.1017	6.0034	6.0317	5.9847
本文算法	5.2558	6.0611	5.2558	5.4545	5.5736	5.5202



(a)行为原图; (b)行为经文献[5]分解后的结构图; (c)行为经文献[14]分解后的结构图; (d)行为本文所提算法分解后的结构图

图1 低照度图像分解的结构层

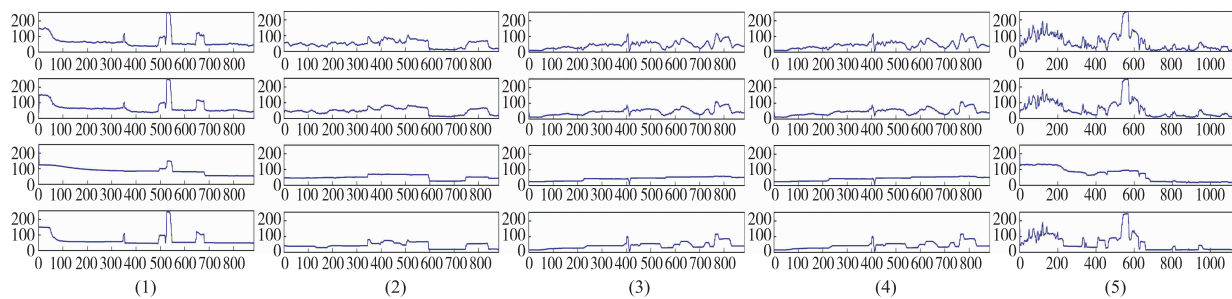
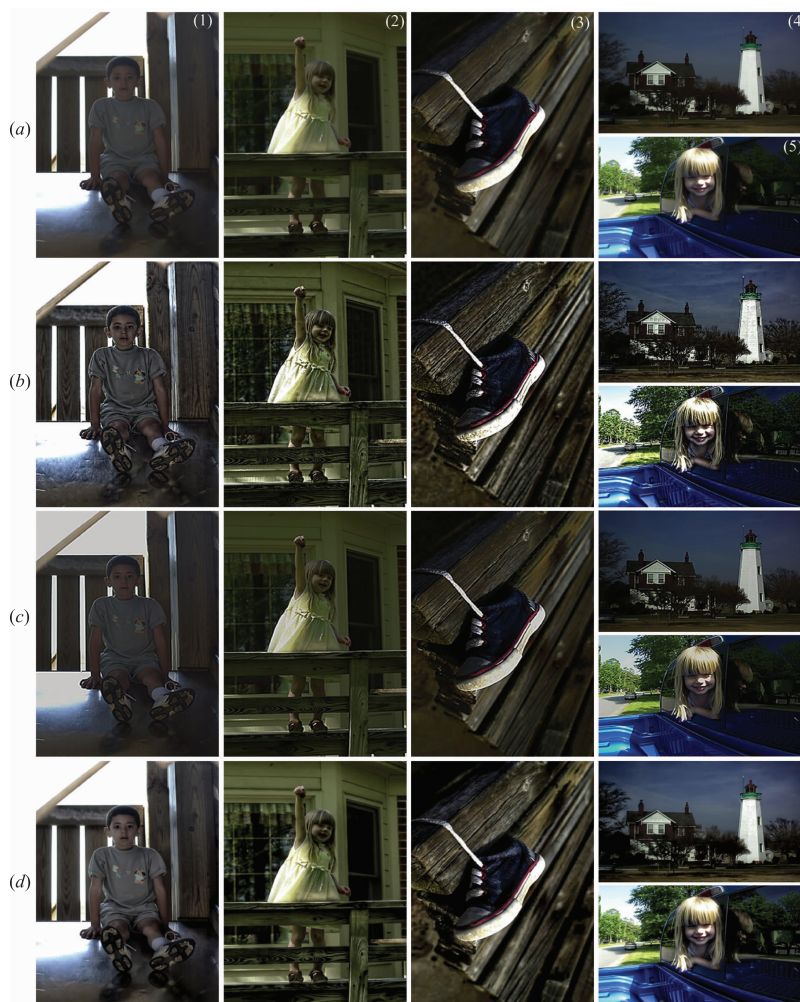


