

基于 YCbCr 空间融合的高动态范围成像方法

汤璐¹, 卢荣胜^{1*}, 史艳琼², 胡海兵¹¹合肥工业大学仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009;²安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230022

摘要 多曝光图像融合是一种有效的高动态范围成像方法, 融合得到的高动态范围图像包含更多细节和信息量。目前, 大多数经典的多曝光图像融合算法存在细节丢失和色彩失真的问题, 影响了图像的进一步观察和处理。为了提高融合后图像的清晰度、细节信息和色彩真实程度, 提出了一种基于 YCbCr 空间融合的高动态范围成像方法。将 RGB 图像转换到 YCbCr 色彩空间, 提出一种改进的适度曝光量指标对亮度分量进行多分辨率加权融合, 并采用基于阈值的加权方法融合色度分量。实验结果表明, 使用所提方法得到的融合图像视觉效果更加真实, 具有较好的色彩表现力, 清晰度得到显著提升, 可以很好地改善传统基于 RGB 色彩空间的高动态范围成像方法中出现的色彩失真和信息丢失问题。

关键词 成像系统; 高动态范围成像; 图像融合; YCbCr 色彩空间; 图像金字塔

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1415029

High Dynamic Range Imaging Method Based on YCbCr Color Space Fusion

Tang Lu¹, Lu Rongsheng^{1*}, Shi Yanqiong², Hu Haibing¹

¹College of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, Anhui, China;

²College of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230022, Anhui, China

Abstract Multiexposure image fusion is an effective high dynamic range imaging method. The fused high-dynamic-range image contains additional details and information. Currently, most conventional multiexposure image fusion algorithms suffer from detail loss and color distortion, affecting further image observation and processing. To improve the clarity, detail information, and color authenticity of the fused image, a high dynamic range imaging method based on YCbCr spatial fusion is proposed. The red-blue-green (RGB) image is converted to the YCbCr color space, an improved moderate exposure index is proposed to fuse the luminance component with multiresolution weighting, and the chrominance component is fused using the threshold-based weighting method. Experimental results show that the visual effect of the fused image obtained using the proposed method appears more real and exhibits better color expressiveness and the definition is considerably improved, which can well address the problems of color distortion and information loss in conventional high dynamic range imaging methods based on the RGB color space.

Key words imaging systems; high dynamic range imaging; image fusion; YCbCr color space; image pyramid

1 引言

数字图像是人类获取信息的主要来源之一, 随着计算机技术的飞速发展, 人们对数字图像质量的要求日益提高。但是, 在获取图像时常常遇到这一问题: 采用普通图像采集设备对亮度差异较大的场景进行拍摄时, 无论如何调整曝光时间都无法获得一张理想的图

像, 总会存在过度曝光或曝光不足的区域。这是由于自然场景的动态范围远远高于普通相机所能拍摄的范围。自然场景的动态范围是指场景中最亮物体和最暗物体的光照度之比, 最大可达到 10^8 , 但是普通成像设备的动态范围只有 10^3 , 而且显示设备能显示的亮度范围为 $[0, 255]$, 远低于自然场景的动态范围^[1]。因此, 一幅单一曝光的图像通常无法重现动态范围较大

收稿日期: 2021-05-19; 修回日期: 2021-05-26; 录用日期: 2021-06-10

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB2003801)、国家自然科学基金(51875164)

通信作者: *rslu@hfut.edu.cn

场景的全部细节信息。为了重现真实场景信息,高动态范围(HDR)图像成为研究的热点。HDR图像的获取主要有两种方法:1)使用专业的成像设备直接获取HDR图像,但该方法成本较高且难以普及;2)使用图像处理技术生产HDR图像。传统HDR成像技术中的色调映射算法首先根据输入的多幅曝光度不同的图像计算出相机的响应曲线,然后根据响应曲线恢复出场景的真实亮度信息,得到辐照图后采用色调映射算法将高动态范围的辐照图转换成可以在普通显示器上显示的低动态范围图像,但算法复杂且计算量大^[2-3]。多曝光图像融合方法可利用一系列曝光时间不同的输入图像直接生成一幅能够反映真实场景细节信息的近似高动态范围图像。

对拍摄到的多曝光图像序列进行融合处理以取得能够最大化呈现出场景真实信息的高质量图像是研究多曝光融合技术的基本目标。Mertens等^[4]提出了一种基于拉普拉斯金字塔的多分辨率融合算法,该算法采用对比度、饱和度和适度曝光量指标构成权重图,对每幅输入图像和权重图进行金字塔分解,并加权融合对应图像的金字塔系数,最后通过金字塔逆变换重构得到融合图像,这种算法在不同尺度下处理图像特征,能够充分保留源图像纹理信息,但融合图像中容易出现颜色偏移现象。Zhang等^[5]提出一种利用输入图像的梯度信息进行高动态范围成像的算法,该算法简单有效且同时适用于静止和动态场景,但是当输入曝光图像有严重的传感器噪声时不能取得很好的融合效果。Li等^[6]提出一种基于两尺度分解的融合算法,该算法将图像分为基础层和细节层分别进行融合处理,对边缘信息的保留较为完整,但对颜色信息的保留不理想。Li等^[7]提出一种基于递归滤波的权重细化融合算法,但是该算法容易丢失有用的边缘信息。Li等^[8]提出一种基于二次优化的细节增强融合算法,该算法可以从不同曝光图像中同时提取出精细细节,但会降低融合后图像的色彩对比度。Shen等^[9]提出了一种新颖的增强拉普拉斯金字塔融合算法来增强图像的细节信息,但融合后的图像中存在明显的黑斑,且大大增加了计算的复杂度。Ma等^[10]提出一种基于结构块分解的融合算法,但该算法对过曝光区域的细节保留不理想。Huang等^[11]对Ma等的算法进行改进,通过局部权重、全局权重及显著性权重构建最终权重图,在一定程度上改善了融合图像质量,但图像块的不当选择容易造成颜色及纹理信息的损失。Prabhakar等^[12]提出一种融合多曝光图像的深度学习方法,但该算法实现过程较为复杂而且需要足够的训练数据以提供基础事实。

目前,大多数传统算法对多曝光图像的处理是在RGB空间中进行的,然而RGB通道之间具有较强的关联性,独立融合RGB三个通道将会忽略这种关

联性从而引入明显的色差,融合图像容易出现颜色失真、色彩偏离和暗处细节信息丢失的问题。为了解决这一问题,本文提出了一种基于YCbCr空间融合的高动态范围成像方法,其特点在于:1)将RGB图像转换为等效的YCbCr图像,能够避免通道间的关联性对融合结果的影响。2)针对不同通道采用不同的融合规则。亮度通道Y包含物体的主要轮廓信息,对最终彩色图像的动态范围起着至关重要的作用,使用改进的适度曝光量指标根据序列中最亮与最暗图像确定像素点的最佳曝光量;色度通道Cb、Cr包含人眼不太敏感的图像颜色信息,采用加权融合的方法进行处理,并通过设置阈值减少较大光强对色度通道的影响。实验结果表明,使用所提方法融合得到的图像可以有效避免色彩失真和细节丢失的问题,有效性较高。

2 图像金字塔分解原理

自然界中的物体有着不同的大小和尺寸,随着观测尺度的不同,物体会出现不同的形态。因此,对现实中物体的描述,一定要在某个确定的尺度中进行。在数字图像处理领域,对图像进行金字塔分解是常用的多尺度、多分辨率分析方法,分解得到的金字塔图像可以模拟出人眼由近到远观察物体时的尺度效果。

