

基于改进曝光评估和双金字塔的曝光融合

吴玲凤^{1**}, 胡骏保^{2*}, 袁畅³

¹广东科技学院机电工程学院, 广东 东莞 523083;

²深圳大学微纳光电子学研究院, 广东 深圳 518060;

³北京理工大学材料学院, 北京 100081

摘要 为了获取高动态范围的图像,提出了一种基于改进曝光评估和双金字塔的多曝光图像融合方法。首先,优化了用于权重质量评价的曝光度测量指标,并构造了权重图;然后,结合分解权重图的高斯金字塔和分解原始图像的拉普拉斯金字塔,在不同尺度和分解层进行了曝光融合,以保留更多的图像细节信息。实验结果表明,相比原始图像、基于曝光评价和基于金字塔方法融合的图像,本方法融合的图像细节信息分别增加了 23.5%、3.9% 和 0.9%。

关键词 图像处理; 曝光融合; 图像质量评价; 金字塔算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1410005

Exposure Fusion Based on Improved Exposure Evaluation and Double Pyramids

Wu Lingfeng^{1**}, Hu Junbao^{2*}, Yuan Chang³

¹College of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Science and Technology, Dongguan, Guangdong 523083, China;

²Institute of Micro-Nano Optoelectronics, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China;

³School of Materials Science & Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract To obtain images having a high dynamic range, a multiexposure image fusion method based on an improved exposure evaluation and double pyramids is proposed in this paper. First, the exposure measurement index used for the evaluation of weight quality is optimized, and a weight image is constructed. Then, the Gaussian pyramid for decomposing weight images and the Laplacian pyramid for decomposing the original image are combined, and exposure fusion is implemented at different scales and decomposition layers to preserve more image detail information. Experimental results show that compared with the original image, the exposure-evaluation-based image, and the pyramid-based image, the image detail information fused by the method improve by 23.5%, 3.9% and 0.9%, respectively.

Key words image processing; exposure fusion; image quality assessment; pyramid algorithm

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 110.3000

1 引言

数字相机的发展使人们可以采集到不同场景、不同类型的图像,但成像器件的实际动态范围远小

于真实场景,很难获得高动态范围(HDR)图像,以表达所需场景中的所有细节。将多幅不同曝光程度的低动态范围(LDR)图像合并为 HDR 图像是提高相机动态范围、减少图像噪声的有效方法^[1-3],这种

收稿日期: 2020-09-14; 修回日期: 2020-10-17; 录用日期: 2020-11-14

通信作者: *junbaohu@foxmail.com; **lfwu1822@163.com

成像技术也被称为 HDR 成像。拍摄过程中摄像机的抖动和物体的移动,导致所有采集的 LDR 图像都需进行配准。将所有移动物体根据预设的参考图像进行匹配,根据配准多曝光图像合成的 HDR 图像包含所有 LDR 图像的细节信息。通过色调映射(TM)方法^[4]将 HDR 图像转换为 LDR 图像后,能在常规显示设备上可视化 HDR 场景。

除了基于 TM 的 HDR 方法外,还有一种广泛流行的曝光融合(EF)方法^[5-7]。EF 可将输入的一组 LDR 图像直接合成具有大量信息的 HDR 图像,不需要生成中间 HDR 图像。此外,EF 既不需要所有 LDR 图像的照明条件相同,也不需要精确定义 HDR 成像所需的曝光时间,因此,得到了人们的广泛研究,包括简单的加权平均以及基于高级统计模型的复杂方法^[8-9]。Mertens 等^[5]使用多曝光评价指标,即曝光度、对比度和饱和度确定每幅曝光图像的权重,从而为最终合成图像做出贡献。Mertens 等^[6]使用金字塔算子将所有输入的 LDR 图像缩放为几个下采样层,通过多分辨融合保留图像的全局对比度。此外,随着人工智能技术的兴起,深度学习逐渐被引入图像融合中,以满足人类的视觉感知^[9]。但上述融合方法只能从某一方面有效解决图像融合问题,如简单加权方法可降低图像中的随机噪声,但缺失了图像的整体对比度;曝光评价方法可根据不同指标确定权重,能更精确地为每个像素分配最佳权重,但输出图像的亮暗场景会出现错乱情况;金字塔算子可对图像进行多尺度分解,从而在不同层级进行多分辨融合,但输出图像会出现场景失真、亮暗过度不自然情况;基于深度学习的图像融合方法可实现输入层到输出层端到端的效果,但需要对模型进行大量训练和测试,计算复杂度较高。因此,如何全面实现融合 HDR 图像的优化是目前人们需要重点研究的课题。

