

## 基于重映射和曝光融合的HDR成像

吴玲风, 李娜, 胡骏保

### 引用本文:

吴玲风, 李娜, 胡骏保. 基于重映射和曝光融合的HDR成像[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(12): 1712–1719.

WU Ling-feng, LI Na, HU Jun-bao. HDR imaging using remapping and exposure fusion[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(12): 1712–1719.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2021-0112>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 区域方差和点锐度相结合的多聚焦图像融合

Multi-focus image fusion combining regional variance and EAV

*液晶与显示*. 2019, 34(3): 278–282 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193403.0278>

### 基于双边滤波的多尺度分层色调映射算法

Bilateral filter based multiscale layer tone mapping algorithm

*液晶与显示*. 2018, 33(9): 816–822 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183309.0816>

### 基于离线标定的快速图像拼接算法

Fast image mosaic algorithm based on offline calibration

*液晶与显示*. 2021, 36(10): 1430–1436 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0330>

### 一种亮度分区和导向滤波相结合的色调映射算法

Tone mapping algorithm combining luminance partitioning and guiding filtering

*液晶与显示*. 2019, 34(10): 1000–1005 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193410.1000>

### 基于图像融合的木板表面缺陷检测研究

Wood surface defect detection based on image fusion

*液晶与显示*. 2016, 31(9): 882–888 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163109.0882>

文章编号:1007-2780(2021)12-1712-08

## 基于重映射和曝光融合的 HDR 成像

吴玲凤<sup>1</sup>, 李娜<sup>2\*</sup>, 胡骏保<sup>3</sup>

1. 广东科技学院 机电工程学院, 广东 东莞 523083;
2. 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121;
3. 深圳大学 微纳光电子学研究院, 广东 深圳 518060)

**摘要:**传统的高动态范围(HDR)成像方法需采集多幅图像,不仅容易引入视场误差,而且很难适用于新兴的 HDR 图像采集系统。为此,提出了一种基于重映射和多尺度曝光融合的简单有效的 HDR 成像方法。该方法只需要采集一组短、长曝光图像,通过人工重映射分别生成一系列多曝光序列;然后根据曝光评价因子求取多曝光序列权重图;接着对权重图进行高斯金字塔分解,并对多曝光序列进行拉普拉斯金字塔分解;最后基于多尺度曝光融合生成一幅细节保持良好的高质量 HDR 图像。实验结果表明,对比一些主流的算法,所提方法在多个场景测试中性能较好,图像质量在 MEF-SSIM 评分中得到较大提升。其中,相比基于梯度场的方法提升了 13.33%,相比基于深度学习的方法提升了 2.62%。所提方法为 HDR 成像领域提供了新的参考,可潜在地应用于基于 CCD/CMOS 的成像系统进行高质量 HDR 图像采集。

**关键词:**高动态范围成像;图像增强;曝光融合;图像质量评价;金字塔算法

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0112

## HDR imaging using remapping and exposure fusion

WU Ling-feng<sup>1</sup>, LI Na<sup>2\*</sup>, HU Jun-bao<sup>3</sup>

1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Science and Technology, Dongguan 523083, China;
2. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China;
3. Institute of Micro-Nano Optoelectronics, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

**Abstract:** Traditional high dynamic range (HDR) imaging methods need to capture multiple images, which is not only easy to introduce field of view errors, but also difficult to apply to the emerging image acquisition system. To this end, this paper proposes a simple and effective HDR imaging method based on remapping and exposure fusion. This method only needs to capture a pair of short and long exposure images, and a series of multi-exposure sequence can then be generated through remapping. Next, according to the exposure evaluation, the weight map of the sequence can be obtained. The

**收稿日期:**2021-04-21; **修订日期:**2021-06-19.

**基金项目:**国家自然科学基金(No.41874173);广东科技学院青年项目(No.GKY-2021KYQNK-1)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.41874173);Guangdong University of Science and Technology Youth Project(No.GKY-2021KYQNK-1)

\* 通信联系人, E-mail: lina114@xupt.edu.cn

weight map is decomposed by Gaussian pyramid, and the multi-exposure sequence is decomposed by Laplacian pyramid. Finally, a high-quality HDR image with good details is generated based on multi-scale fusion. Experimental results show that the proposed method performs better in multiple scene tests, and the image quality is greatly improved in the MEF-SSIM score compared with some mainstream algorithms. The image quality is improved by 13.33% compared with GF-MEF, and improved by 2.62% compared with CNN-MEF. The proposed method provides a new reference for the field of HDR imaging, and can be potentially applied to CCD/CMOS-based imaging systems for high-quality image acquisition.