2.1 图像高斯金字塔

将原图像作为高斯金字塔的底层 G_0 ,即第0层。对输入图像进行高斯低通滤波和隔行隔列的降采样,得到高斯金字塔的第1层;再对第1层图像进行低通滤波和降采样,得到高斯金字塔的第2层;重复以上过程,构成图像高斯金字塔。

假设图像高斯金字塔的第 l 层图像为 G_l ,其生成过程可以描述为

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad \text{s.t. } 1 \leq l \leq N, 0 < i < C_l, 0 < j < R_l, \quad (1)$$

式中: N 为高斯金字塔顶层的层号; R_l 和 C_l 分别为第 l 层金字塔图像的总行数和总列数;高斯窗口函数 $\omega(m, n) = h(m) \times h(n)$, h 为高斯密度分布函数,它满足以下3个约束条件。

1) 归一化性:

$$\sum_{m=-2}^2 h(m) = 1. \quad (2)$$

2) 对称性:

$$h(i) = h(-i). \quad (3)$$

3) 奇偶性:

$$h(0) + h(-2) + h(2) = h(-1) + h(1). \quad (4)$$

由以上条件可得,

$$\begin{cases} h(0) = \frac{3}{8} \\ h(-1) = h(1) = \frac{1}{4} \\ h(-2) = h(2) = \frac{1}{16} \end{cases} \quad (5)$$

则窗口大小为 5×5 的窗口函数 $\omega(m, n)$ 可表示为

$$\omega = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

按照上述步骤生成 G_0, G_1, \dots, G_N , 构成图像的高斯金字塔, 当前层图像的大小依次为前一层图像大小的 $1/4$ 。

2.2 图像拉普拉斯金字塔

拉普拉斯金字塔是一种多尺度、多分辨率的图像处理方法, 可以将图像的边缘和纹理特征等按照不同的尺度分解到分辨率不同的金字塔层上^[13]。将多幅图像的对应层按照一定规则进行融合, 并对得到的融合后金字塔进行重构, 即可得到最终的融合图像。

要得到图像的拉普拉斯金字塔, 首先要对图像进行高斯金字塔分解。拉普拉斯金字塔的每一层图像是高斯金字塔本层图像与其高一级的图像经内插放大后的图像的差, 此过程相当于带通滤波^[14]。详细构建过程如下。

对 G_l 进行内插得到放大图像 G_l^* ,

$$G_{l+1}^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_{l+1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right), \quad 1 \leq l \leq N, 0 < i < C_l, 0 < j < R_l, \quad (7)$$

$$G_{l+1}^*(i, j) = \begin{cases} G_{l+1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right), & \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \in \mathbf{Z} \\ 0, & \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \notin \mathbf{Z} \end{cases} \quad (8)$$

则图像的拉普拉斯金字塔为

$$\begin{cases} L_l = G_l - G_{l+1}^*, & 0 \leq l < N \\ L_l = G_N, & l = N \end{cases}, \quad (9)$$

式中: N 是拉普拉斯金字塔顶层的层号; G_l 表示第 l 层高斯金字塔图像; L_l 表示拉普拉斯金字塔的第 l 层图像。

按照上述步骤生成 L_0, L_1, \dots, L_N , 构成图像的拉普拉斯金字塔, 主要包含图像的边缘轮廓信息。

从拉普拉斯金字塔的顶层开始, 由上至下逐层递推, 可重建得到原始图像 G_0 。

$$\begin{cases} G_N = L_N, & l = N \\ G_l = L_l + G_{l+1}^*, & 0 \leq l < N \end{cases} \quad (10)$$

3 图像质量评价指标

3.1 主观评价指标

主观评价方法是最简单也是最常用的方法, 它以图像为评价对象, 以人为评价主体, 由观察人员用肉眼直接对图像进行质量评价, 根据人对图像的视觉感知情况和统计结果评判图像质量的优劣, 根据图像的清晰度和逼真度对其进行质量评估。由于人眼对色彩变化及图像边缘比较敏感, 主观评价法可以用来判断融合图像的边缘信息有没有丢失、清晰度是否降低、整体色彩与自然色彩是否一致、整体亮度是否合适、图像是否出现重影等。在国际上, 通用的五级绝对评价标准^[15]如表 1 所示, 观察者按照视觉感受对图像给出相应的评分。

表 1 主观评分标准

Table 1 Subjective scoring criteria

Score	Quality scale	Hinder scale
1	Very bad	Hinder viewing very seriously
2	Bad	Hinder viewing
3	General	Can clearly see the change of image quality and hinder viewing very slightly
4	Good	Can see the change of image quality but does not hinder viewing
5	Very Good	No picture quality change at all

视觉评价是融合图像质量评价必不可少的一步, 具有简单直观的优点。但这种方法对观察者依赖性较高, 主观性和片面性较强, 且容易受外界环境等因素的影响。观察条件改变也会导致评价结果不同, 因此, 需要在主观评价的基础上对图像进行客观评价, 将它们相结合进行综合评判。

3.2 客观评价指标

常用的图像质量客观评价指标有信息熵、标准差、平均梯度和空间频率^[16], 它们基于统计策略借用数学模型为计算工具, 可以在一定程度上弥补主观评价的片面性、主观性及不稳定性, 有效评价融合算法在细节保持和清晰度增强方面的效果。

信息熵^[17]可以衡量图像信息丰富程度, 信息熵越大说明图像的信息量越丰富。

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P(i) \log_2 P(i), \quad (11)$$

式中: $P(i)$ 代表第 i 级灰度值出现的概率; L 代表图像的总灰度级。

标准差^[18]反映图像亮度的变换情况和纹理信息大小, 标准差越大说明图像的灰度级越分散, 纹理越清晰。

$$D = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [I(i, j) - I_{\text{mean}}]^2}, \quad (12)$$

式中： $I(x, y)$ 表示图像在 (x, y) 处的灰度值； M, N 表示图像行和列； I_{mean} 表示图像灰度均值。

平均梯度^[19]反映图像的微小细节反差与纹理变化特征,用于衡量图像在空间域中的整体活跃水平,也反映图像的清晰度,图像的平均梯度越大,表示图像清晰度越好。

$$A = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{[I(i, j) - I(i-1, j)]^2 + [I(i, j) - I(i, j-1)]^2}{2}} \quad (13)$$

空间频率^[20]可以反映其空间分辨率大小,值越大说明图像分辨率越高,灰度信息的活跃程度越高。

$$F_s = \sqrt{F_R^2 + F_C^2}, \quad (14)$$

$$F_R = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [I(x_j, y_j) - I(x_j, y_{j-1})]^2}, \quad (15)$$

$$F_C = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N [I(x_i, y_j) - I(x_{i-1}, y_j)]^2}, \quad (16)$$

式中： F_R 表示行频率； F_C 表示列频率。

4 所提方法

所提基于 YCbCr 空间融合的高动态范围成像方法,在 YCbCr 空间对输入的多曝光图像序列进行多分辨率融合,融合流程如图 1 所示。此方法针对的是静态场景的多曝光图像,故不需要考虑图像配准和鬼影消除问题。首先,将输入的彩色图像多曝光图像从 RGB 空间转化到 YCbCr 空间,原因在于 YCbCr 色彩空间各通道之间没有关联性,能够消除通道相