为了更好地获取优化的 HDR 图像,本文提出了一种能在复杂场景下兼顾全局和局部细节的多曝光图像融合方法。首先,通过图像的曝光度、对比度和饱和度指标计算权重图。其次,通过相应的算法生成权重图的高斯金字塔(GP)和原始曝光图像的拉普拉斯金字塔(LP)分解层。然后,将每一层的系数进行加权融合,构造融合的 LP。最后,通过 LP 重建 HDR 图像。实验结果表明,本方法能有效保留原始图像中低暗和高亮区域的细节信息,并反映真实场景更完整的信息,在数字摄影、遥感和医学成像等领域具有一定的应用价值。

2 原理和方法

2.1 曝光图像评价

EF 的目标在于从多曝光图像序列中提取有用信息,以呈现满足人眼视觉需求的高质量 HDR 图像。为了提取最佳的像素信息,需要用评价标准(权重函数)衡量这些输入曝光图像的质量,以构造权重图。图像的曝光度、对比度和饱和度^[2,5]可以很好地反映每幅曝光图像的亮度、细节和纹理特征,因此,可用这三个指标构建的权重函数作为融合过程中评价图像质量的标准。

单个像素的曝光度一般由通道中的亮度值来表示,为了防止单个像素欠曝光(归一化亮度值为 0)或过曝光(归一化亮度值为 1),Mertens 等^[5]将归一化像素值与 0.5 进行对比,用高斯模型函数评价曝光质量 E ,可表示为

$$E = \exp \left[-\frac{(I - 0.5)^2}{2\sigma^2} \right], \quad (1)$$

式中, $I \in [0, 1]$ 为归一化后的图像像素值, σ 为高斯标准差,一般取为 0.2,用于控制高斯曲线。研究表明,图像中的细节(归一化的像素值)主要集中在 0.5 左右^[2,5-6]。因此,在(1)式中给予像素值接近 0.5 像素较大的权重;反之,则给出较小的权重,从而使融合后的图像像素值整体上接近 0.5,这与目标场景的亮度分布相悖。此外,在多曝光图像序列中,远离 0.5 的像素值会出现细节丢失情况,这表明用 0.5 作为最佳像素值不能有效区分图像中的明暗区域。即一个良好的曝光度评价指标在于合理地分析不同场景的明暗变化,从而估算出最佳曝光下的每个像素值,并对比图像中所有像素值与最佳像素值的差异^[6]。在此基础上,设计了一种新的权重函数,对于同一场景中的 N 幅曝光图像,令第 i 幅图像中 (x, y) 处的像素值为 $I_i(x, y)$,所有像素的平均值为 $\bar{I}_i(x, y)$,则重新定义的曝光度 $E_i(x, y)$ 可表示为

$$\begin{cases} E_i(x, y) = \exp \left\{ -\frac{[I_i(x, y) - \mu_i(x, y)]^2}{2\sigma^2} \right\} \\ \mu_i(x, y) = (1 - \beta) \times 0.5 + \beta \times \bar{I}_i(x, y) \\ \bar{I}_i(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i(x, y) \end{cases}, \quad (2)$$

