

基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法

刘卫华, 马碧燕*

西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121

摘要 现有的多曝光融合方法一般只根据每幅图像自身的特征确定权重图,得到的融合图像存在部分信息缺失、细节不清晰等问题,尤其当图像中存在强光时,融合结果不理想。为了解决上述问题,提出了一种基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法。该方法首先确定反映图像每个像素的亮度在图像自身中重要性的局部亮度权重、反映图像每个像素的亮度在图像全序列重要性的全局亮度权重、反映图像每个像素的局部梯度在图像全序列重要性的梯度权重;然后根据权重得到融合图像。实验数据选用包含各种场景的多曝光图像序列,结果表明,所提方法的平均多曝光融合结构相似性(MEF-SSIM)达到了 0.980,平均信息熵达到了 7.652,平均运行时间只有 1.34 s。与传统方法和深度学习方法相比,所提方法得到的融合图像细节清晰、信息丰富、表现自然、更符合人眼的视觉效果,融合效果更优。

关键词 成像系统; 图像处理; 图像融合; 图像亮度特征; 图像梯度特征

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0811008

Multiexposure Image Fusion Method Based on Feature Weight of Image Sequence

Liu Weihua, Ma Biyan*

School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China

Abstract The existing multiexposure fusion methods generally only determine the weight image according to the characteristics of each image. The fusion image has some problems, such as partial information loss and unclear details, especially during strong light in the image, producing nonideal fusion result. To solve these problems, a multiexposure image fusion method based on the entire sequence of image feature weights is proposed. First, the method determines the local brightness weight reflecting the importance of the brightness of each pixel in the image itself, the global brightness weight reflecting the importance of the brightness of each pixel in the whole sequence of the image, and the gradient weight reflecting the importance of the local gradient of each pixel in the whole sequence of the image; then the fused image is obtained according to the weight. Multiexposure image sequences containing various scenes were selected as the experimental data. The results show that the average multiexposure fusion structure similarity (MEF-SSIM) of the proposed method reaches 0.980, the average information entropy reaches 7.652, while the average running time is only 1.34 s. Compared with traditional methods and deep learning methods, the fusion image obtained by the proposed method has clear details, rich information, natural performance, more similar to the visual effect of the human eye, the fusion effect is better.

Key words imaging systems; image processing; image fusion; image brightness feature; image gradient feature

收稿日期: 2021-07-29; 修回日期: 2021-08-28; 录用日期: 2021-09-10

基金项目: 陕西省教育厅一般专项科研计划(21JK0918)、2020年西安邮电大学研究生创新基金(CXJLY202018)

通信作者: *3066584024@qq.com

1 引言

自然界光照强度的动态范围非常宽广,夜晚可以低至 10^{-3} cd/m²,白天也能高达 10^6 cd/m²。人眼具有光照自适应的能力,能够感受到动态范围在 $1:10^4$ 的自然场景,而一般的数码相机能够捕获的动态范围只有 $0\sim 255$ ^[1]。普通的低动态范围(LDR)图像所包含的信息不能完全表现自然场景的高动态范围(HDR)图像,为了解决这个问题,研究人员已经提出了很多方法。传统的方法是应用展开算子(也称逆色调映射算子)扩展 LDR 图像的动态范围及内容,并根据相机响应函数(CRF)重构得到 HDR 图像,但实际应用中 CRF 的计算比较复杂且不容易获得^[2-3]。常用的方法是确定同一场景的不同曝光图像的权重图,然后通过加权融合技术得到 HDR 图像,但得到的 HDR 图像需要色调映射才能在普通的显示设备上显示^[4-6]。比较流行的方法是通过加权融合技术处理不同曝光的 LDR 图像,得到更高质量的 LDR 图像,所得 LDR 图像可以看作色调映射后的 HDR 图像,可以直接在普通的显示设备上显示,这种方法被称作多曝光融合(MEF)方法。

最近,深度学习方法被用来解决 HDR 图像的获取问题,目前主要有两种:1)通过直接学习 LDR 图像到 HDR 图像的变化,从而得到 HDR 图像^[7-8];2)利用深度学习网络实现多曝光融合,从而得到更高质量的图像^[9-12]。深度学习方法虽然能够直接学习 HDR 图像,但计算复杂、对设备的要求较高、稳定性差,在实际应用中大多采用 MEF 方法获得高质量的 HDR 图像。

MEF 方法有逐块法和逐像素法两种。逐块法将输入图像分为不同的块,根据每个块的特征计算图像的权重图谱^[13-15],然而得到的权重图谱存在块与块间的人工效应,需要通过一定的预处理或后处理来消除这些影响。逐像素法通过确定输入图像每个像素点的权重值得到权重图谱^[16-19],得到的权重图谱避免了图像分块融合时可能出现的鬼影现象。在逐像素法中,如何确定每个像素点权重值是关键,而现有的逐像素方法确定权重时只考虑输入图像本身的特征分布,没有考虑多曝光图像全序列的特征分布,得到的融合图像表现不自然。还有研究者提出了增强的多曝光融合方法,例如用于去除噪声的多曝光融合方法^[20-21]、细节增强的多曝光融合方法^[22]、色彩增强的多

曝光融合方法^[23],但这些方法增加了计算复杂度。

针对上述问题,本文考虑图像在自身及全序列中的亮度和梯度特征重要性分布,提出了一种基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法。所提方法首先确定多曝光图像的亮度分布权重、曝光分布权重和局部梯度权重,其中亮度分布权重反映多曝光图像的像素强度在自身及全序列中的分布,曝光分布权重反映多曝光图像中具有较好曝光强度像素的全序列分布,局部梯度权重反映像素的局部梯度在图像全序列中的重要性分布;然后将 3 个权重归一化相结合得到最终权重;最后根据权重对多曝光图进行多尺度加权融合得到融合图像。实验结果表明,所提方法计算简单,得到的融合图像颜色鲜艳、信息量丰富、细节清晰、表现更自然。

2 基本原理

所提多曝光图像融合方法的流程如图 1 所示。一组多曝光图像序列中每幅图像都存在一些曝光较好的像素,如中间曝光图像中大部分像素曝光较好,欠曝光图像中的亮区域曝光较好,过曝光图像中的暗区域曝光较好,这些像素称为“良好曝光”像素。Mertens 等^[16]认为曝光不足或曝光过度的像素强度接近 0 或 1,“良好曝光”的像素强度接近 0.5,并以像素强度接近 0.5 作为标准,提出了“良好曝光”权重。

$$w_n(x, y) = \exp \left\{ - \frac{[I_n(x, y) - 0.5]^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad (1)$$

