

# 基于多尺度分解的双曝光图像融合方法<sup>\*</sup>

田浩南 张美君 卜和阳

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)

**摘要:**为了有效地提高可见光成像设备的动态范围,降低融合图像的质量对源图像数量的依赖,提出了一种基于多尺度分解的双曝光图像融合算法。该方法只需要一组欠曝光和过曝光图像作为源图像,通过曝光融合即可得到一幅包含丰富信息的图像。首先,依据欠曝光图像和过曝光图像自身的特点,分别进行了自适应曝光调整,充分挖掘图像中潜在的细节信息。然后,提取图像序列的边缘强度、曝光适宜度和色彩饱和度作为评价指标,进而构建出融合权重图。最后,通过金字塔多尺度分解和加权融合得到融合图像。实验选取了15组图像序列,分别从主观和客观两个方面与4种具有代表性的算法进行了对比。实验结果表明,本文算法相比于其他算法,图像质量综合提升了4.9%,具有更强的细节信息保留能力。

**关键词:**双曝光图像;多尺度分解;图像金字塔;加权融合

**中图分类号:** TP391.41; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Two-exposure image fusion method based on multi-scale decomposition

Tian Haonan Zhang Meijun Bu Heyang

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

**Abstract:** To effectively improve the dynamic range of visible light imaging devices and reduce the dependency of fused image quality on the number of source images, a dual-exposure image fusion algorithm based on multi-scale decomposition is proposed. This method requires only one set of underexposed and overexposed images as source images to obtain a richly informative image through exposure fusion. Firstly, adaptive exposure adjustment is performed according to the characteristics of the underexposed and overexposed images, fully exploring the potential details in the images. Then, edge intensity, exposure suitability, and color saturation of the image sequence are extracted as evaluation indicators to construct a fusion weight map. Finally, the fused image is obtained through pyramid multi-scale decomposition and weighted fusion. Fifteen groups of image sequences were selected for experiments, and comparisons were made with four representative algorithms from both subjective and objective perspectives. The experimental results show that compared to other algorithms, the proposed algorithm improves overall image quality by 4.9% and has a stronger ability to retain detailed information.

**Keywords:** two-exposure image; multi-scale decomposition; image pyramid; weighted fusion

### 0 引言

近些年来,可见光传感器的制造工艺在不断地优化,以分辨率、灵敏度、帧频为代表的核心性能指标都有着显著的提升。虽然新推出的图像传感器的动态范围已接近100 dB,且具有高动态范围(high dynamic range, HDR)工

作模式,但与现实场景的动态范围相比仍存在着较大的差距<sup>[1]</sup>。尽管可以通过调节可见光成像设备的积分时间、增益和光圈来调整图像,但面对动态范围大的场景,仍然会丢失该场景中部分区域的细节信息,导致成像设备对目标的分辨能力下降。针对这一问题,国内外的研究者提出了多曝光图像融合(multi-exposure fusion, MEF)技术,该项技术基于优势互补的思想,不依赖于昂贵的采集设备,不