式中, $\mu_i(x, y)$ 为场景坐标 (x, y) 处的最佳像素值,加权系数 β 为平衡参数,用于平衡图像细节与明暗的对比,一般取 0.5。

由于图像中的高频分量主要对应图像的边缘和轮廓,因此需要引入图像的对比度测量。对多曝光图像序列进行拉普拉斯滤波并从滤波响应中取像素权重系数的绝对值,将所得结果作为对比度,以表达图像的边缘细节。标准拉普拉斯滤波模板为 $\mathbf{h} = [0\ 1\ 0, 1\ -4\ 1, 0\ 1\ 0]$,则第 i 幅图像 \mathbf{I}_i 的对比度 \mathbf{C}_i 可表示为

$$\mathbf{C}_i = \mathbf{I}_i * \mathbf{h}, \quad (3)$$

式中, $*$ 为卷积算子。在曝光不足或曝光过度的情况下,采集的图像场景会呈现出超暗或超亮的区域,不能提供有用信息,而图像的饱和度能反映图像色彩信息。用红(R)、绿(G)、蓝(B)三个通道像素值的标准方差计算饱和度,则第 i 幅图像的饱和度 \mathbf{S}_i 可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{S}_i = \sqrt{[(\mathbf{I}_{R_i} - \boldsymbol{\varepsilon}_i)^2 + (\mathbf{I}_{G_i} - \boldsymbol{\varepsilon}_i)^2 + (\mathbf{I}_{B_i} - \boldsymbol{\varepsilon}_i)^2]}/3, \\ \boldsymbol{\varepsilon}_i = (\mathbf{I}_{R_i} + \mathbf{I}_{G_i} + \mathbf{I}_{B_i})/3 \end{cases}, \quad (4)$$

式中, $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 为第 i 幅图像的平均像素值, \mathbf{I}_{R_i} 、 \mathbf{I}_{G_i} 和 \mathbf{I}_{B_i} 分别为第 i 幅图像对应的 R、G、B 通道分量。

测量输入多曝光图像的曝光度 \mathbf{E}_i 、对比度 \mathbf{C}_i 和饱和度 \mathbf{S}_i ,并将三个评价指标相乘,得到输入多曝光图像的权重图 \mathbf{W}_i ,可表示为

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{E}_i \times \mathbf{C}_i \times \mathbf{S}_i. \quad (5)$$

对于输入的 N 幅图像,会相应产生 N 幅权重图,因此,还需对权重图进行归一化处理。

2.2 双金字塔模型

基于金字塔的 EF 可在不同尺度、空间分辨率和分解层上进行多分辨率分析^[7,10-11]。双金字塔模型将 GP 的下采样结果和 LP 的上采样结果在相应分解层进行融合,使图像边缘突变部分在视觉上更

适合人眼观察,并在局部时域和频域显示出丰富的信息。双金字塔模型在大范围的实际场景下,也具有良好的 EF 效果。因此,对输入的多曝光图像序列分别采用高斯和拉普拉斯模型金字塔进行分解和重建,并将两个金字塔分解的图像进行线性相乘并相加,得到一个融合金字塔,利用该金字塔可重构最终的融合图像。

假设原始图像 \mathbf{G}_0 为 GP 的第 0 层,原始图像经 N 层分解得到的第 k 层金字塔图像为 \mathbf{G}_k 。对输入的多曝光图像用低通滤波器进行卷积,并对卷积结果进行 1/2 下采样。将该过程重复 k 次,得到一系列大小减半的图像,可表示为

$$\mathbf{G}_k(x, y) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \boldsymbol{\omega}(m, n) \mathbf{G}_{k-1}(2x + m, 2y + n), 1 \leq k \leq N, 0 \leq x \leq r_k, 0 \leq y \leq c_k, \quad (6)$$