**Key words:** HDR imaging; image enhancement; exposure fusion; image quality evaluation; pyramid

## 1 引 言

近年来,光学成像技术在生物医学、遥感、天文观测、计量学等领域发挥重要的作用<sup>[1]</sup>,而光学成像技术的发展离不开图像传感器件 CCD/CMOS 制造工艺上的进步。随着图像传感器件不断优化,图像的成像质量在分辨率、位深度上都得到了极大提高<sup>[2]</sup>。但是,由于普通图像传感器件的动态范围是有限的,远小于真实的自然场景,因此只能采集到低动态范围图像 (Low Dynamic Range, LDR)。如果增加曝光时间以使曝光不足区域显示信息,则原本曝光良好的区域会出现曝光过度甚至饱和的情况;如果减少曝光时间以使曝光过度区域显示,则原本曝光良好的区域又会出现曝光不足。为了解决该问题,高动态范围 (High Dynamic Range, HDR) 成像技术应运而生<sup>[3]</sup>,且已经有了许多算法。这些算法主要分为两大类:色调映射 (Tone Mapping, TM) 和多尺度曝光融合 (Multiscale Exposure Fusion, MEF)。TM<sup>[4]</sup>需要能反演相机响应函数 (Camera Response Function, CRF) 并在辐射域中进行 HDR 重建。因此,这类算法需要对多曝光图像序列进行辐照度恢复 (求解相机响应函数与曝光参数),并压缩 HDR 图像的动态范围以方便在标准显示器上显示 HDR 图像。虽然这类技术重建的图像可以实现符合人眼的视觉效果,但因程序过于繁琐,已经无法满足当下 HDR 成像的需求。另一类技术 MEF<sup>[5-6]</sup>可在强度域中通过一定的融合规则直接生成一幅 HDR 图像,因此提供了一种更简单,更直接有效的方法,且该方法已在移动设备中广泛用于 HDR 成像。

MEF 算法通常都需要采集同一场景的多幅不同曝光量的图像以期包含实际场景的所有细节信息,为此需在图像探测器上设定一系列曝光值 (Exposure Value, EV) 间隔很小的曝光量,例如 1 EV 或 2 EV。这通常适用于传统算法,即通过设定不同曝光时间采集一系列图像。一方面,这类方法虽然有效,但是在多幅图像采集的过程中,由于相机抖动造成的图像视场失匹配在所难免,因此应该在保持足够的图像信息同时尽可能减少图像采集。另一方面,对于新兴的 HDR 图像采集系统而言,多幅图像的采集将不再适用。一个典型的例子是带有几个传感器的基于分束的采集系统<sup>[7]</sup>。为了节省成本,可以将传感器的数量最小化为两个。另一个例子是基于行控制的 CMOS 采集系统<sup>[8]</sup>。为了简化这种 CMOS 采图装置,一个图像视场被分成两个分别对应不同曝光时间的视场区域。由于曝光次数有限,通常设定一个短曝光、一个长曝光,且两次曝光时间之间的比率较大,以便尽可能多地捕捉信息。但是,现有的 MEF 算法在只有两幅曝光量较大的输入图像时,不能保持输出的融合图像具有较高的质量。因此,有必要开发一种新的 MEF 算法,该算法可用于一组短、长两个曝光率较大图像的高质量 HDR 图像融合。

本文针对一组短、长曝光图像的 HDR 图像获取,提出了一种基于人工重映射和多尺度曝光融合的高质量 HDR 图像生成方法。该方法可直接从短、长曝光图像中通过人工重映射分别生成一系列涵盖亮暗场景信息的多曝光图像序列。然后采用曝光融合对所有的多曝光图像序列进行多尺度运算,最终可得到一幅细节保持良好的 HDR 图像。所提方法为基于 CCD/CMOS 的便携式成