收稿日期:2024-06-10

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金委员会(62105326)项目资助

需要求解相机响应函数,只需将多幅不同曝光度的图像融合在一起,即可达到动态范围提升的目的。

随着 MEF 技术受到越来越多的关注,研究学者们提出了许多新颖的算法<sup>[2]</sup>。付争方等<sup>[3]</sup>提出了一种基于 Sigmoid 函数拟合的多曝光图像融合方法,通过视觉适应的 S 形曲线明确了像素的最佳成像亮度,融合得到直接在普通设备上现实的 HDR 图像。杜永生等<sup>[4]</sup>提出了一种基于质量度量和颜色校正的多曝光图像融合方法,该方法将对比度、饱和度和亮度作为评价指标,通过 Laplacian 金字塔实现多尺度融合。Li 等<sup>[5]</sup>提出了一种基于引导滤波的图像融合方法,将图像分解为基础层和细节层,充分利用空间一致性进行融合,该方法计算效率高,但融合效果依赖于参与融合的源图像数量,对极端曝光情况下的图像融合效果不理想。Ma 等<sup>[6]</sup>提出了一种新颖的 MEF 方法,将图像块分解为三个概念上独立的组成部分,即信号强度、信号结构和平均强度,利用对图像块强度和曝光度的测量,重建图像块并将其重新整合到融合图像中,该融合方法获得了较好的融合效果,但同样依赖于参与融合的源图像数量,无法有效应对极端曝光条件下的融合。Yang 等<sup>[7]</sup>提出了一种极端曝光条件下的双曝光图像融合方法,该方法通过强度映射函数生成一个中等曝光的虚拟图像,采用 Mertens 等<sup>[8]</sup>提出的经典方法将源图像序列与虚拟图像进行融合,该方法在保留相对亮度方面展现出了优异的性能,但该方法并非真正意义上的双曝光图像融合,依然需要额外的过渡图像参与融合。

在科技高速发展的今天,深度学习在人工智能浪潮中大放异彩,其在多个领域中都得到了广泛的应用<sup>[9-11]</sup>。毫无疑问地,研究学者们也将深度学习引入到了 MEF 算法的研究之中。目前,卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)和生成对抗网络(generative adversarial networks,GAN)是两种主流模型。2017年,一种有监督的 CNN 架构<sup>[12]</sup>被引入到 MEF 领域。2018年,Wang 等<sup>[13]</sup>提出了一个基于 CNN 的 MEF 研究框架。在有监督的 MEF 算法中,生成多曝光图像的地面真实数据是至关重要的,通常由研究人员根据他们所提出方法的特性进行构建。然而,这种方式所生成的地面真实数据的真实性有待商榷。除了基于 CNN 的方法,Xu 等<sup>[14]</sup>提出了一种端到端的 MEF 架构,同时训练生成网络和判别网络。然后,基于深度学习的方法依赖于地面真实信息和复杂的模型训练,应用成本较高。

本文提出了一种基于多尺度分解的双曝光图像融合方法,该方法仅需要两幅源图像,即一组欠曝光和过曝光图像对,通过引入预处理,结合欠曝光和过曝光图像自身的特点,进行了自适应的调整,能够充分地挖掘出图像中的潜在有用信息,降低融合效果对于源图像数量的依赖程度。该方法是基于空间域的融合方法,相比于基于深度学习的方法<sup>[12-18]</sup>,计算复杂度低且不依赖于训练数据,具有较高的工程化潜力。

## 1 双曝光图像融合

本文算法主要包括自适应曝光调整、权重图计算和加权融合 3 个步骤,所提方法的流程框图如图 1 所示。

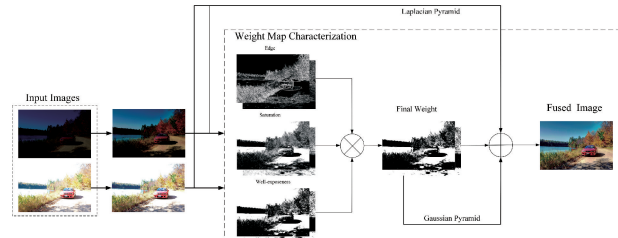


图 1 所提方法的流程框图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

### 1.1 自适应曝光调整

通常情况下,参与曝光融合的源图像越多,图像序列间的亮度突变越小,最终得到的融合图像质量越好。然而,为了减少源图像的数量并保证融合效果,就需要对参与融合的两幅源图像进行预处理。在极端曝光条件下,两幅源图像通常为欠曝光和过曝光的组合形式,欠曝光图像需要进行低照度增强处理,而过曝光图像需要进行高亮度校正处理。