式中, r_k 和 c_k 分别为第 k 个子图像的列和行, $\boldsymbol{\omega}$ 为低通滤波器,可用窗口函数表示为

$$\boldsymbol{\omega} = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

可以发现, $\boldsymbol{\omega}$ 中的数据与高斯函数曲线相似,因此可将 $\boldsymbol{\omega}$ 作为高斯加权矩阵^[10]。建立由 $\mathbf{G}_0, \dots, \mathbf{G}_k, \dots, \mathbf{G}_N$ 组成的 GP 并构造出大小减半的 GP 图像后,对 GP 进行插值和扩展,使扩展后第 k 层图像与第 $k-1$ 层图像的大小相同。扩展插值算法与分解过程类似,对 GP 的每一层进行插值后,得到的扩展结果可表示为

$$\mathbf{G}_k^*(x, y) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \boldsymbol{\omega}(m, n) \mathbf{G}_k\left(\frac{x+m}{2}, \frac{y+n}{2}\right). \quad (8)$$

对 GP 序列 $\mathbf{G}_0, \dots, \mathbf{G}_k, \dots, \mathbf{G}_N$ 和插值扩张得到的序列 $\mathbf{G}'_0, \dots, \mathbf{G}'_k, \dots, \mathbf{G}'_N$ 作差,就能得到显示图像边缘特征的拉普拉斯分量 \mathbf{L}_k ,可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{L}_k = \mathbf{G}_k - \mathbf{G}'_k, 1 \leq k < N \\ \mathbf{L}_k = \mathbf{G}_k, k = N \end{cases}. \quad (9)$$

图像序列 $\mathbf{L}_0, \dots, \mathbf{L}_k, \dots, \mathbf{L}_N$ 构成了一个 LP, LP 的求逆过程实质上就是 GP 的重建过程^[11],最终重构的 GP 第 0 层图像,即原始图像 \mathbf{G}_0 可表示为

$$\mathbf{G}_0 = \sum_{k=0}^N \mathbf{L}_k. \quad (10)$$

2.3 曝光融合图像的重建

基于曝光图像的融合图像重建方法如图 1 所示,为了便于描述,只给出了两幅曝光图像融合的流程。当相机拍摄得到一组多曝光图像时,必须在曝光图像融合前进行图像预处理和配准工作^[12]。图像预处理的目的是通过去噪、对比度增强等手段统一候选图像的大小、格式和分辨率,然后建立图像融合的数学模型。此外,大多数成像设备在同一场景下拍摄一组多曝光序列时,也很难保持绝对的稳定性,因此,必须对图像进行配准。经图像预处理和配准后,将曝光度、对比度、饱和度三种测量评价指标和基于金字塔的多尺度、多分辨率特征结合起来,能达到很好的融合效果,呈现图像的完整信息。主要步骤:1)利用(2)式~(4)式计算出每幅输入图像