像设备的高质量 HDR 成像提供了参考,可助力于光学成像及其应用领域。

## 2 原理和方法

所提的基于重映射和多尺度曝光融合的 HDR 成像方法主要包括两大块:人工重映射和多尺度曝光融合,其总体框架如图 1 所示。首先,引入人工重映射函数,并根据人工重映射函数从

输入的一组短、长曝光图像对中分别生成一系列多曝光图像序列,这些序列可自适应地涵盖真实场景的亮暗细节;然后,计算每幅生成序列图像的对比度、饱和度以及曝光度指标用于图像评价,并根据这 3 个质量评价因子求取多曝光序列权重图;接着对权重图进行高斯金字塔分解,并对多曝光图像序列进行拉普拉斯金字塔分解;最后,基于多尺度金字塔融合规则重建图像金字塔,并合成一幅细节保持良好的 HDR 图像输出。

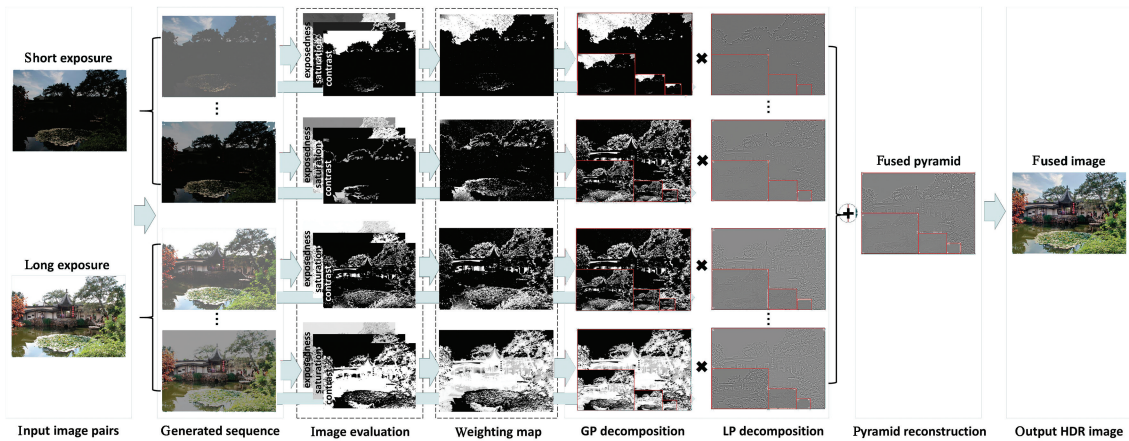


图 1 所提方法的流程框图

Fig.1 Flow chart of the proposed method

### 2.1 人工重映射函数

针对输入的一组短曝光和长曝光图像对,为了尽可能多地提取出有限动态范围内的图像信息,首先引入一种人工重映射方法来扩张图像序列。文献[9]提出了一种图像超范围伪影校正的方法——将每幅输入图像分离成一系列动态范围缩小的图像。如此,可将每幅输入图像的动态范围分布在由该图像创建的几个新图像序列中。受此启发,可对输入的短曝光图像、长曝光图像分别进行人工重映射来扩张输入的图像序列,尽可能多地获取到每个通道的动态范围。定义的重映射函数  $g(i, j)$  如公式(1)所示:

$$g(i, j) = \begin{cases} i, & |c| \leq \frac{\beta}{2} \\ \text{sign}(c) \left( a - \frac{\lambda^2}{|c| - b} \right) + \rho(j), & |c| > \frac{\beta}{2} \end{cases}, \quad (1)$$

其中:  $i$  是输入的曝光序列;  $j$  是序列中图像的位置;  $\text{sign}()$  是符号函数;  $a = \frac{\beta}{2} + \lambda$ ;  $b = \frac{\beta}{2} - \lambda$ ;  $c = i - \rho(j)$ ;  $\lambda$  是一个固定参数,用于控制该函数在