#### 1) 欠曝光图像预处理

对于欠曝光图像,高动态范围的信息被压缩在有限的范围内,本文通过使用非线性传递函数实现亮度提升,从而实现图像中暗区细节的增强<sup>[11]</sup>。首先将原始图像转换为灰度图像  $I$ ,并归一化处理为  $I_n$ ,然后依据图像像素值的累计直方图(CDF)进行非线性映射。

$$I(x, y) = \frac{76.245I_R(x, y) + 149.685I_G(x, y) + 29.07I_B(x, y)}{255} \quad (1)$$

$$I_n(x, y) = \frac{I(x, y)}{255} \quad (2)$$

$$I'_n = \frac{I_n^{(0.75z+0.25)} + (1-I_n)0.4(1-z) + I_n^{(2-z)}}{2} \quad (3)$$

$$z = \begin{cases} 0, & L \leq 50 \\ \frac{L-50}{100}, & 50 < L \leq 150 \\ 1, & L > 150 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $z$ 为受图像自身统计特性影响的调整项; $L$ 表示灰度图像的 CDF 达到 0.1 时的色阶值。当图像中暗像素越多,调整效果越明显;反之,则无需继续调整亮度。对于欠曝光图像,这种非线性映射方法能够在保留亮区的同时,显著增强低亮度区域,对于暗区细节的挖掘具有很强的自适应性。

经过图像亮度的自适应增强后,会导致图像的对比度降低。通常情况下,对比度的增强意味着拉大亮像素和暗像素之间的差异。为了更好的提升图像的对比度,有效地

挖掘出潜在的有用信息,需要引入局部信息,这样对于拥有不同邻域的像素可以得到自适应的增强。

$$S(x,y) = 255I'_n(x,y)^{E(x,y)} \quad (5)$$

$$E(x,y) = r(x,y)^P = \left[ \frac{I_{conv}(x,y)}{I(x,y)} \right]^P \quad (6)$$

$$I_{conv}(x,y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m,n)G(m+x,n+y) \quad (7)$$

$$P = \begin{cases} 3, & \sigma \leq 3 \\ \frac{27-2\sigma}{7}, & 3 < \sigma < 10 \\ 1, & \sigma \geq 10 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $S(x,y)$  代表对比度增强;  $E(x,y)$  为受像素邻域特征影响的调整项;  $I_{conv}(x,y)$  为基于高斯核的邻域卷积;  $P$  为受全局标准差影响的调整项。即图像对比度的增强程度受全局均方差、像素值的卷积值与原始值的比。当均方差较小时,需要较大的增强幅度,  $P$  取较大值。反之,  $P$  取较小值。为了避免过度调整所导致的伪影、光晕和色差等问题,本文限制了像素的增大幅度为3倍。如图2所示,经过自适应曝光调整后,图像的暗处细节得到了显著增强,同时窗外景物的曝光得以保留,没有破坏整幅图像的和谐性。

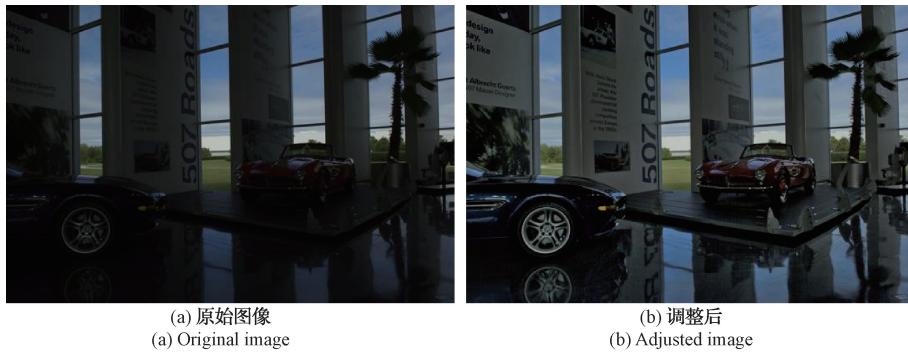


图2 欠曝光调整对比

Fig. 2 Under-exposure adjustment comparison

2) 过曝光图像预处理

不同于欠曝光图像,过曝光图像中的亮区信息被上移并在某处截断,导致对比度和细节被破坏。过曝光图像中的亮区细节无法按照欠曝光图像的处理方式进行处理,本文采用一种局部自适应曝光调整策略对过曝光图像进行处理<sup>[19]</sup>。

$$\hat{I}_\alpha = \alpha \cdot I \quad (9)$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{2r+1} \sqrt{\sum_{-r \leq p,q \leq r} (I_{i+p,j+q} - \mu_{ij})^2} \quad (10)$$