关性对融合结果的影响^[21]。对亮度分量和色度分量分别进行融合处理,进一步提升融合后图像的质量和色彩丰富程度,改善融合后图像的视觉效果,融合图像的细节更加显著,清晰度和色彩真实度得到明显改善。

4.1 图像色彩空间转换

颜色空间是表示颜色的一种数学方法,其目的是在某些标准下用通常可以接受的方式方便地对彩色加以说明。RGB 是计算机视觉系统中最常见的色彩空间模型,通过红、绿、蓝三原色按照一定比例叠加可以生成各种其他颜色。YCbCr 模型是另一类色彩空间模型^[22],其中 Y 表示颜色亮度,Cb 表示蓝色色度的分量,Cr 表示红色色度的分量。如果只有 Y 分量而没有 Cb、Cr 分量,那么表示的就是黑白灰度图像。YCbCr 色彩空间模型能够很好地处理亮度信息和色度信息,被广泛应用于图像处理领域。RGB 色彩空间不能很好地从人眼视觉感知上描述颜色,而 YCbCr 色彩空间使用亮度信号 Y 和两个色差信号 Cb、Cr 来描述色彩,更符合人眼视觉效果。在 YCbCr 色彩空间进行图像融合的意义就在于它的亮度通道和色度通道是分离的,不会因为各通道数据的相互关联影响其他通道的处理效果。

采用简单的 YCbCr 模型进行算法实现,分别提取每个像素点 R、G、B 三通道的值,使用式(11)进行色彩空间的转换。

$$\begin{aligned} Y &= 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \\ U &= -0.147 \times R - 0.289 \times G + 0.436 \times B, \\ V &= 0.615 \times R - 0.515 \times G - 0.100 \times B \end{aligned} \quad (17)$$

式中： $R, G, B \in [0, 255]$ ；Y 通道分量 $Y \in [16, 235]$ ；Cb、Cr 通道色度分量 $U, V \in [16, 235]$ 。

4.2 亮度分量融合

亮度信号 Y 反映图像的亮度信息,包含了物体的主要轮廓信息以及大部分细节,将 Y 分量单独处理,可以有效避免颜色噪声对最终融合结果的影响。本实验组采用基于拉普拉斯金字塔的加权融合方法对 Y 分量进行融合。

4.2.1 权重指标选择

首先,需要确定用于融合的权重指标,根据各权重指标给输入图像赋予不同的权重,即在融合过程中给质量较好的像素点赋予较大的权重。

对比度高的区域明暗变化较大,往往包含场景的边缘或者轮廓信息。对比度的计算就是对灰度图进行拉普拉斯滤波,取滤波响应的绝对值。

$$C_k(i, j) = |Y_k(i-1, j) + Y_k(i+1, j) + Y_k(i, j-1) + Y_k(i, j+1) - 4Y_k(i, j)|, \quad (18)$$

式中： $Y_k(i, j)$ 表示第 k 幅图像在位置 (i, j) 处的亮度值。

饱和度反映色彩的纯度,是突出图像细节丰富

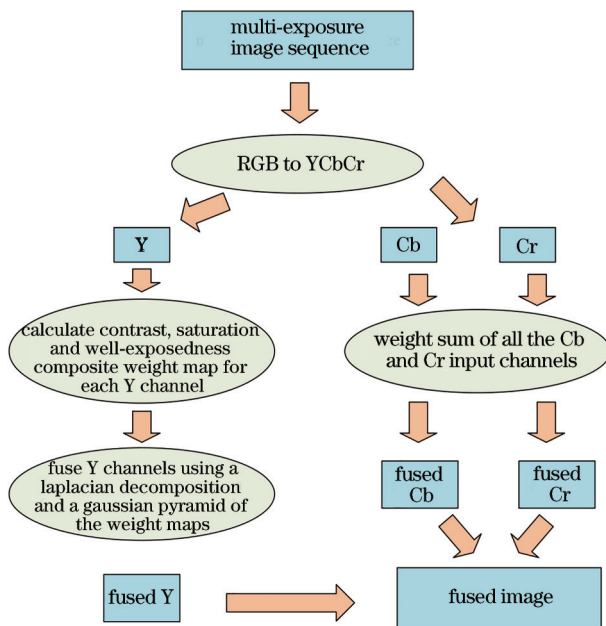


图 1 基于 YCbCr 色彩空间的多分辨率融合算法流程

Fig. 1 Multi-resolution fusion algorithm flow based on YCbCr color space

程度的一个重要因素。在适度曝光下,图像的色彩表现力最佳,因此认为拥有最高色彩程度的区域,其

亮度也是最适合人类视觉系统特性的。饱和度的计算公式为

$$S_k(i, j) = \sqrt{\frac{[Y_k(i, j) - m_k]^2 + [U_k(i, j) - m_k]^2 + [V_k(i, j) - m_k]^2}{3}}, \quad (19)$$

$$m_k = \frac{Y_k(i, j) + U_k(i, j) + V_k(i, j)}{3}. \quad (20)$$

曝光过度的区域亮度较高,曝光不足的区域亮度较低,这两种情况都会丢失场景的细节信息。当曝光适度时,图像的亮度集中分布在中间范围,因此使用高斯曲线根据每个像素亮度分量 Y 与 0.5 的距离对每个强度进行加权,得到适度曝光量。

$$E_k(i, j) = \exp\left\{-\frac{[Y_k(i, j) - 0.5]^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (21)$$

式中: σ 是高斯滤波器的尺度因子,本实验将其设置为 0.2。

4.2.2 改进的适度曝光量指标

传统算法中,适度曝光量指标对强度与 0.5 越接近的像素点赋予越大的权重,该算法假设所有像素点的预期曝光量都是 0.5。但是,对于图像中的较亮和较暗区域,并不是其预期最佳像素亮度值都是一样的,即并不都以强度在 0.5 附近为像素点最佳,这种算法可能会将有效的较亮和较暗像素点剔除掉,丢失细节信息。

所提算法通过输入多曝光序列中最亮的图像和最暗的图像来判断 (i, j) 位置处的最佳强度值:

$$p(i, j) = 0.5\alpha + (1 - \alpha) \times \frac{I_B(i, j) + I_D(i, j)}{2}, \quad (22)$$

式中: α 为权衡先验预期强度与图像平均强度的参数,取 $\alpha = 0.5$; $I_B(i, j)$ 表示最亮图像在 (i, j) 处的像素值; $I_D(i, j)$ 表示最暗图像在 (i, j) 处的像素值。

同时,引入两个平衡因子来平衡局部细节和全局亮度,以更好保留较亮和较暗区域的像素点信息。

$$E_k(i, j) = \beta + \gamma \cdot \exp\left\{-\frac{[Y_k(i, j) - p(i, j)]^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (23)$$

式中: $\beta + \gamma = 1$, 取 $\beta = 0.1$, $\gamma = 0.9$ 时,融合效果较好。

设置一个阈值 t 来排除过暗和过亮的像素点对融合图像的影响。

$$T_k(i, j) = \begin{cases} 1, & t \leq I_k(i, j) \leq 1 - t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (24)$$

式中: t 的取值在 $[0, 0.1]$, 本文取 $t = 0.05$ 。最后得到的适度曝光量指标的表达式为

$$\tilde{E}_k(i, j) = E_k(i, j) \times T_k(i, j). \quad (25)$$

4.2.3 多分辨率加权融合

对于每一个像素点,使用乘法将 3 个测度因子组合生成标量权重图。

$$W_k(i, j) = [C_k(i, j)]^{\omega_c} \times [\tilde{E}_k(i, j)]^{\omega_e} \times [S_k(i, j)]^{\omega_s}, \quad (26)$$