有效范围之外的衰减速度,  $\lambda = 0.125$ ;  $\beta \in (0, 1)$  为动态范围约束因子,其值是用户设置的。 $\rho(j)$  为动态范围的中心,定义为公式(2),其中  $M$  是可扩展到的序列的最大数量。

$$\rho(j) = 1 - \frac{\beta}{2} - j \frac{1 - \beta}{M - 1}, \quad (2)$$

该人工重映射函数中仅有一个参数  $\beta$  是未知的,但它可由用户自行设置,根据设定的  $\beta$ ,再根据公式(3)可得到输入的每幅图像扩张到的图像序列。 $\text{ceil}()$  表示向上取整。

$$M = \text{ceil} \left( \frac{1}{\beta} \right), \quad (3)$$

这样,便可通过设置的  $\beta$  求出  $M$ 。根据人工重映射函数自适应地生成  $M$  个多曝光图像序列。对于本文输入的一组短曝光和长曝光图像对,经过扩张之后,可得到  $2M$  个具有不同动态范围的图像序列。

### 2.2 曝光融合

根据上述人工重映射函数获得多曝光序列后,就可以通过传统曝光融合的方式获取 HDR 图像。Mertens 等人<sup>[5]</sup>提出了基于金字塔的多曝

光融合方法,获得的图像在大多数情况下都取得了很好的效果,本节的 HDR 图像恢复是在 Mertens 金字塔的曝光融合基础上进行的改进版本。

### 2.2.1 权重图

曝光融合过程需要求解权重图,因此选择合适的质量评价指标计算权重是至关重要的。Mertens 等人的方法使用了曝光度、对比度、饱和度 3 种度量指标,取得了不错的效果。为此,本文采用 Mertens 的权重图评价体系,并优化了用于曝光度的度量指标。定义  $\mu_j$  为第  $j$  个图像序列, $j$  是序列中图像的位置; $c$  是彩色图像的颜色通道。

至于曝光度量, Mertens 等使用高斯曲线来衡量每个像素值与中值 0.5 的接近程度,但这有时会产生不必要的光晕。为了克服此影响,本文设计了一种新的权重函数用于计算曝光度,如公式(4)所示:

$$w_{\text{exposedness},j} = \prod_{c=1}^3 \exp\left\{-\frac{[u_{c,j} - \mu_{c,j}]^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (4)$$

其中: $\sigma$  为高斯标准差,用于控制高斯曲线,研究表明一般取 0.2; $\mu_j$  表示最佳像素值, $\mu_j = (1-\gamma) \times 0.5 + \gamma \times \bar{u}_j$ ,  $\bar{u}_j$  是  $\mu_j$  的像素平均值。加权系数  $\gamma$  作为平衡参数,用于平衡图像细节与明暗对比,本文推荐取值为 0.5。

至于对比度量,它由图像灰度版本的离散拉普拉斯滤波器的绝对值表示,如公式(5)所示,其中  $h_{\text{Laplacian}}$  是  $3 \times 3$  的拉普拉斯滤波核。

$$w_{\text{contrast},j} = \left| \left( \frac{1}{3} \sum_{c=1}^3 u_{c,j} \right) * h_{\text{Laplacian}} \right|. \quad (5)$$

至于饱和度度量,用 3 个通道的像素大小的标准平方差来计算饱和度,如公式(6)所示:

$$w_{\text{saturation},j} = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{c=1}^3 \left( u_{c,j} - \frac{1}{3} \sum_{c=1}^3 u_{c,j} \right)^2}, \quad (6)$$

通过对生成的每幅多曝光图像进行曝光度、对比度、饱和度的测量,并将这 3 个计算量线性相乘(并作归一化),可得到这些多曝光图像序列权重图,如公式(7)所示。

$$w_j = \frac{w_{\text{exposedness},j} w_{\text{contrast},j} w_{\text{saturation},j}}{\sum_j w_{\text{exposedness},j} w_{\text{contrast},j} w_{\text{saturation},j}}. \quad (7)$$

### 2.2.2 多尺度融合

得到所有图像序列的权重图后,对权重图  $w_j$  进行高斯金字塔分解,记作  $G\{w\}_j$ 。高斯金字塔由低层下采样获得高层图像,其第 0 层为原始图像,之后对每一层进行高斯模糊后再降 2 采样获得,高斯金字塔分解算法如公式(8)所示:

$$G_l(x, y) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_{l-1}(2x+m, 2y+n) \\ 0 \leq l \leq L, 0 \leq x \leq R_l, 0 \leq y \leq C_l, \quad (8)$$