式中:  $\alpha$  为全局增益调整项;  $\sigma_{ij}$  为局域标准差;  $r$  是以  $I_{ij}$  为中心的窗口半径;  $\mu_{ij}$  是窗口内像素均值。通过局部方差衡量细节的呈现度,从而调整全局增益,即得到处理后

的过曝光图像,如图3所示。

1.2 权重图构建

本文采用经典多曝光图像融合方法中构建权重图的基本思路,以边缘强度、曝光适宜度及色彩饱和度为评价指标,针对其遗留问题,改进了提取方法,从而使暗区及亮区细节能够在融合图像中更好地保留,以达到弱光补偿与强光抑制的效果。

1) 边缘强度

图像的细节主要以图像中所呈现物体的边缘来体现,边缘也是图像中最直观的特征,是分析理解图像的前提,图像边缘的强弱直接影响着人们的主观感受。同时,人眼的视觉掩盖效应使边缘质量成为图像质量的重要衡量要



图3 过曝光调整对比

Fig. 3 Over-exposure adjustment comparison

素。因此,图像的边缘强度指标在权重图的构建中起着重要的作用。本文采用各向异性滤波的方法来获取图像的边缘强度图,无论是暗区还是亮区景物的细节,该方法都能够较好地予以保留。

假设多曝光图像序列为  $I_k$  (其中  $k = 1, 2, \dots, N$ ),  $N$  表示输入图像数量。首先对输入图像进行灰度化和归一化预处理,得到  $I_k^{gray}$ , 然后进行各向异性滤波操作,最后将原灰度图和滤波后的图像做差取绝对值,得到图像细节  $W^d$ , 图像中坐标为  $(i, j)$  的像素点对应的细节信息为:

$$B_k(i, j) = ADF(I_k^{gray}(i, j)) \quad (11)$$

$$W_k^d(i, j) = |I_k^{gray} - B_k(i, j)| \quad (12)$$

式中:  $B_k(i, j)$  为各向异性滤波输出;  $ADF(\cdot)$  表示各向异性滤波操作;  $W_k^d$  表示第  $k$  张图像的边缘强度。

如图4所示,本文算法能够更好地保留欠曝光场景的细节,相比于经典方法中使用拉普拉斯滤波器提取图像的边缘及纹理细节,本文所采用的方法更好地降低了画面亮度对于提取边缘权重的影响,为后续获得更好的融合效果打下了基础。