式中: $\omega_c, \omega_e, \omega_s$ 为对应的权重指数,如果指数为 0,则不考虑相应指标。

对计算出的每张图像中每一像素的权重值进行归一化处理,

$$W_k(i, j) = \left[\sum_{k'=1}^N W_{k'}(i, j) \right]^{-1} W_k(i, j). \quad (27)$$

通过加权融合即可获得融合后的亮度分量,

$$Y'(i, j) = \sum_{k=1}^N W_k(i, j) Y_k(i, j). \quad (28)$$

传统的加权融合图像的方法单纯地采用逐像素融合,但由于权重图的剧烈变化会产生明显的接缝现象,不利于观察以及后续的处理。为了解决这一问题,本实验组对图像进行多分辨率分解,在不同空间频率、不同结构特征上对图像细节进行有效融合,这样就可以突出特定频带上的细节和特征^[13]。最终通过重构算法得到融合后的图像。

采用拉普拉斯金字塔对多曝光图像 Y 通道进行多分辨率加权融合。将每幅图像分解成不同分辨率,低分辨率的图像在上层,主要包含场景的轮廓信息,高分辨率的图像在下层,包含场景的细节星系,呈现金字塔状的图像序列;然后将所有图像的金字塔序列在相应图像层按照融合权重融合,生成融合金字塔;最后对融合金字塔进行重建,得到融合后的结果图像。基于拉普拉斯金字塔的加权融合可描述为

$$L\{R\}^l = \sum_{k=1}^N G\{W_k\}^l L\{Y_k\}^l, \quad (29)$$

式中: $L\{Y_k\}^l$ 表示输入图像序列亮度通道 Y 的第 l 层拉普拉斯金字塔图像; $G\{W_k\}^l$ 表示权重图的第 l 层高斯金字塔图像; $L\{R\}^l$ 是融合后亮度通道拉普拉斯金字塔的第 l 层。

对融合后金字塔进行拉普拉斯金字塔逆变换可重构得到亮度通道 Y 的融合结果 Y' 。亮度通道多分辨率加权融合的流程如图 2 所示。

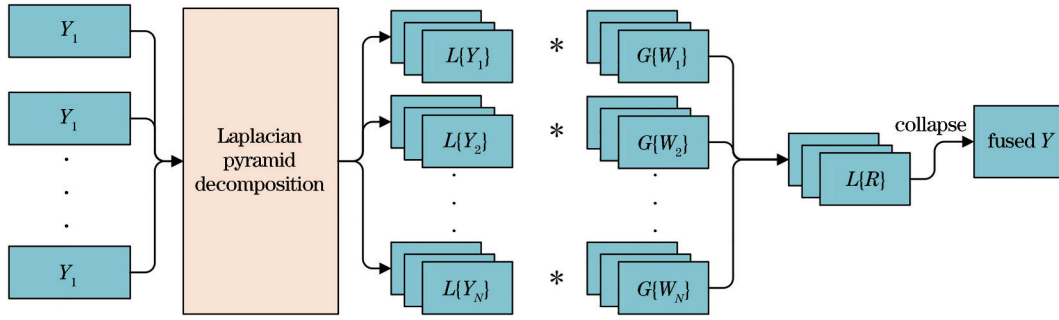


图 2 Y 通道多分辨率加权融合流程

Fig. 2 Y-channel multi-resolution weighted fusion process

4.3 色度分量融合

色度通道的融合是对输入的彩色多曝光序列图像的Cb、Cr通道进行融合。色度通道携带与颜色相关的信息,其值的范围是 $[16, 240]$,当Cb和Cr都等于128时,图像在视觉上类似于灰度图,此时携带的颜色信息最少。故在每个像素位置处,给色度值与128偏离程度大的像素赋予更高的权重,像素点 (i, j) 权重的表达式为

$$w_r^k(i, j) = \frac{|V^k(i, j) - 128|}{\sum_{n=1}^N |V^n(i, j) - 128|}, \quad (30)$$

$$w_b^k(i, j) = \frac{|U^k(i, j) - 128|}{\sum_{n=1}^N |U^n(i, j) - 128|}. \quad (31)$$

考虑到由RGB转换到YCbCr色彩空间得到的Cr、Cb值消除了部分光强的影响,在正常光强区间内其值相对稳定,但在过曝光情况下,Cr、Cb值受到光强影响较大。大量实验结果表明,当光强在 $[60, 200]$ 变化时,Cr和Cb的值随着光照强度Y变化很小,表现出较强的稳定性,而当光强Y超过200时,Cr和Cb的值都逐渐趋于0。本实验组通过设置阈值来减少受光强影响较大的Cr、Cb值对融合图像的影响。

$$T_k(i, j) = \begin{cases} 0, & Y_k(i, j) > 200 \\ 1, & Y_k(i, j) \leq 200 \end{cases}. \quad (32)$$

最终融合得到的Cb和Cr通道的结果为

$$U'(i, j) = \sum_{k=1}^N T_k(i, j) [w_b^k(i, j) (U^k(i, j) - 128)] + 128, \quad (33)$$

$$V'(i, j) = \sum_{k=1}^N T_k(i, j) [w_r^k(i, j) (V^k(i, j) - 128)] + 128. \quad (34)$$

4.4 融合图像生成

对于Y通道,进行基于拉普拉斯金字塔的多分辨率加权融合,得到融合了每张多曝光图像亮度信息的Y'通道;对于Cb、Cr通道,通过加权和获得融合后的Cb'和Cr',将它们组合得到YCbCr色彩空间的融合后

图像。最后,使用式(11)将图像从YCbCr色彩空间转换到RGB色彩空间,在显示设备上将得到的高动态范围图像显示出来。需要注意的是,通过变换得出的R、G、B值可能超出了其定义域,所以在变换后要对RGB数值进行检查,如果大于255,则赋值为255;如果小于0,则赋值为0。

$$\begin{aligned} R &= 1.164 \times (Y - 16) + 1.596 \times (V - 128) \\ G &= 1.164 \times (Y - 16) - 0.392 \times (U - 128) - \\ &\quad 0.813 \times (V - 128) \\ B &= 1.164 \times (Y - 16) + 2.071 \times (U - 128) \end{aligned} \quad (35)$$

5 多曝光图像融合实验与分析

5.1 实验结果

使用Matlab R2016a进行程序编写。选取多曝光图像数据集中常用的3组多曝光图像“Venice”“Fountain”“Outdoor”及作者自己用相机拍摄的两组多曝光图像序列“Indoor scene”“Outdoor scene”进行详细实验对比分析。并将所提算法与5种经典算法进行比较,包括:Mertens等的曝光融合算法^[3]、基于引导滤波(GF)的图像融合算法^[5]、基于梯度域(Gradient Domain)的多曝光融合算法^[4]、基于密集SIFT算子和引导滤波(DSIFT-GF)的算法^[23]及基于自适应权重(Adaptive Weights)的融合算法^[24]。输入的多曝光图像序列和融合结果如图3~7所示。

考虑到Mertens算法对于叠焦图像融合同样适用,为了验证所提算法是否同样适用于彩色的叠焦图像的融合,针对有一定深度的大景深物体,使用叠焦图像采集系统,采集多幅变焦序列图像,使用所提算法进行融合。选择有一定深度的螺孔作为融合对象,采集35幅叠焦图像,[图8(a)]为采集到的部分叠焦图像,[图8(b)]为采用Mertens算法融合得到的结果,[图8(c)]为采用所提算法融合得到的结果。从图中可以明显看出,[图8(b)]中图像十分模糊,边缘纹理都不清晰,[图8(c)]图像整体清晰,细节丰富,视觉效果良好。这表明所提算法同样可以达到叠焦图像焦深扩展的目的。