图2 与图1对应的五张图像的一维像素线性图

表2 图3 各图像的 BRISQUE^[16]

算法	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
原图	50.9954	40.1750	35.1666	36.0229	26.6430	37.8006
算法 ^[5]	35.4678	50.4231	29.3198	34.9259	50.4231	40.1119
算法 ^[14]	45.3623	50.2324	36.0792	34.8194	41.8340	41.6655
本文算法	34.4807	38.5031	25.8146	26.2286	30.9197	31.1893



(a)行为原图; (b)、(c)、(d)行为本文所提细节增强算法对图1(b)、(c)、(d)行处理结果

图3 图像细节强化结果

表 3 图 3 各图像相对于原图的 PSNR^[17] 值

算法	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
算法 ^[5]	24.6756	23.9588	21.2127	24.1678	23.5199	23.5070
算法 ^[14]	20.4238	24.2789	21.3765	24.3402	26.1528	23.3144
本文算法	26.0361	24.6881	25.8331	25.5901	24.6652	25.3625

3 改进的 Retinex 算法

3.1 Retinex 算法原理及改进方法

Retinex 算法^[1]是在 1971 年由 E. Land 基于颜色恒常性理论提出. E. Land 在提出这一理论过程中,模拟了人眼的成像过程,他发现一幅图像可以分为照射和反射两部分,人眼所看到的信息主要取决于反射图像,可以忽略照射图像对人眼获取信息的影响. Retinex 算法主要研究内容为:去除或降低照射图像,以此来达到增强图像的目的. 通用的 Retinex 算法基本数学表达式如下:

$$S(x, y) = R(x, y) * L(x, y) \quad (25)$$

$$R'(x, y) = \log S(x, y) - \log [F(x, y) * S(x, y)] \quad (26)$$

式(25)中, $L(x, y)$ 表示照射图像,可以表示图像的动态范围; $R(x, y)$ 表示反射图像,包含了物体本身的性质; $S(x, y)$ 表示人眼所观察到的图像. 按照上述理论,需要消除照射图像,即:计算得到反射图像. 1986年, Hurlbert 已证明图像反射分量的计算属于奇异病态问题,不可直接计算只能近似估算,后来学者曾用多种方法估算反射分量. 为了计算方便,通常将其转换到对数域进行计算, $R'(x, y)$ 表示估算得到的反射分量, $F(x, y)$ 表示估算环绕函数.

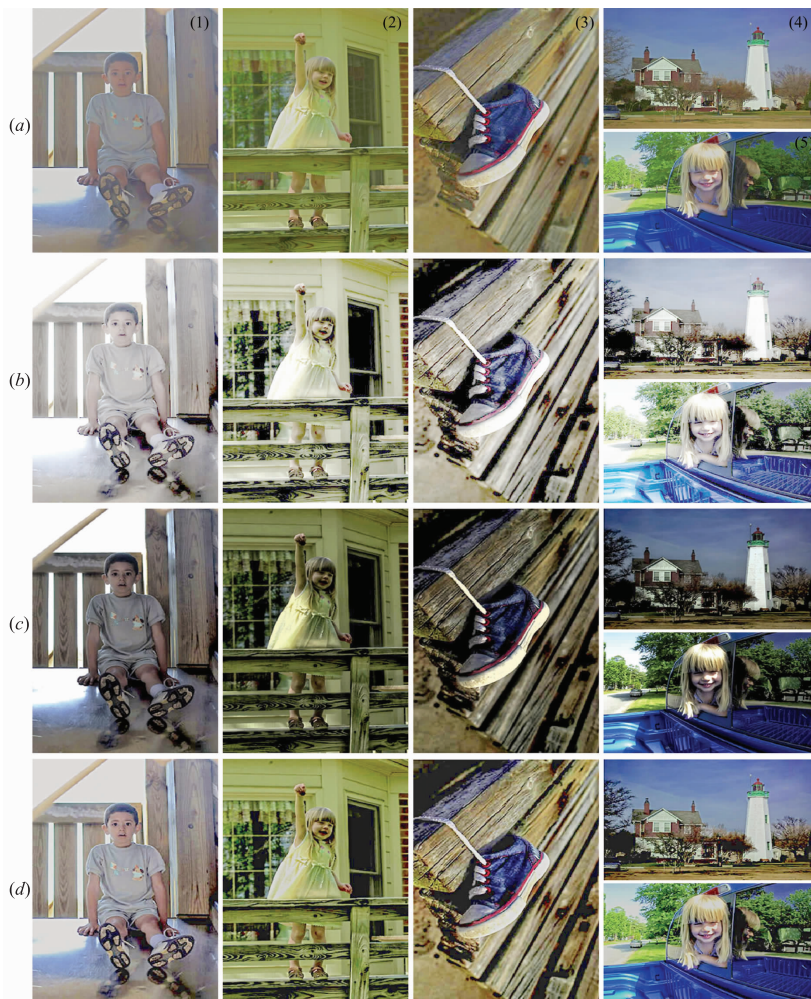
经典的单尺度 SSR (Single-Scale Retinex) 选择高斯函数作为环绕函数, 高斯函数虽然计算简单方便, 然而其在估算反射分量时, 边缘保持性较差, 存在光晕、伪影等问题, 在处理彩色图像时, 经典的 SSR 选择了 RGB 颜色空间, 分别对 R, G, B 三通道进行计算, 最后整合三通道值输出修复图像, 这不仅影响算法效率且会导致修复图像出现颜色褪色、暗淡等问题。