式中: $I_n(x, y)$ 是第 n 幅曝光图像 (x, y) 点处的像素强度;标准差 σ 取 0.2。该权重可以保持“良好曝光”像素的强度,给强度接近 0.5 的像素大的权重,给强度远离 0.5 的亮或暗区域像素小的权重,但有时过曝光图像中较暗的区域或欠曝光图像的较亮区域(像素强度远离 0.5)也可能很重要。

Lee 等^[18]对(1)式的“良好曝光”权重进行改进,提出了基于像素强度的权重。该权重首先计算每幅图像的平均亮度 m_n ,然后根据像素强度 $I_n(x, y)$ 接近 $1 - m_n$ 的程度确定每个像素的权重。

$$w_{1,n} = \exp \left\{ - \frac{[I_n(x, y) - (1 - m_n)]^2}{2\sigma_n^2} \right\}, \quad (2)$$

$$\sigma_n = \begin{cases} 2\alpha(m_{n+1} - m_n) & , n = 1 \\ \alpha(m_{n+1} - m_{n-1}) & , 1 < n < N, \\ 2\alpha(m_{n+1} - m_n) & , n = N \end{cases}, \quad (3)$$

式中: m_n 是第 n 幅曝光图像的平均亮度; $\alpha = 0.75$; N

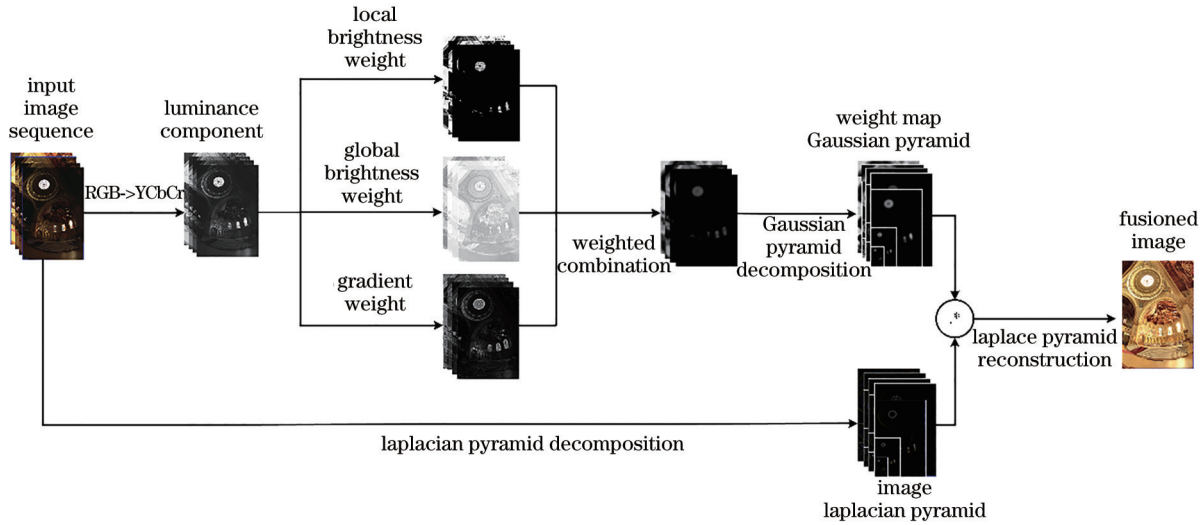


图 1 基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法流程图

Fig. 1 Flow chart of multiexposure fusion method based on full sequence feature weight of image

是这一组多曝光图像的图像数量。该权重能够赋予过曝光图像中较暗的区域或欠曝光图像中较亮区域更大的权重,例如,当图像为过曝光图像时(m_n 较大, $1 - m_n$ 较小),根据(2)式赋予暗区域($1 - m_n$ 较小)较大的权重;反之,当图像的整体亮度较暗时,赋予亮区域较大的权重。该权重还考虑到相邻曝光图像间的亮度关系,当输入图像和相邻曝光图像有较大差异时,给予较大的权重,用形状参数 σ_n 控制。但是,(3)式的形状参数 σ_n 只考虑了第 n 幅图像与相邻曝光图像间的亮度关系,没有考虑第 n 幅图像在整个图像序列(即场景)中的亮度分布,导致第 n 幅图像中像素强度相同权重也相同。实际上,具有相同像素强度的像素在整个图像序列中的重要性并不相同,只有在整个图像序列中像素强度占比大的重要性强,赋予的权重也较大。

受 Mertens 等^[16]和 Lee 等^[18]所提权重的启发,本实验组基于图像序列亮度特征的重要性分布,提出了一种局部亮度权重和全局亮度权重。该权重不仅能够反映图像每个像素的亮度特征在图像自身的重要性,还能够反映图像每个像素的亮度在所有图像序列中的重要性,其中局部亮度权重主要着重于计算输入图像的每个像素在输入图像自身的亮度权重,全局亮度权重主要着重于计算输入图像的每个像素在整个图像序列中的亮度权重。

2.1 局部亮度权重

Lee 等^[18]所提基于像素强度的权重只考虑了图像每个像素的亮度在图像自身的重要性,本实验组在不影响该亮度重要性分布的基础上,改进了其中

的参数 σ_n ,使其能够在一定程度上反映像素亮度在图像序列中的重要性,更符合场景的亮度分布。改进后的权重函数的表达式为

$$W_{1,n}(x,y) = \exp \left\{ - \frac{[I_n(x,y) - (1 - m_n)]^2}{2\sigma_n^2(x,y)} \right\}, \quad (4)$$

$$\sigma_n(x,y) = \frac{I_n(x,y)}{\sum_{i=1}^N I_i(x,y)}, \quad (5)$$

式中: $W_{1,n}$ 是第 n 幅图像的局部亮度权重。分子 $[I_n(x,y) - (1 - m_n)]^2$ 突出了过曝光图像中较暗区域或欠曝光图像中较亮区域的重要性,分母 $\sigma_n(x,y)$ 反映像素亮度在多曝光图像全序列亮度的占比, $I_n(x,y)$ 占比越大,则 $\sigma_n(x,y)$ 越大, $W_{1,n}(x,y)$ 也就越大;反之, $W_{1,n}(x,y)$ 越小。

接下来从理论上证明权重 $W_{1,n}(x,y)$ 随像素亮度 $I_n(x,y)$ 的变化规律。令 $h = [I_n(x,y) - (1 - m_n)]^2 / 2\sigma_n^2(x,y)$,当 (x,y) 固定(即对于同一像素)时,函数 h 的变化趋势与函数 $f(I) = (I - a)^2 / I^2$ 的变化趋势相同,其中 a 为常数。令其导数 $f' = 2aI^{-3}(I - a) = 0$,得到函数 $f(I)$ 在 $I = a$ 处取极小值,所以当 $I_n(x,y) = (1 - m_n)$ 时, h 取极小值,则 $W_{1,n}(x,y)$ 取极大值。