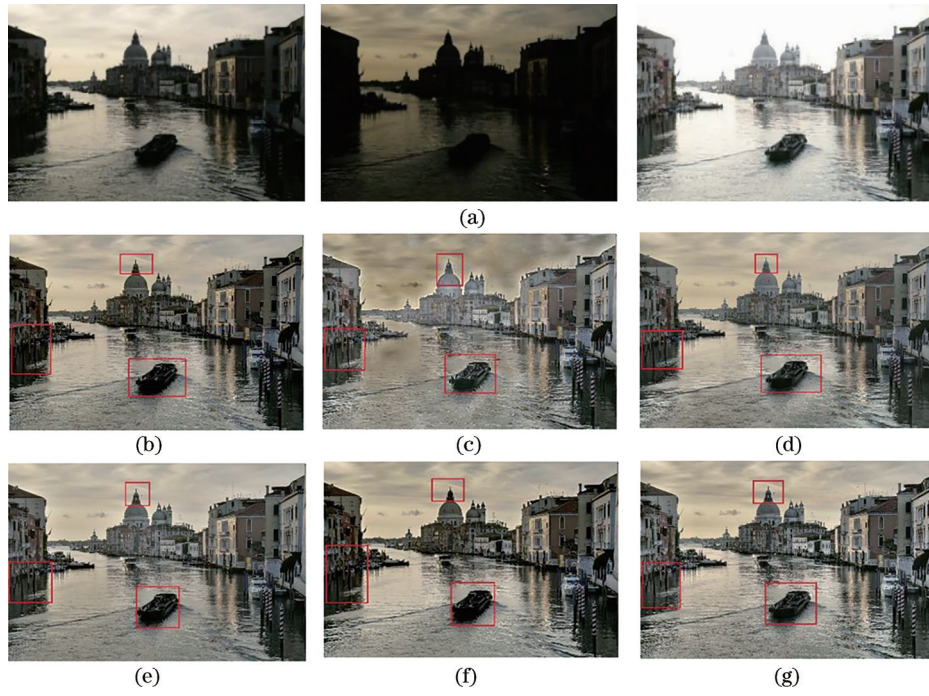


图 3 “Venice”图像序列不同算法融合结果。(a)输入图像序列;(b) Mertens’ algorithm;(c) Guided Filtering;(d) Gradient Domain;(e) Adaptive Weights;(f) DSIFT-GF;(g)所提算法

Fig. 3 Fusion results of different algorithms of “Venice” image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) Guided Filtering; (d) Gradient Domain; (e) Adaptive Weights; (f) DSIFT-GF; (g) proposed algorithm

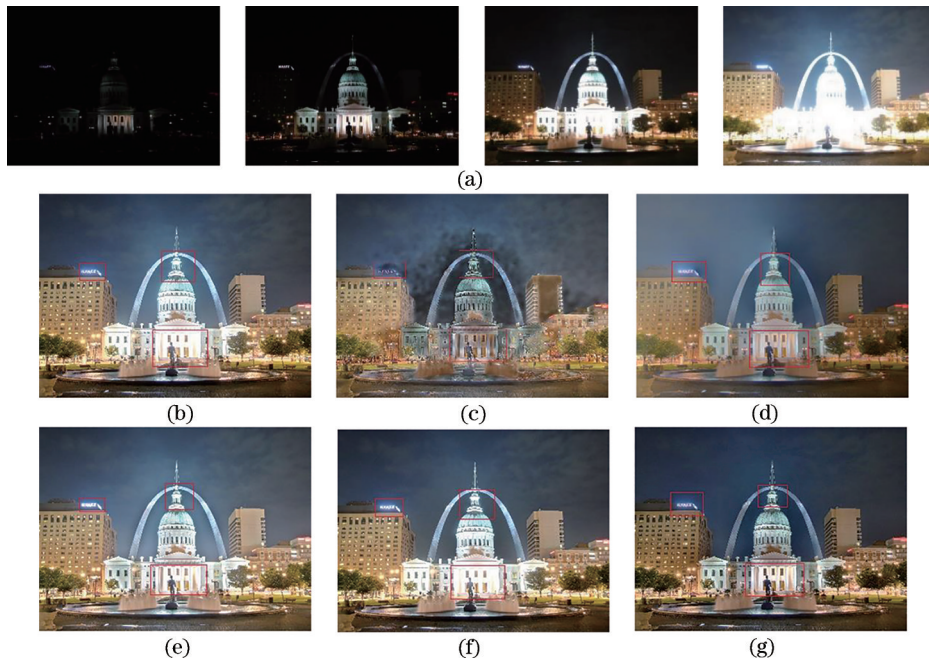


图 4 “Fountain”图像序列不同算法融合结果。(a)输入图像序列;(b) Mertens’ algorithm;(c) Guided Filtering;(d) Gradient Domain;(e) Adaptive Weights;(f) DSIFT-GF;(g)所提算法

Fig. 4 Fusion results of different algorithms of “Fountain” image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) Guided Filtering; (d) Gradient Domain; (e) Adaptive Weights; (f) DSIFT-GF; (g) proposed algorithm

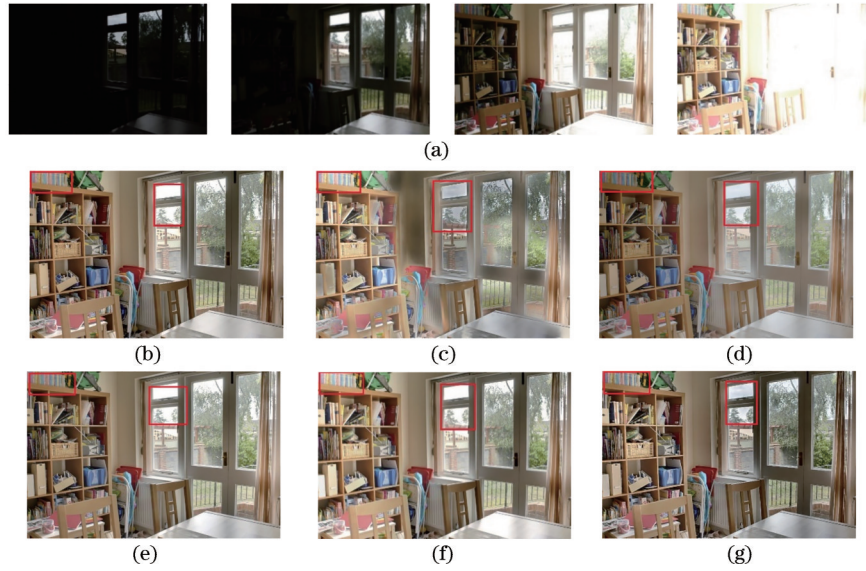


图 5 “Outdoor”图像序列不同算法融合结果。(a)输入图像序列；(b) Mertens’ algorithm；(c) Guided Filtering；(d) Gradient Domain；(e) Adaptive Weights；(f) DSIFT-GF；(g)所提算法

Fig. 5 Fusion results of different algorithms of “Outdoor” image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) Guided Filtering; (d) Gradient Domain; (e) Adaptive Weights; (f) DSIFT-GF; (g) proposed algorithm