式中: $G_l$  为高斯金字塔的第  $l$  层图像; $(x, y)$  是像素的位置坐标; $R_l, C_l$  为第  $l$  层图像的总行数与总列数; $\omega(m, n)$  为高斯滤波器; $(m, n)$  表示第  $m$  行  $n$  列数值; $L$  表示高斯金字塔层数,在本算法中取最大的可分解层数,计算方式为  $\log_2[\min(R_0, C_0)]$ 。

对生成的多曝光序列  $\mu_j$  进行拉普拉斯金字塔分解,记作  $L\{u\}_j$ 。拉普拉斯金字塔首先在构造出大小减半的高斯金字塔图形后,对高斯金字塔进行插值和扩展。扩展插值算法与分解过程类似,在对高斯金字塔的每一层进行插值后,可以得到扩展结果,如公式(9)所示:

$$G_l^*(x, y) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_l\left(\frac{x+m}{2}, \frac{y+n}{2}\right), \quad (9)$$

之后将第  $l$  层图像  $G$  与  $G^*$  相减,得到包含细节信息的第  $l$  层图像  $L_l$ ,如公式(10)所示:

$$L_l = \begin{cases} G_l - G_l^*, & 1 \leq l < L \\ G_l, & l = L \end{cases}. \quad (10)$$

将高斯金字塔分解的结果  $G\{w\}_j$  和拉普拉斯金字塔分解的结果  $L\{u\}_j$  按照像素对应的空间位置进行乘积运算并求和可得到融合的金字塔  $F\{v\}$ ,如公式(11)所示,其中  $v$  是想要的重建图像。

$$F\{v\}^l = \sum_{j=-M}^M G\{w\}_j^l L\{u\}_j^l. \quad (11)$$

最后,根据拉普拉斯金字塔逆变换重建出图像  $v$ ,这样就得到了最终要输出的亮暗细节保持良好的 HDR 图像。

## 3 实验结果与主观评价

为了验证本文方法的可行性,实验分别选取了静态场景中“Chinese\_garden”、“Venice”、“Of-

“Office”、“Landscape”,这些是公开的、使用频率较高的多曝光测试序列。为了证明本文方法的性能,选取了经典的以及主流的方法与之对比,包括基于梯度场融合(Gradient Field Multi-Exposure Fusion, GF-MEF)<sup>[10]</sup>、基于滤波融合(Multi-Exposure Fusion with Median Filter and Recursive Filter, MFRF)<sup>[11]</sup>、基于金字塔融合(Details-Preserving Multi-Exposure Fusion, DP-MEF)<sup>[12]</sup>以及基于深度学习融合(Multi-Exposure Fusion with CNN Features, CNN-MEF)<sup>[13]</sup>。在下文的对比实验中,所提方法使用的输入图像选取了原

场景序列中一幅短曝光和一幅长曝光图像(其中“Chinese\_garden”、“Venice”、“Landscape”均含 3 幅曝光图像,本文方法使用的输入图像为各序列中第一幅和最后一幅;“Office”含 6 幅曝光图像,本文方法使用的输入图像为该序列中第 2 幅和第 5 幅),其余 4 种方法使用的输入图像则为原场景序列中所有的多曝光图像。关于算法中的参数,本文推荐  $\beta$  参数取 0.5;其他算法中所涉及到的参数均采用默认的设置值。本文所有实验结果是基于 Windows 10,使用 PC 平台(Intel i5 处理器,16 G 内存)上的 MATLAB R2017b 完成。

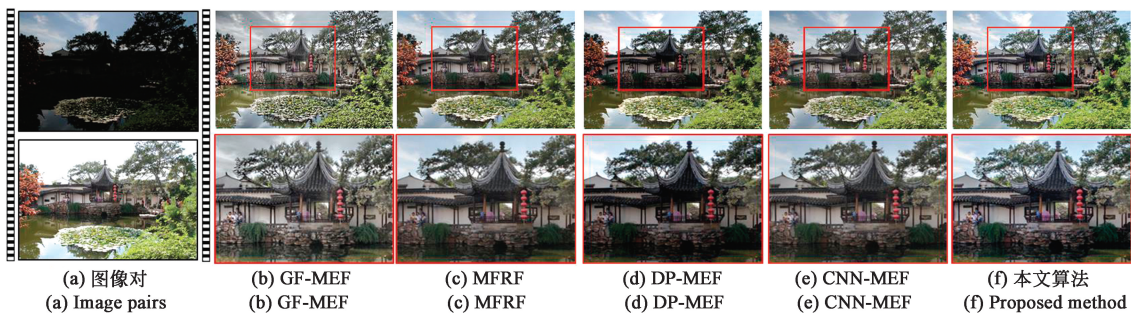


图 2 场景“Chinese\_garden”的融合结果对比

Fig.2 Comparison results of the scene “Chinese\_garden”