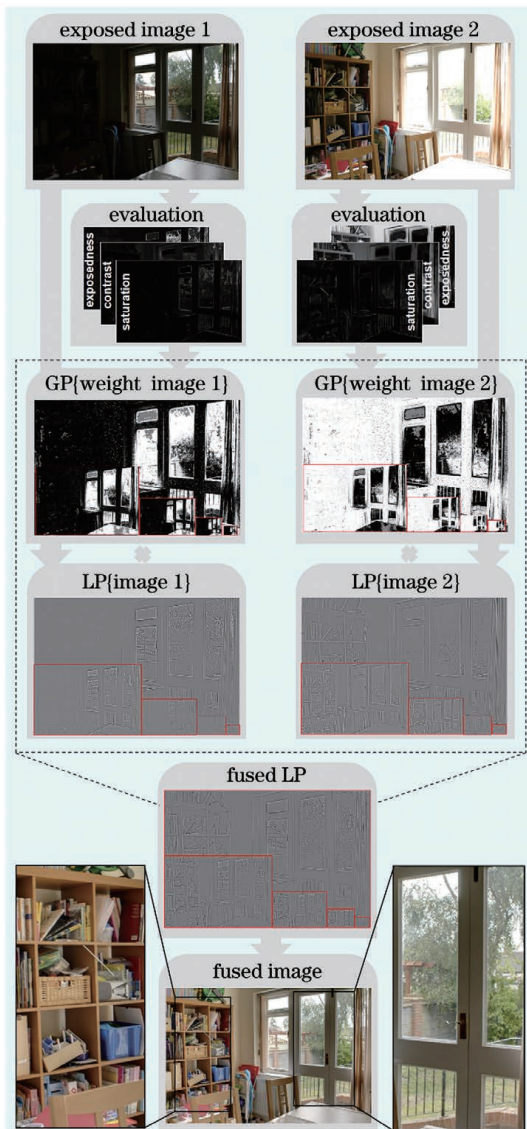


图 1 本方法的 EF 流程图

Fig. 1 EF flow chart of our method

的曝光度 E_i 、对比度 C_i 和饱和度 S_i ; 2) 利用(5)式得到 N 幅多曝光图像的权重图 W_i 并对其进行归一化处理; 3) 利用(6)式~(7)式对 N 幅权重图进行 GP 分解; 4) 结合(8)式~(9)式对原始输入的多曝光图像进行 LP 分解; 5) 将特定的下采样 GP 和上采样 LP 图像进行线性相乘并加权求和; 6) 利用(10)式对得到的新 LP 图像求逆, 重构出具有丰富细节的 HDR 图像。

3 实验结果与主观评价

为了验证基于改进曝光评估和双金字塔的多曝光图像融合方法的有效性, 将本方法与加权平均 (WM)^[8]、曝光评估 (EE)^[5]、LP^[6]、深度学习 (DL)^[13] 以及扩展曝光融合 (EEF)^[14] 方法进行对比实验。其中, WM 和 EE 方法属于空间融合方法, 前者是一种简单的图像处理手段, 而后者是一种结合成像设备分析图像曝光的方法。LP 属于频域多尺度变换融合方法, 是一种经典且十分有效的融合策略。基于卷积神经网络的 DL 通过模型的训练和测试自适应输出曝光图像, 是一种特征级融合方法。EEF 方法将输入的多幅曝光图像通过 TM 生成多幅图像, 再结合 EF 思想整合图像信息, 是一种基于 TM 的曝光图像融合方法。

为了更好地展示本方法的优势, 实验选择了 4 组使用频率较高的多曝光图像序列^[2,5-6,9], 这些图像均为网络上公开数据集中的图像^[15]。实验前采用引导滤波^[16]对多曝光图像进行预处理, 利用基于相位相关的校准方法^[17]校准图像。所有实验均基于 Matlab R2017b 在处理器为 I5-1035G1、内存为 16 G 的 PC 平台上完成。

图 2 为不同方法对 house 序列的融合结果, 从视觉上来看, 基于 WM 方法得到的图像全局一致性较好, 但丢失了亮度细节, 窗户呈现出朦胧感; 基于 EE 方法得到的图像能反映图像的细节和纹理特征, 但图像中包含的噪点较多; 基于 LP 方法得到的图像可以很好地表达场景的宽动态范围特征, 但窗户左边的亮度明显违背了场景的真实亮度分布; 基于 DL 方法得到的图像呈现的效果与 WM 方法类似, 图像整体明暗均匀, 但色彩饱和度不足; 基于 EEF 方法得到的图像色彩丰富, 呈现出强烈的色彩过饱和效果。而本方法得到的图像具有丰富的颜色信息以及清晰的明暗变化层次, 能满足人们的正常视觉体验。