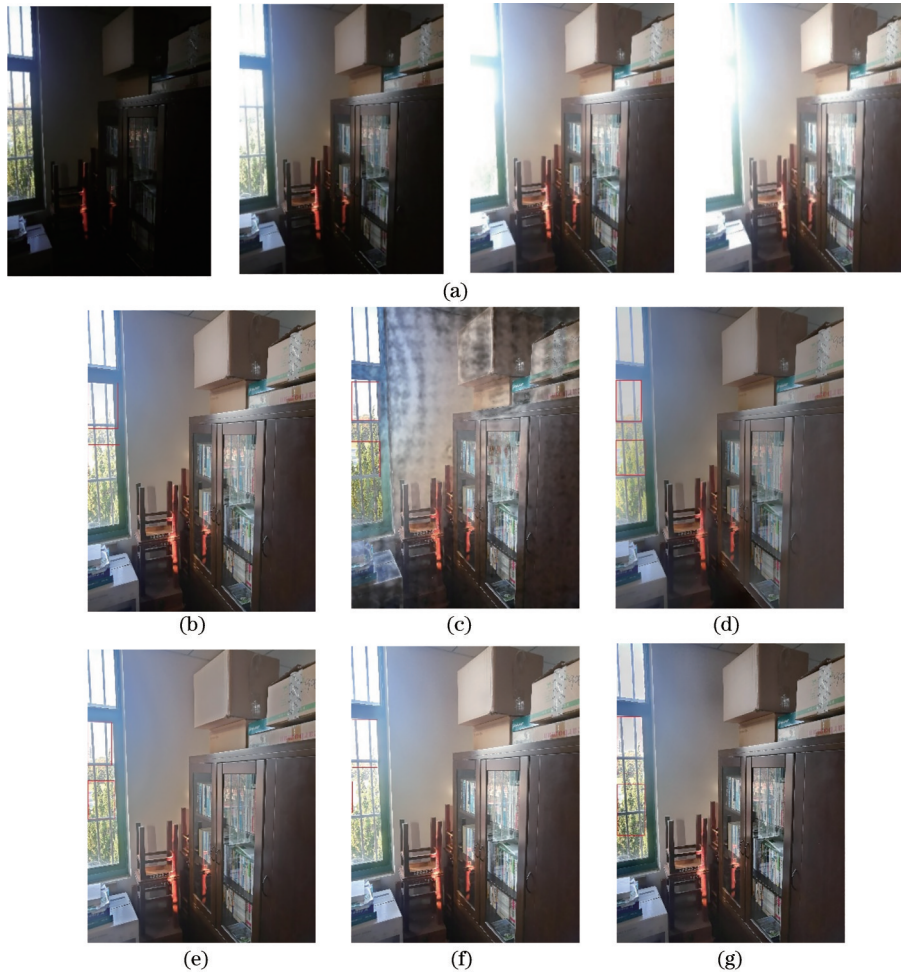


图 6 “Indoor scene”图像序列不同算法融合结果。(a)输入图像序列；(b) Mertens’ algorithm；(c) Guided Filtering；(d) Gradient Domain；(e) Adaptive Weights；(f) DSIFT-GF；(g)所提算法

Fig. 6 Fusion results of different algorithms of “Indoor scene” image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) Guided Filtering; (d) Gradient Domain; (e) Adaptive Weights; (f) DSIFT-GF; (g) proposed algorithm

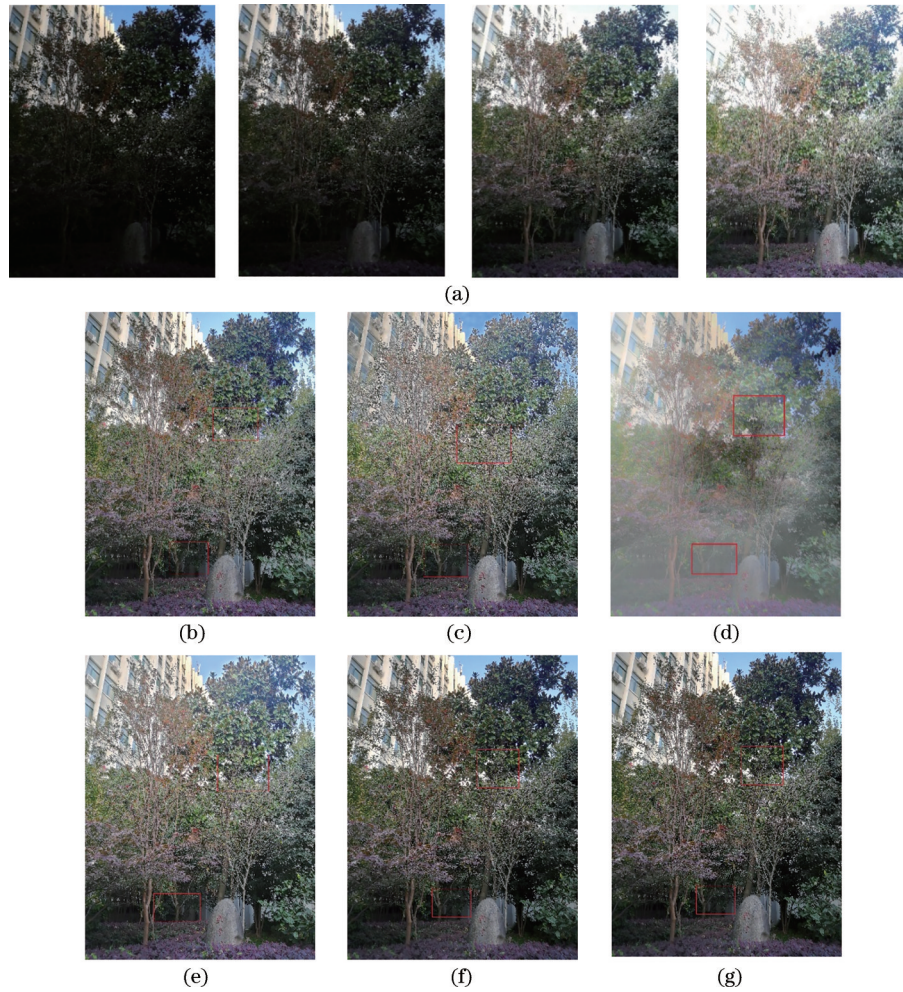


图 7 “Outdoor scene”图像序列不同算法融合结果。(a)输入图像序列；(b) Mertens’ algorithm；(c) Guided Filtering；(d) Gradient Domain；(e) Adaptive Weights；(f) DSIFT-GF；(g)所提算法

Fig. 7 Fusion results of different algorithms of “Outdoor scene” image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) Guided Filtering; (d) Gradient Domain; (e) Adaptive Weights; (f) DSIFT-GF; (g) proposed algorithm