为了考查图像序列中只有良好曝光和过曝光图像时的局部亮度权重,本实验组比较了该情况下的局部亮度权重,结果如图2所示,其中[图2(a)]为输入图像,从上到下曝光程度依次增加,从图中可以看到,第(1)幅图像曝光最好,其他图像均过曝

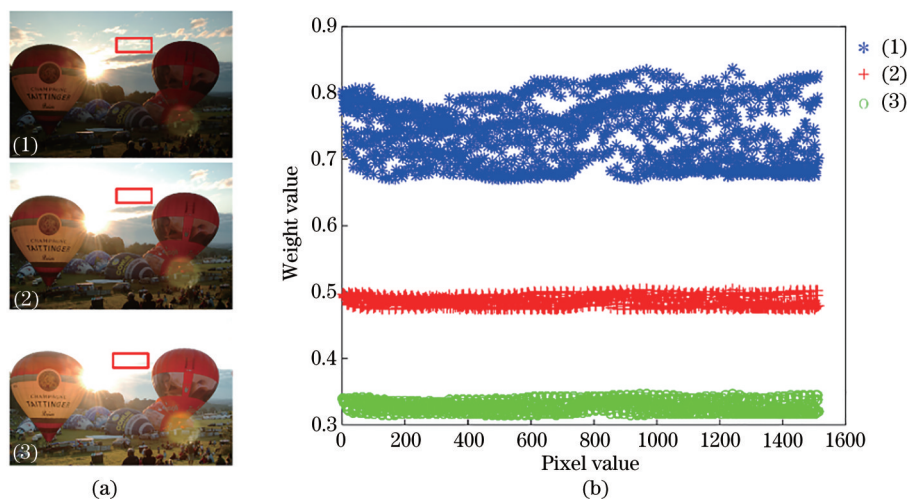


图 2 良好曝光图像与过曝光图像局部亮度权重比较。(a)输入图像;(b)矩形框区域的局部亮度权重

Fig. 2 Comparison of local brightness weight between well exposed image and overexposed image. (a) Input images; (b) local brightness weight of rectangular box area

光;[图 2(b)]为输入图像部分区域(矩形框区域)的局部亮度权重,横坐标表示该区域中的像素值,纵坐标为对应该像素的权重,从图中可以看到,良好曝光图像的局部亮度权重最大,且随着曝光程度的增加,局部亮度权重减小。所提方法能够给质量较好的像素点较大的权重。

对于一幅图像, Lee 等所提基于像素强度的权重只要分子相同其权重值一定相同,而本实验组设计的局部亮度权重分子相同时权重值不一定相同,根据像素亮度在图像序列中的重要性不同有所差异。例如,输入一幅欠曝光图像时,其均值 $m = 0.2$, 则 $1 - m = 0.8$, 某个像素点处像素强度 $I = 0.7$ 时和 $I = 0.9$ 时, 权重函数的分子 $[I - (1 - m)]^2$ 都为 0.01, 由(2)式得到的权重完全相同, 而由(4)式得到的在 $I = 0.9$ 时的权重大于在 $I = 0.7$ 时的权重。图 3 给出了一些数据的比较。

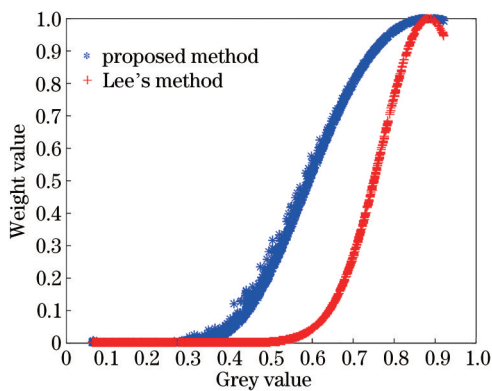


图 3 权重的比较

Fig. 3 Weight comparison

2.2 全局亮度权重

Mertens 等提出的“良好曝光”权重只能反映图像自身的较好曝光像素的分布。本实验组考虑图像序列中较好曝光像素的分布设计权重时,发现:当图像某个像素的亮度接近这一组多曝光图像在该点的亮度平均值时,其曝光较好;当图像某个像素的像素强度与这一组多曝光图像在该点的像素强度平均值相差较大时,其曝光较差。因此,根据这一特性设计权重,假设图像序列所有图像的像素强度平均值为该组图像的“良好曝光”像素强度,图像的像素强度与该平均值的距离越小时权重越大,与该平均值的距离越大时权重越小。权重函数的表达式为

$$W_{2,n}(x, y) = 1 - d_n(x, y), \quad (6)$$

$$d_n(x, y) = |I_n(x, y) - \bar{m}(x, y)|, \quad (7)$$

$$\bar{m}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i(x, y), \quad (8)$$

式中: $W_{2,n}$ 为第 n 幅图像的全局亮度权重; $\bar{m}(x, y)$ 表示 (x, y) 点处所有多曝光图像的亮度均值; $d_n(x, y)$ 表示曝光图像的像素强度与较好曝光像素强度间的距离。 $d_n(x, y)$ 越小, 像素强度越接近较好曝光, 则 $W_{2,n}(x, y)$ 越大; 反之, $W_{2,n}(x, y)$ 越小。

图 4 展示了获取图像全局亮度权重时的中间过程图, 其中[图 4(a)]为输入亮度图, 曝光程度从上到下依次增加, [图 4(b)]为图像序列平均亮度图, [图 4(c)]为[图 4(a)]与[图 4(b)]的距离图, [图 4(d)]为对应全局亮度权重图。从图中可以看出: [图 4(a)]的第 2 幅图曝光程度最好, 与[图 4(b)]整

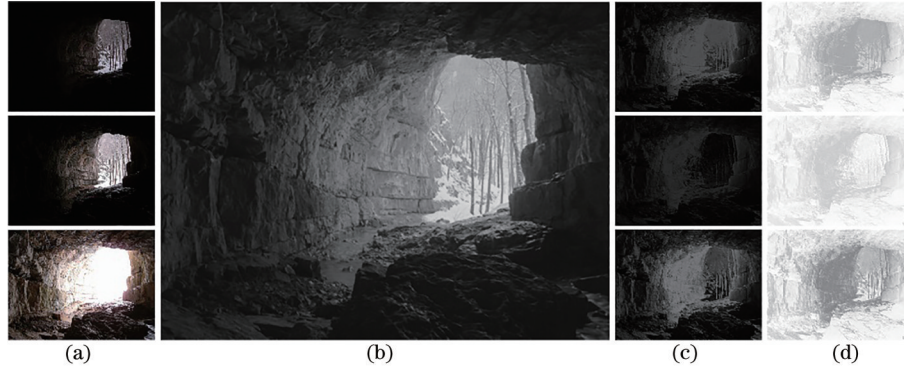


图4 获取全局亮度权重的过程。(a)亮度图;(b)图像序列平均亮度图;(c)距离图;(d)全局亮度权重

Fig. 4 Process of obtaining global brightness weight. (a) Luminance maps; (b) average brightness maps of image sequence; (c) distance maps; (d) global brightness weights