图 2 展示了使用“Chinese\_garden”场景序列的融合结果。进行曝光融合的场景中需要采集一组多次曝光图像,考虑到本文针对的是包含一幅短曝光和一幅长曝光图像的融合,因此输入的图像选取了原场景中两幅较极端的曝光图像,如图 2(a)所示。后文的比较中,所提方法也采用相同的方式输入图像,但与之对比的方法则输入所有的曝光图像。图 2(b)~(f)展示了使用不同方法进行融合恢复的效果。从视觉上看,图 2(b)中基于 GF-MEF 的方法图像整体渲染过渡,使得天空的场景和园林景观蒙上了一层灰色基调。图 2

(c)中基于 MFRF 的方法图像对比分明,无论是天空的白云还是园林内的行人、草木,整体上呈现出了符合人眼视觉效果。图 2(d)中基于 DP-MEF 的方法在图像曝光度和饱和度上展示出了较好的视觉效果,但是对比度上似乎计算过度,塔顶旁边的屋檐、园林内的行人以及行人观赏的植物不够突出,然而天空中的云彩却清晰可见。图 2(e)中基于 CNN-MEF 的方法和 MFRF 的方法恢复的图像效果给人的视觉感观相似。图 2(f)中基于本文的方法图像整体色调分明,在对比度和饱和度上呈现出较好的效果,甚至在清晰度上

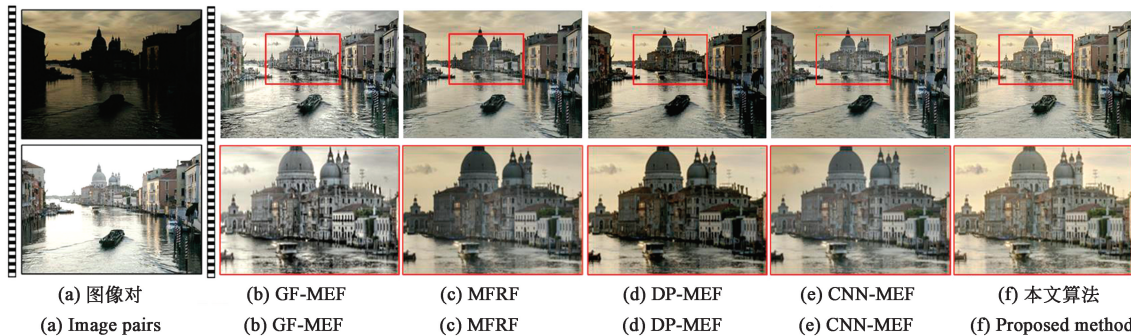


图 3 场景“Venice”的融合结果对比

Fig.3 Comparison results of the scene “Venice”

较图 2(c)、图 2(e)略微更胜一筹。

图 3 展示了使用场景“Venice”的融合结果。GF-MEF 使得远处的城堡和水面上的船都渲染成灰白基调;MFRF 使得城堡左右融合的效果不一致,左方偏暗而右方偏亮;DP-MEF 使得城堡里的细节不够突出;CNN-MEF 城堡整体效果符合人类视觉感知,但是明显有一些模糊感;本文方

法恢复的效果色彩分明,清晰度较高,视觉效果更好。

图 4 和图 5 则分别展示了使用“Office”序列和“Landscape”序列的融合结果。主观上,与前 4 种方法相比,本文的方法融合的效果图像色彩明亮丰富、纹理细节清晰可见、整体与全局衔接自然,总体效果更加接近真实自然场景。