本文选取前面所述的式 (23) 和式 (24) 的引导滤波^[14]作为估算环绕函数, 引导滤波能在较好地保护边缘的同时估算反射分量, 为了更好地恢复图像颜色, 本文选取 HSV 颜色空间, HSV 颜色空间相比于 RGB 空间能够直观表达色彩的明暗、色调以及鲜艳程度, 这也使得在增强图像时, 无需对空间的每一通道值进行操作, 只需针对特定的通道进行改进, 例如: 在修复过暗图像时, 只需对 HSV 颜色的亮度通道进行操作, 有效地提高了算法的效率, 简化了步骤。

3.2 改进的 Retinex 算法实验

在图 4 中, (a) 行为改进的 Retinex 对未加强细节的原图像处理, (b)、(c) 行为对比算法对加强细节的低照度图像进行处理, (d) 行为改进的 Retinex 算法对加强细节的低照度图像进行处理, 加强细节的低照度图像都是由本文算法对原图像处理而来。对比 (b)、(c)、(d) 三行发现: (b) 行图像虽然亮度已增强, 然而其色彩失真严重; (c) 行色彩还原度较高, 然而亮度提高不够; (d) 行在增强亮度的同时, 有效地还原了图像原有的色彩度, 效果较好。从而验证了本文提出的改进 Retinex 算法的优越性。(a) 行与 (d) 行图像的比较中可以看出 (d) 行图像的边界更清晰, 整个图像的清晰度更高, 从而证明: 在相同的亮度增强算法处理基础上, 本文提出的图像分解、细节增强算法有效地强化了图像的边缘强度, 提高了图像的清晰度。

表 4, 表 5, 表 6 从图像的评价指标: 熵、边缘强度和平均亮度的客观数据来评价图像。熵值越大即表示图像所包含的信息量越多, 在一定范围内, 熵值越大即表



(a)行为本文改进的Retinex算法对原图的处理; (b)行为MSRCR^[18]对已强化细节的低照度图处理; (c)行为自然增强算法^[19]对已强化细节的低照度图处理; (d)行为本文改进的Retinex算法对已强化细节的低照度图处理

图4 改进的Retinex算法实验

表 4 图 4 各图像的熵值 Entropy

各图像	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
原图经本文算法	6.3266	7.0477	7.2855	6.8810	7.5694	7.0220
MSRCR ^[18]	6.6135	7.1549	7.4591	7.2231	7.8261	7.2553
自然增强算法 ^[19]	6.8062	6.8102	7.1239	7.1883	7.6195	7.1096
本文算法	6.9750	7.4885	7.6048	7.3898	7.7523	7.4421

表 5 图 4 各图像的边缘强度

各图像	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
原图经本文算法	40.8972	69.1548	79.6293	68.0725	94.8803	70.5268
MSRCR ^[18]	64.8921	142.3698	143.5689	112.6546	163.5474	125.4066
自然增强算法 ^[19]	79.4624	108.9700	139.4564	94.0604	139.4564	112.2811
本文算法	81.3536	137.3281	152.7735	117.3868	152.7735	128.3231