体距离最小,对应的[图4(d)]中第2幅图最亮,权重最大;对于欠曝光与过曝光图像,[图4(a)]的第1幅图比[图4(a)]第3幅图的洞口区域曝光相对较好,[图4(d)]的第1幅图比[图4(d)]的第2幅图洞口区域的全局亮度权重更大。

2.3 梯度权重

除了考虑图像的亮度特征,本实验组还考虑了图像中像素强度变化剧烈区域(细节、纹理等区域)的重要性。因为Canny算子是一种最优边缘检测算子,具有较好的边缘定位能力和抗噪性能,但使用Canny算子进行滤波时,在保持去噪能力的同时会抑制图像的一些细节信息^[24]。因此,本实验组基于Canny边缘检测中的局部梯度计算方法设计梯度权重。首先计算图像的Canny局部梯度,然后计算每个像素的局部梯度在所有图像序列中的占比确定梯度权重,第 n 幅图像某个像素的局部梯度在图像全序列中的占比越大,赋予的权重越大,占比越小赋予的权重越小。梯度权重的表达式为

$$W_{3,n}(x,y) = \frac{g_n(x,y)}{\sum_{i=1}^N g_i(x,y) + \epsilon}, \quad (9)$$

式中: $W_{3,n}$ 是第 n 幅图像的梯度权重; ϵ 是一个非常小的正值,目的是防止分母为零; $g_n(x,y)$ 表示第 n 幅曝光图像在像素 (x,y) 处的局部梯度。该权重不光考虑输入图像的梯度分布,还考虑其在多曝光图

像全序列中梯度重要性,在去除噪声的同时保持了图像的细节信息。

图5分别展示了Cave图像的Canny局部梯度图与所提梯度权重图,其中[图5(a)]为Canny局部梯度图,[图5(b)]为所提梯度权重图。从图5可以看出,所提梯度权重在提取图像Canny局部梯度的同时,还保留图像的其他细节信息,梯度信息更丰富。

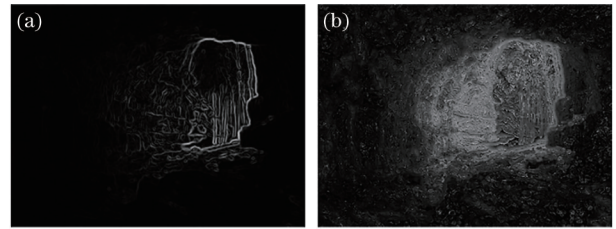


图5 Canny局部梯度与所提梯度权重比较。(a)Canny局部梯度;(b)所提梯度权重

Fig. 5 Comparison between Canny local gradient and proposed gradient weight. (a) Canny local gradient; (b) proposed gradient weight

2.4 权重结合及图像多尺度分解融合

将得到的3个权重局部亮度权重、全局亮度权重和梯度权重对应相乘,并在所有图像序列上归一化处理,每幅图像的最终权重通过3个权重对应相乘并归一化进行计算,表达式为

$$W_n(x,y) = \frac{W_{1,n}(x,y)^{p_1} \times W_{2,n}(x,y)^{p_2} \times W_{3,n}(x,y)^{p_3}}{\sum_{i=1}^N W_{1,i}(x,y)^{p_1} \times W_{2,i}(x,y)^{p_2} \times W_{3,i}(x,y)^{p_3} + \epsilon}, \quad (10)$$

式中: W_n 是第 n 幅图像的最终权重; p_1 、 p_2 、 p_3 是权重参数,取 $p_1=p_2=p_3=1$ 。

为了适应更多场景的多曝光图像融合,考虑到在计算权重时可能引入的噪声,本实验组在得到总

权重后进行高斯滤波平滑处理,去除噪声的影响。为了实现更好的融合效果,采用拉普拉斯金字塔融合方法对图像序列和权重进行多尺度分解融合。首先对最终权重进行高斯金字塔分解、多曝光图像进行拉普拉斯金字塔分解,然后将每层金字塔融合,最后进行拉普拉斯金字塔重构得到最终的融合图像^[16]。

$$L\{F_{\text{fused}}\}_{x,y}^l = \sum_{n=1}^N G\{W_n\}_{x,y}^l \times L\{F_n\}_{x,y}^l, \quad (11)$$

式中: l 为金字塔分解的层数,实验中设为7层; $L\{F_{\text{fused}}\}^l$ 表示融合图像的第 l 层拉普拉斯金字塔; $L\{F_n\}^l$ 表示第 n 幅曝光图像的第 l 层高斯金字塔; $G\{W_n\}^l$ 表示第 n 幅曝光图像的归一化权重图的第 l 层高斯金字塔。

3 实验结果与分析

为了评价所提方法的性能,在Ma等^[25]给出的包含多种场景(如室内、室外、风景、建筑等)的多曝光图像序列上进行了相关实验,与其他方法进行了比较,并从主观和客观上评价分析了实验结果。

3.1 融合结果展示

图6为使用所提方法处理 Tower 多曝光图像序列得到的权重图和融合结果,其中[图6(a)]为输入

的多曝光图像序列,图像从上至下的曝光程度依次为欠曝光、中等曝光和过曝光,[图6(b)]为反映输入图像中每个像素在该幅图像中亮度重要性分布的局部亮度权重,[图6(c)]为反映输入图像的每个像素在图像序列中亮度重要性分布的全局亮度权重,[图6(d)]为反映输入图像每个像素的局部梯度在图像序列中重要性的梯度权重,[图6(e)]为最终权重,[图6(f)]为融合图像,在[图6(b)、(c)、(d)、(e)]中,图像颜色越接近白色,表示其权重越大,在多曝光融合时更重要。

[图6(a)]中欠曝光图像的亮区域(天空区域)、中等曝光图像的亮区域(天空和花朵区域)、过曝光图像的暗区域(中塔、草地和花丛区域),在[图6(b)]中对应区域的权重较大。整个图像序列中,中等曝光图像整体曝光较好,欠曝光图像天空区域和过曝光图像塔、草丛、花丛区域曝光较好,[图6(c)]中对应区域具有较大权重。Tower 图像场景的天空、塔和花朵区域的梯度变化明显,[图6(d)]中对应区域的权重较大且变化明显。[图6(e)]中欠曝光图像天空云彩、中等曝光图像天空、过曝光图像塔、草地和花丛的权重较大,边缘细节处权重较大且变化明显,符合预期的权重分布。[图6(f)]的融合图像细节清晰、颜色鲜艳,融合效果好。