图 3 为不同方法对 garage 序列的融合结果, 从

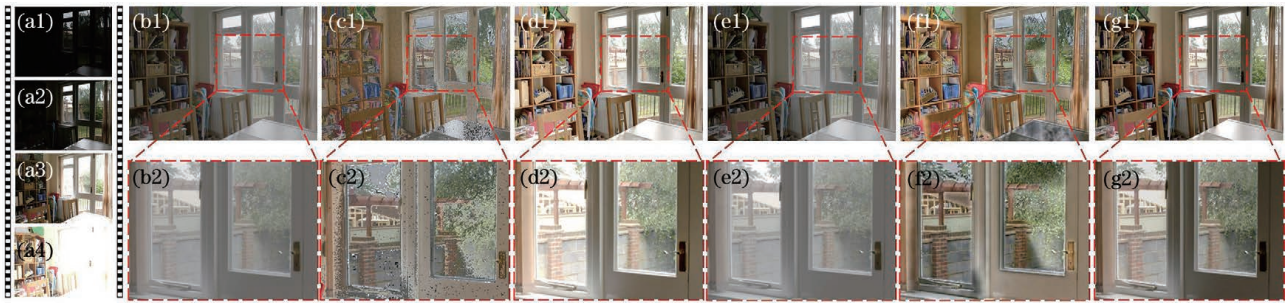


图 2 不同方法对 house 序列的融合结果。(a)原始图像;(b) WM 方法;(c) EE 方法;(d) LP 方法;(e) DL 方法;(f) EEF 方法;(g)本方法

Fig. 2 Fusion results of different methods on the house sequence. (a) Original image; (b) WM method; (c) EE method; (d) LP method; (e) DL method; (f) EEF method; (g) our method

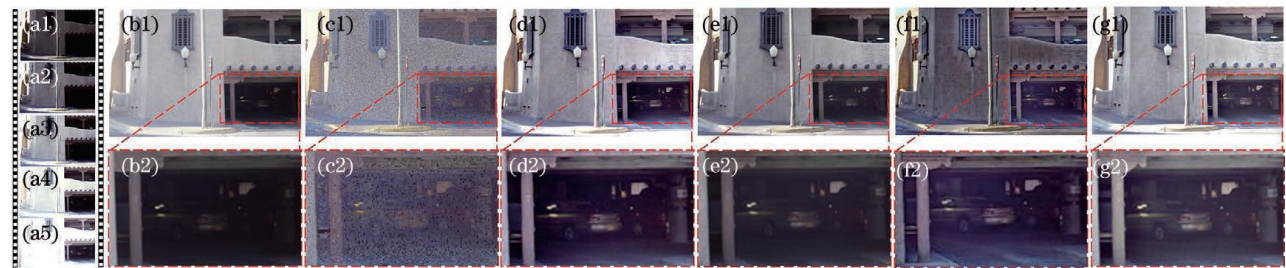


图 3 不同方法对 garage 序列的融合结果。(a)原始图像;(b) WM 方法;(c) EE 方法;(d) LP 方法;(e) DL 方法;(f) EEF 方法;(g)本方法

Fig. 3 Fusion results of different methods on the garage sequence. (a) Original image; (b) WM method; (c) EE method; (d) LP method; (e) DL method; (f) EEF method; (g) our method

视觉上,基于 WM 方法得到的图像整体亮暗分明,外墙偏亮、车库偏暗,无法识别车身信息;基于 EE 方法得到的图像被灰蒙蒙的噪点包围;相比 WM 方法,基于 LP 方法得到的图像能更清晰地呈现车库内部;基于 DL 方法得到的图像只能呈现车尾细节;基于 EEF 方法得到的图像虽能看清车库,但墙壁严重失真。而基于本方法得到的图像能更清

晰地呈现车库内部信息,具有亮暗场景的自然层次感。

图 4 和图 5 为不同方法对 memorial 序列和 chandelier 序列的融合结果,可以发现,相比其他方法,基于本方法融合的图像色彩明亮丰富、细节纹理清晰、整体与全局衔接自然,更加接近真实场景。