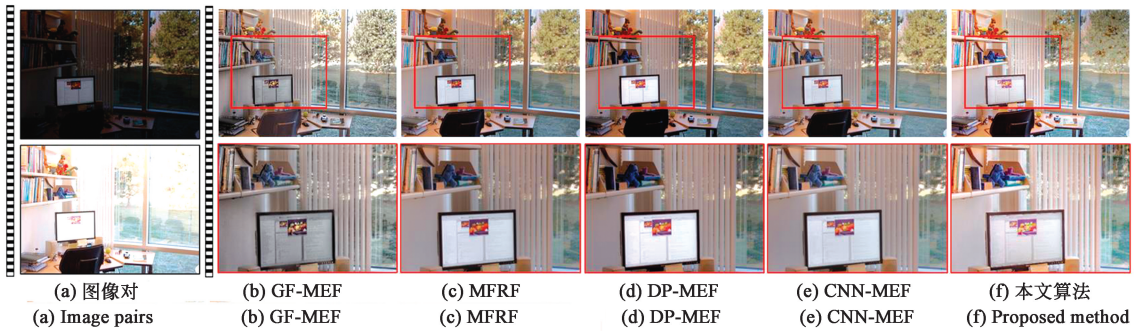


图 4 场景“Office”的融合结果对比

Fig.4 Comparison results of the scene “Office”

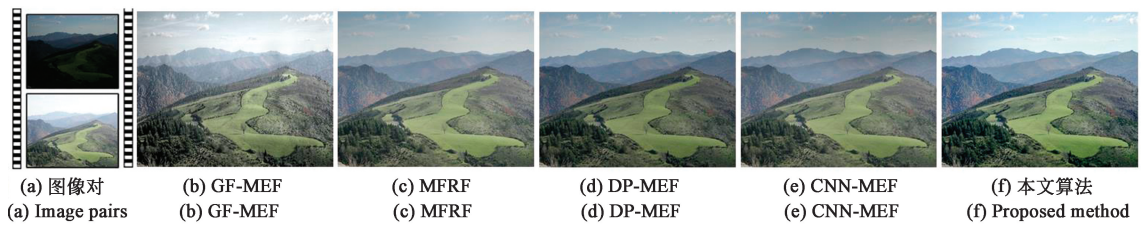


图 5 场景“Landscape”的融合结果对比

Fig.5 Comparison results of the scene “Landscape”

## 4 客观评价

上文已从主观上定性地分析了所提方法的融合图像效果,为了客观地定量评价融合的效果,需要选取一个合适的评价方法。然而,由于 MEF 体系中缺乏一个可以作为基准的参考图像,因此实际上还没有可以完美评价图像质量的方法。但是,可以参考大多数权威论文中使用的评价方法。其中,一种称为 MEF-SSIM 的

评价<sup>[14]</sup>被认为多曝光融合领域中评判准绳,因此本文选用它作为客观评价。MEF-SSIM 是一种基于结构相似性原理和一种新的块结构一致性度量方法的 MEF 客观图像质量评价算法,其分数值在 0~1 之间,0 表示效果最差,1 表示效果最好。表 1 展示了上述所有曝光测试序列中不同方法之间的 MEF-SSIM 定量评估值,可以看出,相比于其他方法,本文方法在大多数情况下 MEF-SSIM 计算值较高且均值最高,因此融合的效果最好。

表 1 使用 MEF-SSIM 对各种序列结果进行定量客观评价

Tab.1 Quantitative evaluation of the results using MEF-SSIM

Sequence	GF-MEF	MFRF	DP-MEF	CNN-MEF	Ours
Chinese_garden	0.898 7	<b>0.968 6</b>	0.961 8	0.968 4	0.967 2
Venice	0.751 1	0.905 5	0.791 6	0.860 6	<b>0.918 5</b>

续 表

Sequence	GF-MEF	MFRF	DP-MEF	CNN-MEF	Ours
Office	0.775 3	0.863 9	0.851 7	0.875 7	<b>0.909 1</b>
Landscape	0.914 4	0.988 5	0.984 0	0.983 1	<b>0.989 9</b>
Average	0.834 9	0.931 6	0.897 3	0.922 0	<b>0.946 2</b>

为了比较计算效率,分别计算了这 5 种曝光融合算法在相应曝光序列下的运行时间,如表 2 所示。所对比的 5 种算法都是基于 MATLAB 编

程,在 Intel i5 处理器、CPU 主频 1.2 GHz、内存 16 G 的 PC 上实现的。从对比结果可知,本文算法的计算效率优于 GF-MEF、DP-MEF 和 CNN-