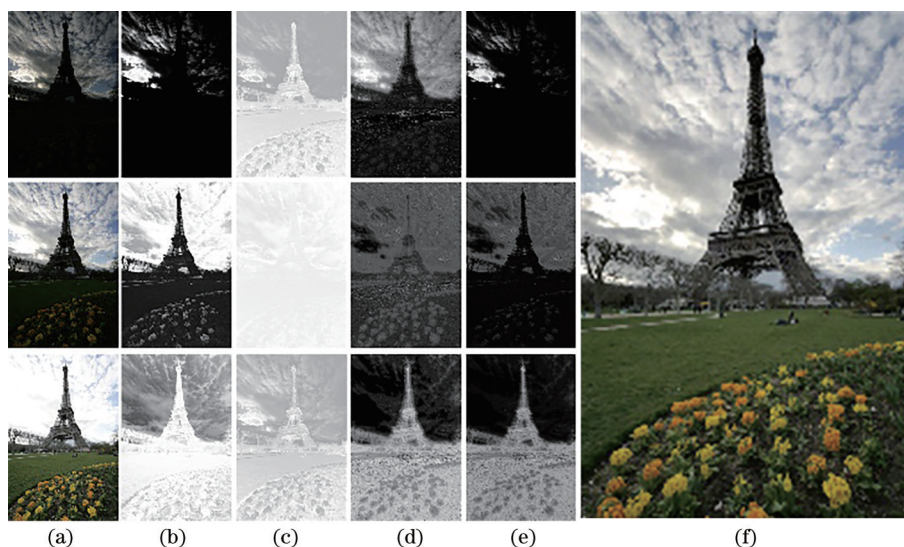


图6 Tower多曝光图像序列结果。(a)输入图像序列;(b)局部亮度权重;(c)全局亮度权重;(d)梯度权重;(e)最终权重;(f)融合图像

Fig. 6 Results of Tower multiexposure image sequence. (a) Input image sequence; (b) local brightness weight; (c) global brightness weight; (d) gradient weight; (e) final weight; (f) fusion image

图7为使用所提方法处理 Venice 多曝光图像序列得到的权重图和融合结果。[图7(a)]中欠曝光图像的亮区域(天空区域)、中等曝光图像的较亮

区域(天空和水面区域)、过曝光图像的暗区域(房子和船区域),在[图7(b)]中具有较大的权重。[图7(a)]的中间曝光图像中包含的较好曝光强度

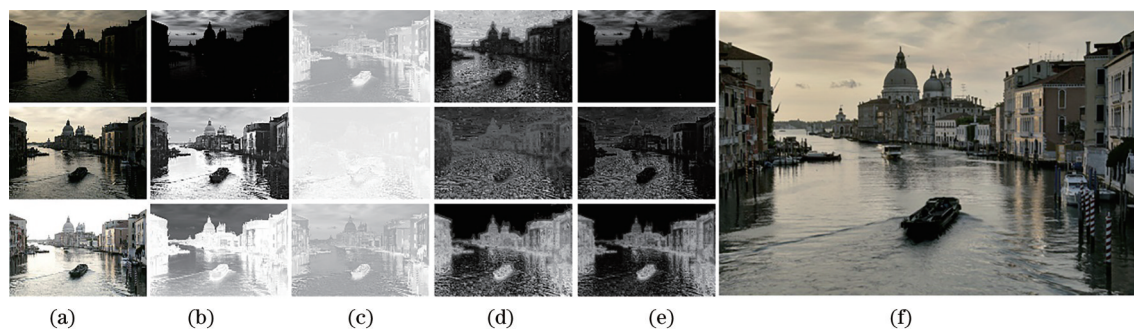


图7 Venice多曝光图像序列结果。(a)输入图像序列;(b)局部亮度权重;(c)全局亮度权重;(d)梯度权重;(e)最终权重;(f)融合图像

Fig. 7 Results of Venice multiexposure image sequence. (a) Input image sequence; (b) local brightness weight; (c) global brightness weight; (d) gradient weight; (e) final weight; (f) fusion image

的像素更多,在[图7(c)]中的权重较欠曝光和过曝光图像更大。输入图像每个像素的局部梯度在多曝光图像全序列中的比重越大,其权重也越大,从[图7(d)]中可以看到,Venice图像的房子、水面及船区域的权重较大且变化明显。[图7(e)]中欠曝光图像的天空区域、中的过曝光的天空和水面区域、过曝光图像的船和房子区域权重较大,边缘细节处权重较大变化明显,权重分布符合预期。[图7(f)]的融合图像细节清晰、信息丰富,融合效果较好。

3.2 对比实验

采用Ma等^[25]所提的用于评估多曝光融合算法

质量的多曝光融合结构相似性(MEF-SSIM)评价指标来评估所提算法性能,MEF-SSIM得分越高,说明融合后的图像质量越高。表1分别给出了文献[26]、文献[27]、文献[20]、文献[21]、文献[16]、文献[14]、文献[18]、文献[12]、文献[11]中的算法及所提算法在10个多曝光图像序列上的MEF-SSIM得分,其中粗体表示在某一序列中表现最好的结果,文献序号下面的数字为该算法提出年份。从表1可以看出,所提算法在7个图像序列上的MEF-SSIM得分最高,且在10个图像序列上MEF-SSIM得分的平均值最高,为0.980,比对比算法中的最高得分0.978高0.002。

表1 不同算法的MEF-SSIM得分

Table 1 MEF-SSIM scores of different algorithms

Image sequence	[26] 2012	[27] 2011	[20] 2012	[21] 2013	[16] 2009	[14] 2015	[18] 2018	[12] 2020	[11] 2020	Proposed algorithm
Balloons	0.913	0.918	0.941	0.948	0.963	0.969	0.971	0.912	0.899	0.972
Cave	0.934	0.918	0.923	0.978	0.980	0.975	0.977	0.946	0.932	0.982
Chinese garden	0.927	0.967	0.951	0.984	0.988	0.989	0.990	0.990	0.861	0.99
Farmhouse	0.932	0.947	0.959	0.985	0.983	0.981	0.978	0.983	0.93	0.983
Lamp	0.871	0.829	0.933	0.934	0.945	0.94	0.954	0.824	0.886	0.955
Landscape	0.941	0.944	0.948	0.942	0.991	0.976	0.981	0.991	0.835	0.984
Madison	0.864	0.945	0.949	0.968	0.974	0.977	0.978	0.949	0.929	0.982
Office	0.900	0.961	0.954	0.967	0.986	0.985	0.989	0.982	0.886	0.991
Tower	0.932	0.939	0.950	0.986	0.981	0.986	0.987	0.988	0.900	0.985
Venice	0.889	0.942	0.937	0.954	0.978	0.966	0.973	0.864	0.767	0.976
Average	0.91	0.931	0.945	0.965	0.977	0.974	0.978	0.943	0.882	0.980