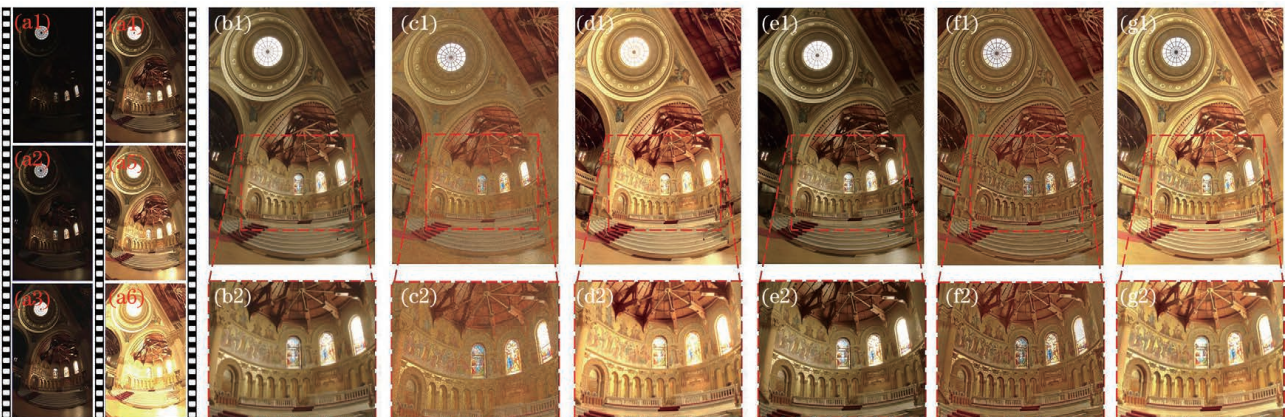


图 4 不同方法对 memorial 序列的融合结果。(a)原始图像;(b) WM 方法;(c) EE 方法;(d) LP 方法;(e) DL 方法;(f) EEF 方法;(g)本方法

Fig. 4 Fusion results of different methods on the memorial sequence. (a) Original image; (b) WM method; (c) EE method; (d) LP method; (e) DL method; (f) EEF method; (g) our method

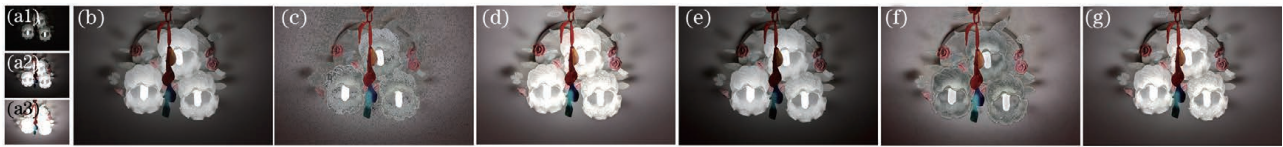


图 5 不同方法对 chandelier 序列的融合结果。(a)原始图像;(b) WM 方法;(c) EE 方法;(d) LP 方法;(e) DL 方法;(f) EEF 方法;(g)本方法

Fig. 5 Fusion results of different methods on the chandelier sequence. (a) Original image; (b) WM method; (c) EE method; (d) LP method; (e) DL method; (f) EEF method; (g) our method

4 客观评价结果

实验用包括 3 种参考型和 2 种非参考型图像评价标准对不同方法得到的融合图像进行评价,3 种参考型评价指标为空间频率(SF)、信息熵(IE)和平均梯度(AG),2 种非参考型评价指标分别为 NIQE (Natural image quality evaluator)和 SSEQ(Spatial-spectral entropy-based quality)。SF 能表示图像的变化率,反映了图像的总活跃程度^[18];IE 能表示图像的信息,反映了图像携带的信息含量^[18];AG 可

反映图像的清晰程度^[18];NIQE 用空域自然场景统计模型构建统计特征,计算出图像质量得分^[19];SSEQ 用下采样响应作为输入,提取 12 维局部熵特征,并通过这些特征计算出图像质量得分^[20]。其中,SF、IE、AG 的值越大,表明图像的质量越好;NIQE、SSEQ 的值越小,表明图像质量越好。表 1 为不同方法得到的融合图像的 SF、IE、AG、NIQE、SSEQ,可以发现,相比其他方法,本方法融合的图像大部分指标平均值均最优,即基于本方法融合的图像信息更丰富,能保留更多的场景细节。

表 1 不同方法的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation indicators of different methods