表 2 五种曝光融合算法的运行时间

Tab.2 Execution time of five exposure fusion methods

(s)

Sequence	GF-MEF	MFRF	DP-MEF	CNN-MEF	Ours
Chinese_garden	0.693	0.585	0.732	0.638	0.563
Venice	0.701	0.572	0.715	0.631	0.558
Office	0.985	1.087	0.909	0.693	0.556
Landscape	0.708	0.568	0.872	0.622	0.582

MEF 算法,与提出的 MFRF 算法相当。

## 5 结 论

提出了一种基于重映射和多尺度曝光融合的 HDR 成像方法。该方法只需要采集一组短、长曝光图像,通过人工重映射分别生成一系列多曝光序列;然后通过曝光融合对所有多曝光序列进行金字塔多尺度重建以生成一幅细节保持良好的 HDR 图像。实验选取了 4 种代表不同类型的融合方法,针对不同的曝光测试序列,分别从主观和

客观上对该算法进行了比较与分析,结果表明:本文算法相比于 GF-MEF 在 MEF-SSIM 评分上提高了 13.33%;相比于 MFRF 提高了 1.57%;相比于 DP-MEF 提高了 4.89%;相比于 CNN-MEF 提高了 2.62%。本文算法具有较好细节保留的特点,呈现出了更加自然的高动态范围场景。所提方法为 HDR 成像领域提供了新的参考,有望为基于便携式移动采集设备,比如智能手机、摄像头的 HDR 成像提供了一条有价值的途径,未来可助力于光学成像、生物医学成像、遥感成像等领域进行高质量 HDR 图像探测。

## 参 考 文 献:

- [1] 宋可心,贾学志,李季,等.帘幕式 CMOS 全局曝光成像技术[J].光子学报,2019,48(8):0804003.  
SONG K X, JIA X Z, LI J, *et al.* Design on global imaging mode based on electronic rolling shutter CMOS [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(8): 0804003. (in Chinese)
- [2] LAPRAY P J, HEYRMAN B, GINHAC D. HDR-ARtiSt: an adaptive real-time smart camera for high dynamic range imaging [J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2016, 12(4): 747-762.
- [3] BATTIATO S, CASTORINA A, MANCUSO M. High dynamic range imaging for digital still camera: an overview [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2003, 44(3): 459-469.
- [4] 王峰,严利民.一种亮度分区和导向滤波相结合的色调映射算法[J].液晶与显示,2019,34(10):1000-1005.  
WANG F, YAN L M. Tone mapping algorithm combining luminance partitioning and guiding filtering [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(10): 1000-1005. (in Chinese)

- [5] 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.
- [6] 朴永杰,徐伟,王绍举,等.高动态范围视频的多曝光图像序列快速融合[J].*液晶与显示*,2014,29(6):1032-1041.  
PIAO Y J, XU W, WANG S J, *et al.* Fast multi-exposure image fusion for HDR video [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(6): 1032-1041. (in Chinese)
- [7] REINHARD E, WARD G, PATTANAİK S, *et al.* *High Dynamic Range Imaging: Acquisition, Display, and Image-Based Lighting* [M]. 2nd ed. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2010.
- [8] GU J W, HITOMI Y, MITSUNAGA T, *et al.* Coded rolling shutter photography: flexible space-time sampling [C]//*Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*. Cambridge, USA: IEEE, 2010.
- [9] HESSEL C. Simulated exposure fusion [J]. *Image Processing On Line*, 2019, 9: 469-482.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] WU L F, HU J B, YUAN C, *et al.* Details-preserving multi-exposure image fusion based on dual-pyramid using improved exposure evaluation [J]. *Results in Optics*, 2021, 2: 100046.
- [13] LI H, ZHANG L. Multi-exposure fusion with CNN features [C]//*Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Athens: IEEE, 2018: 1723-1727.
- [14] 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.

#### 作者简介:



吴玲风(1992—),女,安徽安庆人,硕士,助教,2019年于西安邮电大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉及图像处理方面的研究。E-mail: lfwu1822@163.com



李娜(1981—),女,四川泸州人,博士,副教授,2017年于长安大学获得博士学位,主要从事机器视觉方面的研究。E-mail: lina114@xupt.edu.cn