图8展示了不同多曝光融合算法对不同图像序列的融合结果,[图8(a)、(b)、(c)、(d)、(e)、(f)]分别为文献[16]、[14]、[18]、[12]、[11]中的算法及所提算法的融合结果。从第1行Chinese garden多

曝光图像序列的融合结果可以看出,[图8(a)、(b)]建筑区域太暗,信息不清晰,[图8(d)、(e)]色彩不鲜艳(如灯笼颜色),[图8(c)、(f)]建筑区域细节清晰,且颜色鲜艳,视觉表现更好。从第2行包含细节

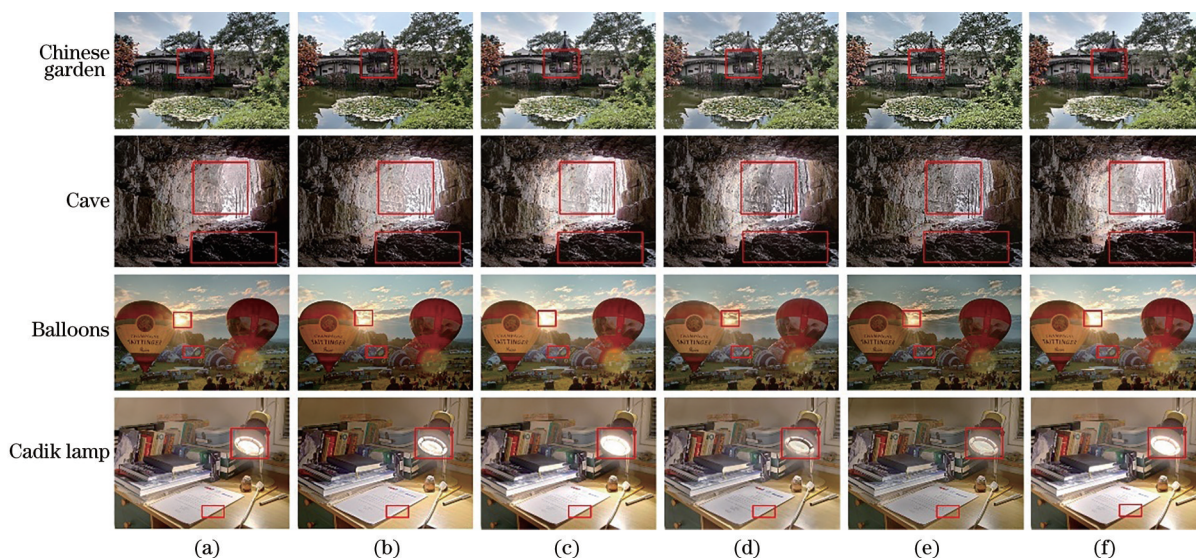


图 8 不同算法的融合结果。(a)~(e)文献[16]、[14]、[18]、[12]、[11]中的算法；(f)所提算法

Fig. 8 Fusion results of different algorithms. (a)~(e) Algorithms in references [16], [14], [18], [12], [11]; (f) proposed algorithm

信息较多的 Cave 图像序列可以看出,[图 8(a)]洞外较亮区域清晰,但洞内较暗区域不清晰,[图 8(b)、(c)]与[图 8(a)]正好相反,洞内清晰但洞外比较模糊,[图 8(d)、(e)]的图像洞口区域严重失真,[图 8(f)]洞外和洞内细节都清晰,视觉效果更好。从第 3 行包含自然光源(太阳)的 Balloons 图像序列的融合结果可以看出,[图 8(a)、(b)]虽然天空区域清晰,但整体偏暗,[图 8(c)]太阳附近的云彩不清晰,[图 8(d)、(e)]虽然太阳区域细节清晰,但其他区域整体偏暗,细节不清晰,[图 8(f)]在光源附近有更多的细节信息,且整体较亮,效果更好。在第 4 行包含人工光源(台灯)的 Cadik lamp 图像序列的融合结果中,该场景灯在桌子的右边,桌子右边应比左边更亮,[图 8(a)]桌子左边比右边更亮,表现不自然,[图 8(b)、(d)、(e)]存在光晕伪影,表现不自然,[图 8(c)、(f)]桌子右边比桌子其他区域更亮,并且不存在光晕伪影,这与我们的视觉相吻合,表现自然,但在光源区域,图 8(f)比图 8(c)的图像细节更丰富,表现更好。

图 9 为图 8 中矩形框区域的放大图,通过图 8 和图 9 可以看出,所提算法的融合图像色彩鲜艳、细节清晰、信息丰富,更符合人眼的视觉效果,融合结果优于其他算法。

表 2 分别给出了文献[16]、文献[14]、文献[18]、文献[12]、文献[11]中的算法及所提算法的在 10 个多曝光图像序列上的平均信息熵,信息熵越大说明图像中的信息越丰富。从表 2 可以看出,所

提算法的融合结果在 10 个图像序列上的平均信息熵的平均值最大,为 7.652,对比算法中的最大值 7.649 高 0.003,这表明所提算法的融合结果信息更丰富,融合结果优于其他算法。

3.3 验证实验

为了验证所提权重有效性,分别基于不同的权重进行多曝光图像融合测试,表 3 给出了不同的权重组合在 10 个图像序列上的 MEF-SSIM 得分,其中 W_1 表示局部亮度权重, W_2 表示全局亮度权重, W_3 表示梯度权重。从表中可以看出,基于 W_1 的 MEF-SSIM 得分从 0.951 到 0.989 不等,平均值为 0.973; 基于 W_2 的 MEF-SSIM 得分从 0.674 到 0.956 不等,平均值为 0.874; 基于 W_3 的 MEF-SSIM 得分从 0.931 到 0.969 不等,平均值为 0.953; 基于 W_1W_2 的 MEF-SSIM 得分从 0.951 到 0.990 不等,平均值为 0.975,比只基于 W_1 的增加了 0.002,比只基于 W_2 的增加了 0.101; 基于 $W_1W_2W_3$ 的 MEF-SSIM 得分从 0.955 到 0.991 不等,平均值为 0.980,比基于 W_1W_2 的增加了 0.003,表明所提的每个权重都对融合结果有着至关重要的影响。