Sequence	Method	SF	IE	AG	NIQE	SSEQ
house	WM	0.044	7.429	0.014	23.531	33.486
	EE	0.058	7.331	0.033	25.124	32.325
	LP	0.085	7.496	0.036	23.145	28.229
	DL	0.050	7.586	0.016	22.652	30.999
	EEF	0.088	7.489	0.040	19.103	25.739
	ours	0.097	7.591	0.042	21.898	25.182
garage	WM	0.068	7.267	0.019	24.312	27.861
	EE	0.107	7.194	0.034	30.623	33.325
	LP	0.101	7.418	0.031	25.718	21.325
	DL	0.109	7.382	0.028	28.354	30.495
	EEF	0.093	7.441	0.032	25.601	20.333
	ours	0.108	7.456	0.035	20.968	20.739
memorial	WM	0.063	7.216	0.021	24.782	29.673
	EE	0.092	6.879	0.029	27.678	30.324
	LP	0.098	7.427	0.036	20.783	22.354
	DL	0.068	7.284	0.023	21.389	28.493
	EEF	0.095	7.349	0.033	22.604	20.192
	ours	0.103	7.526	0.035	20.027	19.334
chandelier	WM	0.025	7.267	0.015	24.313	29.692
	EE	0.057	7.381	0.018	22.672	31.324
	LP	0.056	7.323	0.011	23.782	26.342
	DL	0.022	7.254	0.005	26.382	28.953
	EEF	0.073	7.442	0.022	23.789	24.372
	ours	0.078	7.343	0.029	21.281	21.642

5 结 论

提出了一种基于改进曝光评估和双金字塔的多曝光图像融合方法。首先,优化了用于图像曝光度测量的指标,再结合对比度和饱和度指标构造权重图。然后,采用高斯金字塔处理权重图和拉普拉斯金字塔处理原始图像的混合模式,在不同尺度和分解层进行融合操作,实现了图像关键细节的良好保存与呈现。结合主观定性和 5 种客观定量评估的实验结果表明,在大多数情况下,本方法的整体性能较好,优于一些常用的图像融合方法。但目前的工作还没有涉及到应对移动物体或动态场景的图像融合,因此,将本方法扩展到不同目标场景进行图像融合是未来的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Battiato S, Castorina A, Mancuso M. High dynamic range imaging for digital still camera: an overview [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2003, 12(3): 459-469.
- [2] Jung C, Yang Y R, Jiao L C. High dynamic range imaging on mobile devices using fusion of multiexposure images [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(10): 102004.
- [3] Zhang S F, Zhu T. A method of traffic sign detection and recognition based on HDR technology [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(9): 091006.
张淑芳, 朱彤. 一种基于 HDR 技术的交通标志牌检测和识别方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(9): 091006.
- [4] 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.
- [5] Mertens T, Kautz J, Van Reeth F. Exposure fusion [C]//15th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications (PG'07), October 29-November 2, 2007, Maui, HI, USA. New York: IEEE Press, 2007: 382-390.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Pourreza-Shahri R, Kehtarnavaz N. Automatic exposure selection and fusion for high-dynamic-range photography via smartphones [J]. *Signal Image and Video Processing*, 2017, 11: 1437-1444.
- [9] Liu Y, Chen X, Wang Z F, et al. Deep learning for pixel-level image fusion: recent advances and future prospects [J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 158-173.
- [10] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, 9(4): 245-253.
- [11] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [12] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [13] Multi exposed image fusion using deep learning [EB/OL]. [2020-09-10]. <https://github.com/earthat/Multi-Exposed-Image-Fusion-using-Deep-Learning>.
- [14] Hessel C. Extended exposure fusion [J]. *Image Processing on Line*, 2019, 9: 453-468.
- [15] Ma K, Zeng K, Wang Z. Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11), 3345-3356.
- [16] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1110003.
周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合 [J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1110003.
- [17] Foroosh H, Zerubia J B, Berthod M. Extension of phase correlation to subpixel registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(3): 188-200.
- [18] 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.

- 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.
- [19] Liu L X, Liu B, Huang H, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies[J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29(8): 856-863.
- [20] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.