表 6 图 4 各图像的平均亮度

各图像	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	平均值
原图经本文算法	148.2446	119.0350	105.2418	129.5138	117.8945	123.9860
MSRCR ^[18]	180.2564	144.1236	154.2364	164.2563	137.3698	156.0485
自然增强算法 ^[19]	122.6206	121.6103	83.6723	88.0927	72.0276	97.6047
本文算法	153.6956	110.6222	106.2458	121.3085	114.0415	121.1827

示图像质量越高.从表中数据也可以明显看出,图像经本文所提算法处理后,熵值、边缘强度、平均亮度都有了较大的提高,图像质量有了很大改进,充分说明了本文算法的有效性.

4 总结与展望

图像增强一直是图像处理领域的热点,低照度图像往往存在着细节模糊等问题.本文提出的图像分解算法将图像分解后进行细节增强,最后经改进的 Retinex 算法映射,得到的修复图像不仅亮度适宜且图像细节信息丰富,在主观和客观的评价中,均有较好表现.今后可以将算法速度作为研究的一方面,提高算法效率,将其运用于视频监控等实时系统.

参考文献

- [1] Land E H, McCann J J. Lightness and retinex theory[J]. JOSA, 1971, 61(1): 1 - 11.
- [2] Hines G, Rahman Z, Jobson D, and Woodell G. Single-scale retinex using digital signal processors[J]. Global Single Processing Expo, 2004, 2(8): 335 - 343.
- [3] Lin H, Shi Z. Multi-scale retinex improvement for nighttime image enhancement[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(24): 7143 - 7148.
- [4] Meylan L, Süssstrunk S. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter[J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2006, 15(9): 2820 - 2830.
- [5] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. Acm Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 15 - 19.
- [6] 肖进胜,高威,彭红,等.基于局部自相似性和奇异值分解的超采样图像细节增强[J].计算机学报, 2015, 38(149): 1 - 14.
Xiao J S, Gao W, Peng H et al. Detail enhancement for image super-resolution algorithm based on SVD and local self-similarity[J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(149): 1 - 14. (in Chinese)
- [7] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(6): 1397 - 1409.
- [8] Şimşek M. Nonlinear static and free vibration analysis of microbeams based on the nonlinear elastic foundation using modified couple stress theory and He's variational method[J]. Composite Structures, 2014, 112: 264 - 272.
- [9] Beck A, Teboulle M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2419 - 2434.
- [10] Wang Y, Yang J, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. SIAM

- Journal on Imaging Sciences, 2008, 1(3): 248 – 272.
- [11] Van Loan C. Computational Frameworks for the Fast Fourier Transform[M]. Siam, 1992.
- [12] Namias V. The fractional order Fourier transform and its application to quantum mechanics[J]. IMA Journal of Applied Mathematics, 1980, 25(3): 241 – 265.
- [13] McLaren K. XIII—The development of the CIE 1976 (L * a * b *) uniform colour space and colour - difference formula[J]. Journal of the Society of Dyers and Colourists, 1976, 92(9): 338 – 341.
- [14] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[A]. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision[C]. Bombay, India, 1998. 839 – 846.
- [15] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209 – 212.
- [16] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695 – 4708.
- [17] Fardo F A, Conforto V H, de Oliveira F C, et al. A formal evaluation of PSNR as quality measurement parameter for image segmentation algorithms[J]. arXiv preprint arXiv: 1605.07116, 2016.
- [18] Gao Y, Yun L, Shi J, et al. Enhancement MSRCR algorithm of color fog image based on the adaptive scale[A]. Sixth International Conference on Digital Image Processing[C]. International Society for Optics and Photonics, 2014. 91591B-91591B-7.
- [19] Wang S, Zheng J, Hu H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538 – 3548.

作者简介



黄伟国(通信作者) 男, 1981 年生于安徽休宁, 副教授, 博士, 研究方向为数字信号处理、数字图像处理、设备状态监测与故障诊断。
E-mail: wghuang@suda.edu.cn



张永萍 女, 1990 年生于江苏苏州, 硕士研究生, 研究方向为图像增强与模式识别。
E-mail: zhangyongping_suda@163.com