图 10 分别展示了基于不同权重处理 Cave 多曝光图像序列得到的融合图像,其中[图 10(a)]为基于 W_1 的融合图像,[图 10(b)]为基于 W_1W_2 的融合图像,[图 10(c)]为基于 $W_1W_2W_3$ 的融合图像。从图中可以看出,[图 10(a)]洞穴内较暗区域清晰,但洞穴外的较亮区域模糊,[图 10(b)]相较于[图 10(a)]更清晰,[图 10(c)]相较于[图 10(b)]更清晰,表明每个

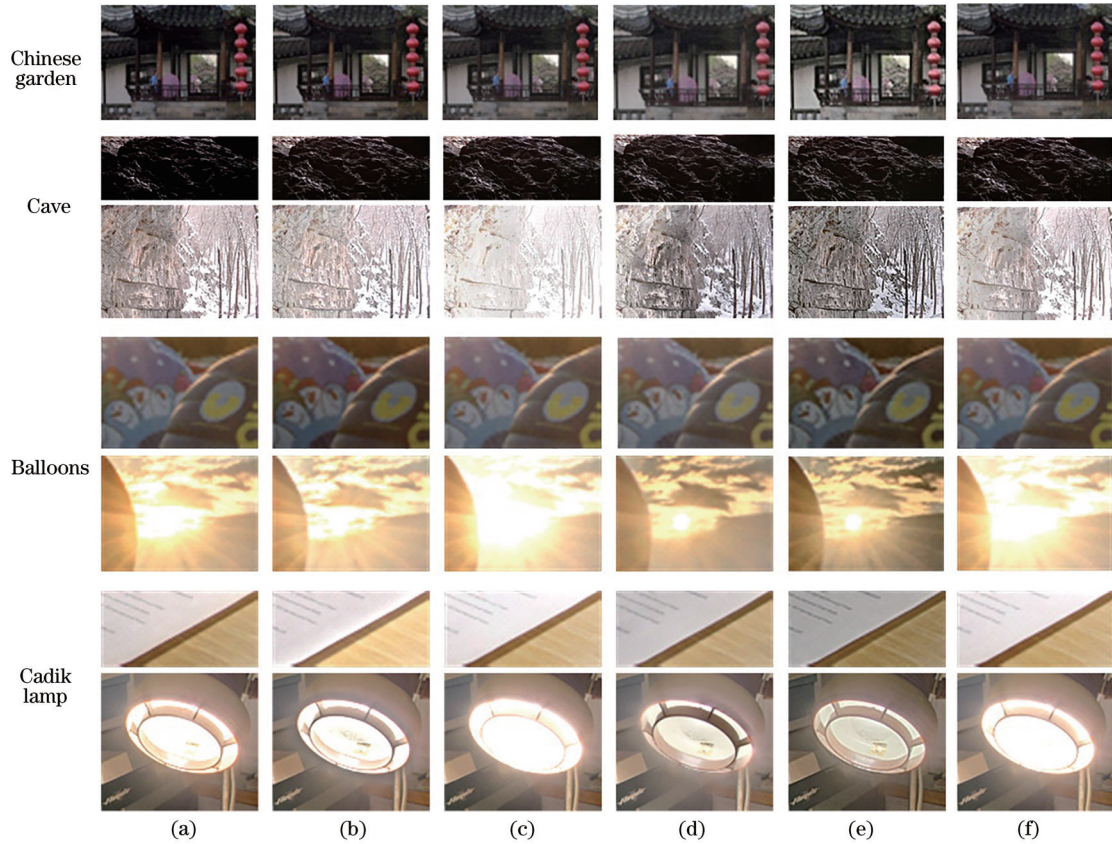


图9 融合结果局部放大图。(a)~(e)文献[16]、[14]、[18]、[12]、[11]中的算法;(f)所提算法

Fig. 9 Local enlarged images of fusion result. (a)~(e) Algorithms in references [16], [14], [18], [12], [11]; (f) proposed algorithm

表2 不同算法融合结果的平均信息熵

Table 2 Average information entropy of fusion results of different algorithms

Image sequence	[16] 2009	[14] 2015	[18] 2018	[12] 2020	[11] 2020	Proposed algorithm
Balloons	7.596	7.517	7.840	7.635	7.388	7.838
Cave	7.101	7.580	7.579	7.664	7.377	7.599
Chinese garden	7.825	7.777	7.751	7.745	7.855	7.776
Farmhouse	7.317	7.240	7.397	7.451	7.535	7.358
Lamp	7.372	7.345	7.724	7.787	7.728	7.758
Landscape	7.395	7.634	7.442	7.341	7.489	7.426
Madison	7.782	7.750	7.793	7.838	7.730	7.779
Office	7.320	7.546	7.526	7.463	7.677	7.525
Tower	7.582	7.573	7.634	7.644	7.783	7.686
Venice	7.531	7.916	7.805	7.650	7.775	7.776
Average	7.482	7.588	7.649	7.622	7.634	7.652

权重都对融合图像的质量起着至关重要的作用。

表4分别给出了所提方法在数量不等的10个多曝光图像序列上的执行时间。从表4可以看出,所提方法的执行时间最少为0.62 s(3幅图像),最多为5.57 s(30幅图像),平均每幅图像用时0.2 s,在

表3 不同权重组合的MEF-SSIM得分

Table 3 MEF-SSIM scores with different weight combinations

Image sequence	W_1	W_2	W_3	W_1W_2	$W_1W_2W_3$
Balloons	0.970	0.964	0.935	0.971	0.972
Cave	0.951	0.674	0.952	0.962	0.982
Chinese garden	0.988	0.915	0.965	0.987	0.990
Farmhouse	0.980	0.877	0.969	0.981	0.983
Lamp	0.951	0.866	0.931	0.951	0.955
Landscape	0.983	0.956	0.961	0.983	0.984
Madison	0.981	0.776	0.943	0.982	0.982
Office	0.989	0.917	0.947	0.990	0.991
Tower	0.968	0.894	0.973	0.971	0.985
Venice	0.970	0.900	0.951	0.971	0.976
Average	0.973	0.874	0.953	0.975	0.980