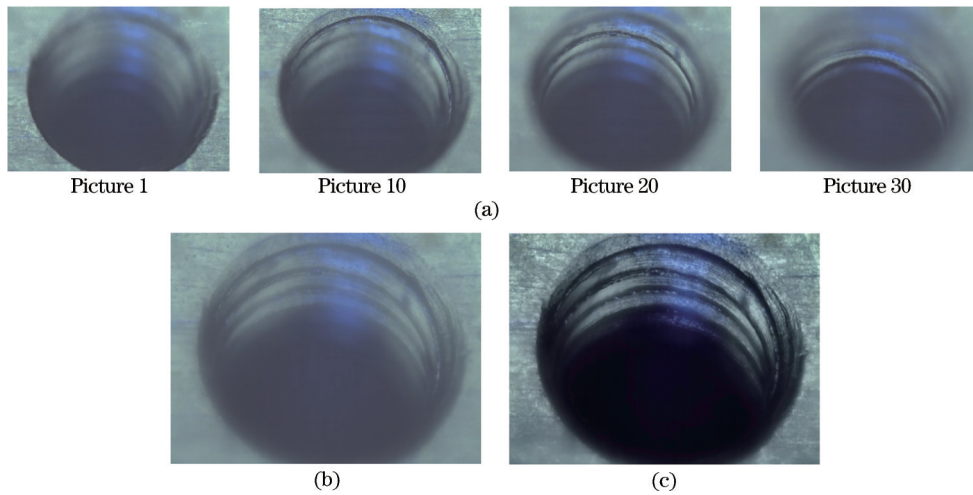


图 8 叠焦图像序列融合结果。(a) 输入图像序列；(b) Mertens’ algorithm；(c)所提算法

Fig. 8 Fusion results of focus stacking image sequence. (a) Input image sequence; (b) Mertens’ algorithm; (c) proposed algorithm

5.2 结果分析

5.2.1 主观评价

为了直观地分析实验结果,首先对 3 组融合图像

进行详细的对比分析。在 Venice 的融合结果图中, [图 3(b)]暗处细节丢失,[图 3(c)]存在明显的伪边缘,[图 3(d)]整体过亮,色彩失真明显,[图 3(e)]图像

细节模糊,[图 3(f)]图像整体偏暗,采用所提算法融合得到的[图 3(g)]更加清晰自然,水波的纹理更加丰富。对比方框中的细节部分可以看出,[图 3(g)]对于场景中的低亮度区域细节保留更好,河道两边的楼房阴影处和河面的小船里,船上的人和蓝色椅子清晰可见,水面的桅杆和倒影根根分明。在 Fountain 的融合结果图中,[图 4(b)]在亮处存在过度曝光的现象,[图 4(c)]有明显“黑斑”,[图 4(d)]图像全局亮度变化,左边区域比右边区域更亮,[图 4(e)]部分区域存在伪影,[图 4(f)]对两处细节的保留程度不高,采用所提算法融合得到的[图 4(g)]整体曝光适度,色彩鲜艳,细节信息保留全面,视觉效果较好。对比方框中的细节部分可以看出,所提算法的融合结果中,人像背后的四根柱子十分清晰,塔顶的边缘清晰可见。在 Outdoor 的融合结果图中,[图 5(b)]局部对比度降低,[图 5(c)]存在明显的颜色信息失真,[图 5(d)]图像模糊,视觉效果不好,[图 5(e)]窗外区域的细节不清晰,[图 5(f)]丢失了天空场景信息,采用所提算法融合得到的[图 5(g)]色彩和细节信息保留更完整,图像整体

对比度较高。对比方框中的细节部分可以看出,所提算法的融合结果中,室内书架、书本、窗帘等的边界十分清楚,室外建筑物轮廓清晰,很好地保留了窗外的细节信息。对比作者用相机拍摄到的室内和室外场景图可以明显看出,[图 6(b)~(f)]未能很好保留天空和操场的信息,呈现出一片亮白,树木色彩失真,[图 6(g)]能够清晰观察到窗外天空的颜色,远处的楼房及操场上的场景清晰可见;[图 7(b)~(f)]天空颜色不自然,暗处细节不清晰,树枝处存在明显伪影现象,而[图 7(g)]中树木和天空色彩更加清晰,很好保留了暗处的细节信息。

客观观察对比分析结果表明,所提算法得到的融合结果色彩更加真实,对色彩和细节信息的保留程度更高,整体更加符合人类的视觉效果。

5.2.2 客观评价

分别采用信息熵、标准差、平均梯度和空间频率从信息量、对比度、清晰程度和空间分辨率 4 个方面对得到的融合图像进行分析对比,为方便观察对评价结果进行归一化处理,归一化评价指标折线图如图 9 所示。

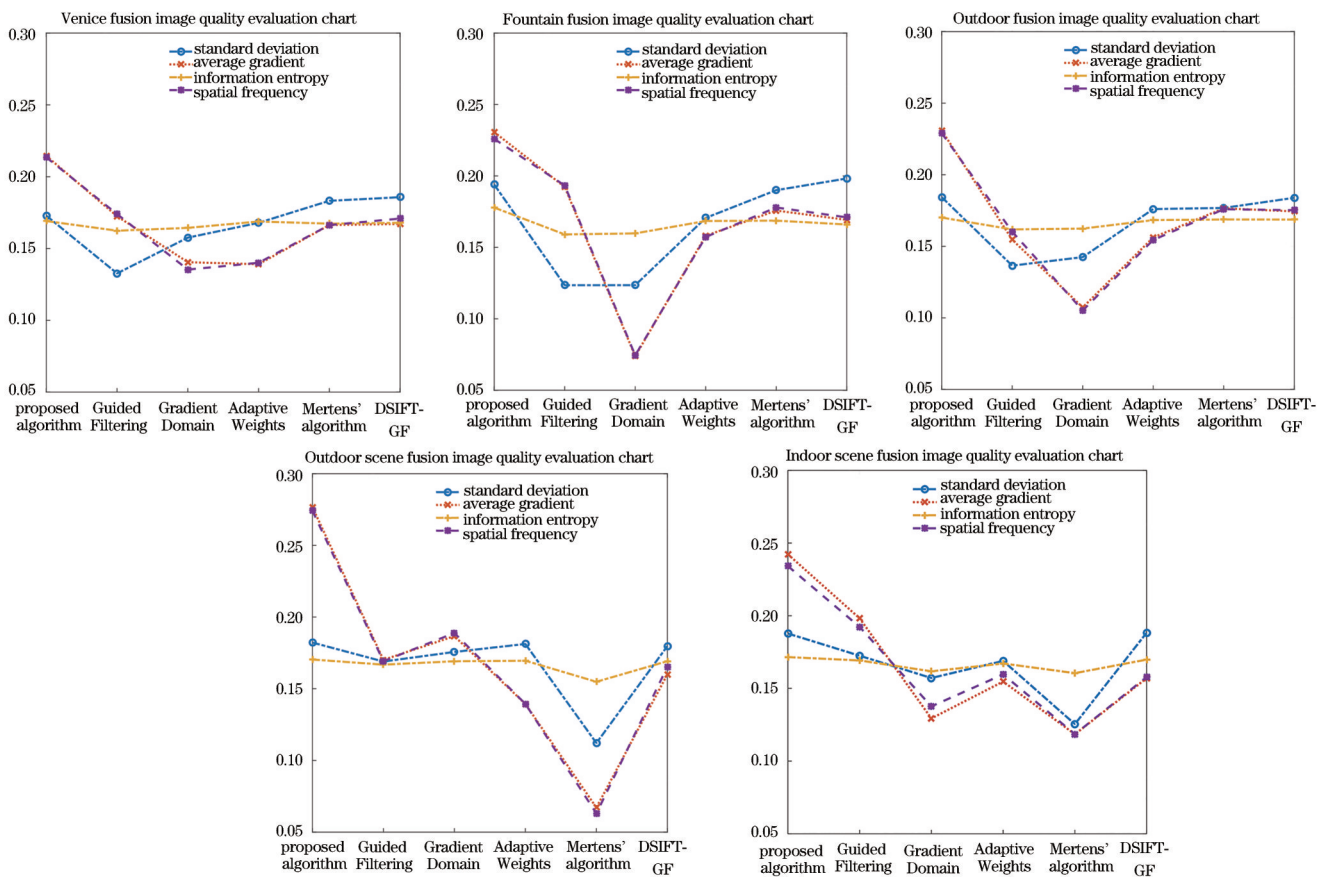


图 9 多曝光图像融合结果客观评价

Fig. 9 Objective evaluation of multi-exposure images fusion results

由图 9 可以看出:输入的 5 组多曝光图像序列,对于信息熵,使用所提算法融合得到的图像的信息熵较大,表明图像含有更多的信息;对于标准差,所提算法和 Mertens 算法都能获得较优结果,说明融合后的图