10个图像序列上的平均执行时间为1.34 s,运行速度较快,没有增加过高的计算负担。

从主观和客观评价结果可以看出,所提方法计算简单、计算速度快、执行时间短,融合后的图像细节清晰、信息丰富、颜色鲜艳、表现自然,具有更高

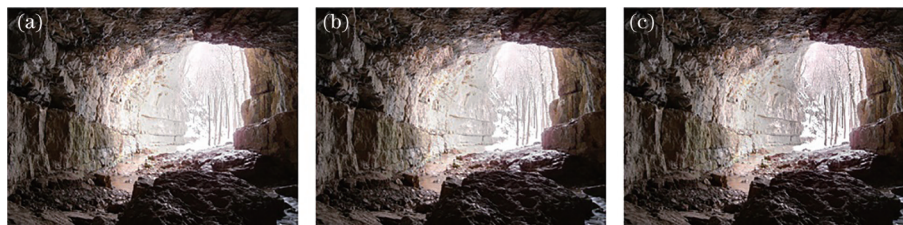


图 10 权重对洞穴图像质量影响。(a)基于 W_1 的融合图像;(b)基于 W_1W_2 的融合图像;(c)基于 $W_1W_2W_3$ 的融合图像

Fig. 10 Influence of weight on cave image quality. (a) Fusion image based on W_1 ; (b) fusion image based on W_1W_2 ;

(c) fusion image based on $W_1W_2W_3$

表 4 所提方法的执行时间

Table 4 Execution time of proposed method unit: s

Image sequence (N)	Time
Balloons (9)	1.45
Cave (4)	0.82
Chinese garden (3)	0.69
Farmhouse (3)	0.67
Lamp (6)	1.01
Landscape (3)	0.62
Madison (30)	5.57
Office (6)	1.04
Tower (3)	0.85
Venice (3)	0.65
Average	1.34

的 MEF-SSIM 得分和平均信息熵,融合结果优于其他算法。

4 结 论

多曝光融合方法是一种方便实用的 HDR 图像重建方法,通过确定每幅图像的权重图,与图像加权融合可以得到与 HDR 图像内容接近的 LDR 图像。考虑到多曝光图像特征的全序列重要性分布,提出了一种基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法。该方法的权重由局部亮度权重、全局亮度权重和梯度权重组成,局部亮度权重能够反映多曝光图像的亮度特征在输入图像自身中的重要性分布,全局亮度权重能够反映多曝光图像的亮度特征在图像全序列中的重要性分布,梯度权重能够反映像素的局部梯度在图像全序列中的重要性分布,3个权重对应相乘后归一化得到总的权重。根据该权重可以确定多曝光图像的权重图,对权重图和多曝光图像分别进行高斯金字塔分解和拉普拉斯金字塔分解,获得权重图与多曝光图像的多尺度分解结果,之后将权重图与图像的分解结果对应相乘得到融合金字塔,应用拉普拉斯金字塔重构得到高质量的融合图

像。在多种场景的多曝光图像序列上进行了实验,结果表明,所提方法得到的融合图像获得了更高的 MEF-SSIM 得分,且具有更大的平均信息熵,融合图像的细节清晰、颜色鲜艳、信息量丰富、表现自然更加符合人眼的视觉效果,融合结果优于其他算法。所提方法的输入是多曝光图像序列,实际应用中更多时候处理的是单幅图像,接下来将改进所提方法,实现从单幅图像获取 HDR 图像。

参 考 文 献

- [1] Banterle F, Artusi A, DeBattista K, et al. Advanced high dynamic range imaging: theory and practice[M]. New York: CRC Press, 2011.
 - [2] Banterle F, Ledda P, DeBattista K, et al. Inverse tone mapping[C]//Proceedings of the 4th international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and Southeast Asia-GRAPHITE '06, November 29-December 2, 2006, Kuala Lumpur, Malaysia. New York: ACM Press, 2006: 349-356.
 - [3] Masia B, Agustin S, Fleming R W, et al. Evaluation of reverse tone mapping through varying exposure conditions[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 1-8.
 - [4] Debevec P E, Malik J. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs[C]//Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques-SIGGRAPH '97, August 3-8, 1997, Los Angeles, CA, USA. New York: ACM Press, 1997: 369-378.
 - [5] 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.
- 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.

- [6] Pang Z B, Lu B B, Gu Y N, et al. Crossing decomposition based tone mapping algorithm for high dynamic range image[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410020.
庞泽邦, 芦碧波, 谷亚楠, 等. 基于交叉分解的高动态范围图像色调映射算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1410020.
- [7] Lee S, An G H, Kang S J. Deep chain HDRI: reconstructing a high dynamic range image from a single low dynamic range image[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 49913-49924.
- [8] Kinoshita Y, Kiya H. iTM-Net: deep inverse tone mapping using novel loss function considering tone mapping operator[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 73555-73563.
- [9] Prabhakar K R, Srikar 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 (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4724-4732.
- [10] Li H, Zhang L. Multi-exposure fusion with CNN features[C]//2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 7-10, 2018, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2018: 1723-1727.
- [11] Zhang Y, Liu Y, Sun P, et al. IFCNN: a general image fusion framework based on convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2020, 54: 99-118.
- [12] Ma K D, Duanmu Z F, Zhu H W, et al. Deep guided learning for fast multi-exposure image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 2808-2819.
- [13] Goshtasby A A. Fusion of multi-exposure images[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(6): 611-618.
- [14] Ma K D, Wang Z. Multi-exposure image fusion: a patch-wise approach[C]//2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 27-30, 2015, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2015: 1717-1721.
- [15] Ma X Y, Fan F Q, Lu T R, et al. Multi-exposure image fusion de-ghosting algorithm based on image block decomposition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 0910001.
马夏一, 范方晴, 卢陶然, 等. 基于图像块分解的多曝光图像融合去鬼影算法[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 0910001.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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 (ICIP), October 7-10, 2018, Athens, Greece. New York: IEEE Press, 2018: 1737-1741.
- [19] Asadi A, Ezoji M. Multi-exposure image fusion via a pyramidal integration of the phase congruency of input images with the intensity-based maps[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(13): 3127-3133.
- [20] 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.
- [21] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [22] Wang Q T, Chen W H, Wu X M, et al. Detail-enhanced multi-scale exposure fusion in YUV color space[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(8): 2418-2429.
- [23] Qu Z, Huang X, Liu L. An improved algorithm of multi-exposure image fusion by detail enhancement [J]. *Multimedia Systems*, 2021, 27(1): 33-44.
- [24] Zeng J X, Zhou L L, Fu X. Complex image line feature extraction based on improved Beamlet transform and the Canny operator[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(7): 775-782.
曾接贤, 周沥沥, 符祥. 改进的 Beamlet 与 Canny 相结合提取复杂图像线特征[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(7): 775-782.
- [25] 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.
- [26] Gu B, Li W J, Wong J, et al. Gradient field multi-exposure images fusion for high dynamic range image visualization[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(4): 604-610.
- [27] Song M L, Tao D C, Chen C, et al. Probabilistic exposure fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(1): 341-357.