像亮度更加自然,纹理更丰富;对于平均梯度,所提算法融合得到的结果明显优于其他 4 种算法,说明图像的整体活跃水平更高,保留了更多的微小细节信息,清晰度得到了显著提升;对于空间频率,所提算法融合图

像的空间分辨率明显更高。客观评价结果表明,所提算法具有更好的融合效果,能够很好保留源场景的信息,改善色彩失真和偏移的现象,大幅提高图像的清晰度。由此可见,客观数值分析结果与主观观察分析结果基本一致,所提算法融合多曝光图像序列得到的结果效果最佳。

对图 8 所示的叠焦图像序列,同样使用上述的 4 个评价指标对融合得到的结果进行评价,评价结果如表 2 所示,归一化折线图结果如图 10 所示。采用所提算法融合得到的大景深图像的清晰度、信息量和空间分辨率相比 Mertens 等的算法大大提高。

表 2 叠焦图像融合结果客观评价表

Table 2 Objective evaluation table of fusion results of focus stacking image

Objective evaluation index	Mertens' algorithm	Proposed algorithm
Standard deviation	33.5659	57.3815
Average gradient	1.0691	4.7621
Information entropy	6.3802	7.2109
Spatial frequency	2.4236	10.3741

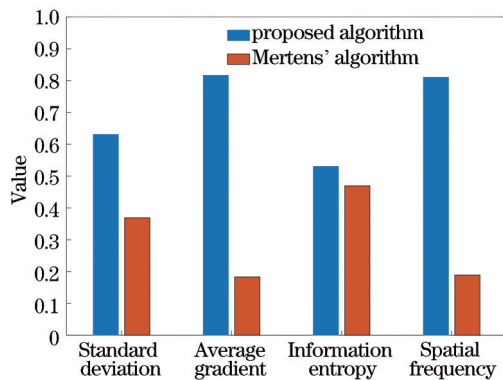


图 10 叠焦图像融合结果客观评价图

Fig. 10 Objective evaluation graph of fusion results of focus stacking image

6 结 论

提出了一种基于 YCbCr 空间的高动态范围成像算法,将对高动态范围场景采集到的多曝光图像转换到 YCbCr 色彩空间上进行融合处理。在 YCbCr 色彩空间中,亮度通道和色度通道是分离的,由于亮度信息对图像动态范围的影响很大,对亮度通道的单独处理可以避免颜色噪声对融合结果的干扰。同时,亮度通道与色度通道是正交的,这样就可以尽可能减少亮度处理对色度的影响。对于色度通道,使用改进的适度曝光量指标进行基于金字塔的多分辨率加权融合;对于亮度通道,设置阈值排除光强的影响,使用加权和方法进行融合。分别采取多曝光图像数据集中常用的多曝光图像序列、作者使用相机采集到的室内、室外图

像序列及显微叠焦图像序列进行融合实验。综合客观和主观评价分析结果表明,所提算法融合得到的图像可以很好地改善经典算法中出现的色彩失真和颜色偏移问题,色彩表现力更强,能够保留更多的细节信息,图像清晰度得到很大的提升。除此之外,所提算法对叠焦图像序列同样能取得较好的融合效果。

参 考 文 献

- [1] 黄旭. 多分辨率分析的多曝光图像融合算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019.
Huang X. The algorithm of exposure image fusion based on multiresolution analysis[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [2] 冯维, 刘红帝, 吴贵铭, 等. 基于颜色校正模型的梯度域自适应色调映射算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081007.
Feng W, Liu H D, Wu G M, et al. Gradient domain adaptive tone mapping algorithm based on color correction model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081007.
- [3] Pardo A, Sapiro G. Visualization of high dynamic range images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(6): 639-647.
- [4] 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.
- [5] Zhang W, Cham W K. Gradient-directed multiexposure composition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2318-2323.
- [6] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [7] Li S T, Kang X D. Fast multi-exposure image fusion with median filter and recursive filter[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(2): 626-632.
- [8] Li Z G, Zheng J H, Rahardja S. Detail-enhanced exposure fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11): 4672-4676.
- [9] Shen J B, Zhao Y, Yan S C, et al. Exposure fusion using boosting Laplacian pyramid[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(9): 1579-1590.
- [10] Ma K D, Li H, Yong H W, et al. Robust multi-exposure image fusion: a structural patch decomposition approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(5): 2519-2532.
- [11] Huang F, Zhou D M, Nie R C, et al. A color multi-exposure image fusion approach using structural patch decomposition[J]. IEEE Access, 2018, 6: 42877-42885.
- [12] Prabhakar K R, Srikanth V S, Babu R V. DeepFuse: a deep unsupervised approach for exposure fusion with extreme exposure image pairs[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4724-4732.

- [13] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [14] Sun J G, Han Q L, Kou L, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on Laplacian Pyramids[J]. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision*, 2018, 35(3): 480-490.
- [15] 杨艳春, 李娇, 王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述[J]. *计算机科学与探索*, 2018, 12(7): 1021-1035.
Yang Y C, Li J, Wang Y P. Review of image fusion quality evaluation methods[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2018, 12(7): 1021-1035.
- [16] Ma K D, Zeng K, Wang Z. Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3345-3356.
- [17] 王凤随, 刘正男, 付林军. 基于信息熵和梯度因子的改进 Criminisi 图像修复方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(22): 221006.
Wang F S, Liu Z N, Fu L J. An improved criminisi image inpainting method based on information entropy and gradient factor[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(22): 221006.
- [18] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [19] Xue W F, Zhang L, Mou X Q, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(2): 684-695.
- [20] Ding Y, Zhao Y, Zhao X Y. Image quality assessment based on multi-feature extraction and synthesis with support vector regression[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 54: 81-92.
- [21] 邵丹, 韩家伟. YUV 与 RGB 之间的转换[J]. *长春大学学报*, 2004, 14(4): 51-53.
Shao D, Han J W. Inter-transformation between YUV and RGB[J]. *Journal of Changchun University*, 2004, 14(4): 51-53.
- [22] 向方明, 朱遵义, 许敬, 等. YUV 到 RGB 颜色空间转换算法研究[J]. *现代电子技术*, 2012, 35(22): 65-68.
Xiang F M, Zhu Z Y, Xu J, et al. Research on algorithms of color space conversion from YUV to RGB [J]. *Modern Electronics Technique*, 2012, 35(22): 65-68.
- [23] Hayat N, Imran M. Ghost-free multi exposure image fusion technique using dense SIFT descriptor and guided filter[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 62: 295-308.
- [24] Lee S H, Park J S, Cho N I. A multi-exposure image fusion based on the adaptive weights reflecting the relative pixel intensity and global gradient[C]//2018 25th IEEE International Conference on Image Processing, October 7-10, 2018, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2018: 1737-1741.