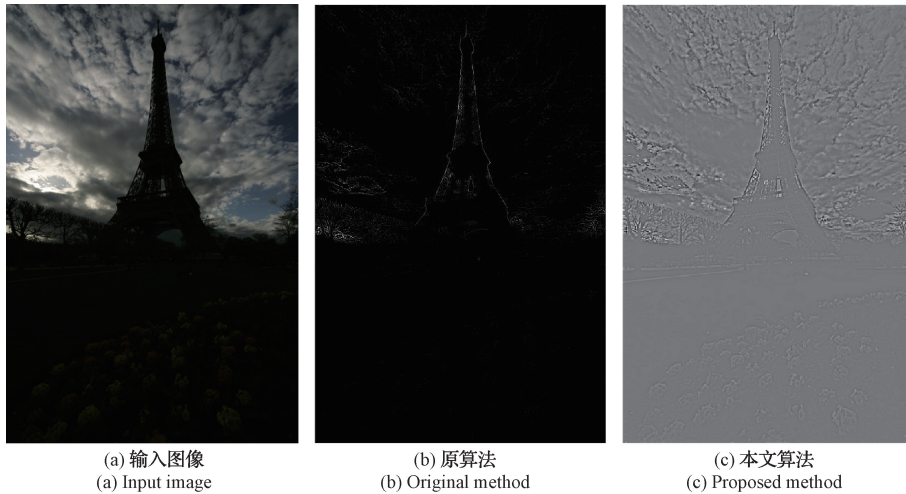


图4 边缘权重图提取对比

Fig. 4 Edge weight map extraction comparison

## 2) 曝光适宜度

亮度是体现图像质量的另一个方面,图像所能呈现出的信息都依托于图像的亮暗。融合图像的效果很大程度上取决于亮度是否合适,为了更好地呈现出全图的细节信息,应对不同曝光程度的像素分配不同的权值。本文的分配策略仍建立在一维高斯方程的基础上,对于过暗或过亮的像素进行舍弃或分配较小的权重,而对像素值合理的像素分配较大的权值,而不是都与固定的中值 0.5 作偏离程度计算,需要结合图像像素的分布特点计算像素权重,例如整体欠曝光图像中的亮区像素,或整体过曝光图像中的暗区像素,都会对最终融合图像的细节做出更大的贡献,因此这类像素点分配更大的融合权重,分配方程为:

$$W_k^e(x, y) = \exp\left(-\frac{(Y_k(x, y) - z'_{mid})^2}{2\sigma_{Y_k}^2}\right) \quad (13)$$

$$z'_{mid} = \begin{cases} 1 - \frac{z_{max} + z_{min}}{2}, & \mu > 0.8 \text{ 或 } \mu < 0.2 \\ \frac{z_{max} + z_{min}}{2}, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: 0.8 和 0.2 为曝光适宜度的趋近中值计算参数,是依据大量试验的经验统计数据;  $\sigma$  代表标准差;  $z_{max}$  和  $z_{min}$  代表亮度图  $Y$  中的最大值和最小值,  $z'_{mid}$  代表像素偏离参考点。当图像整体偏亮时,像素偏离参考点相应地下

调,暗区像素被赋予更大的权重;当图像整体偏暗时,像素偏离参考点相应地上调,亮区细节被赋予更大的权重。相比于经典算法中提取曝光适宜度指标的方法,所有控制参数均不是固定值,都取决于图像自身的统计特性,使其具有更好的自适应性。

## 3) 色彩饱和度

色彩对于图像的整体质量也是至关重要的,色彩鲜艳的图像能够呈现出令人印象深刻的视觉效果。本文采用的色彩饱和度指标提取公式如下:

$$W_k^s(x, y) = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{ch} (I_k^{ch}(x, y) - \mu)^2} \quad (15)$$

式中:  $ch$  代表图像的  $R, G, B$  通道;  $\mu$  代表 3 个通道像素值均值;  $W_k^s$  代表图像的色彩饱和度。

## 1.3 图像融合

经过一系列的计算后,得到图像序列中每幅图像的权重图,分别对输入图像和权重图构建拉普拉斯和高斯金字塔。利用权重图金字塔的评估参数将对应层的拉普拉斯金字塔系数进行整合重组,继而获得了整合后的新拉普拉斯金字塔,最后重建该金字塔,从而得到融合后的图像,即:

$$L\{F\}_{x,y}^d = \sum_{k=1}^N L\{I\}_{x,y,k}^d G\{W\}_{x,y,k}^d \quad (16)$$

式中:  $L\{I\}_{x,y,k}^d$  代表第  $k$  幅源图像的拉普拉斯金字塔第  $d$

层的系数;  $G\{W\}_{x,y,k}^d$  代表第  $k$  幅源图像的权重图的高斯金字塔第  $d$  层的系数。

## 2 实验结果与分析

本文选取了 MEFB 数据集<sup>[20]</sup>中的 15 组图像序列,与

文献[6,14-16]所提出的主流方法进行对比,本文方法是在 Intel i7-10875H 处理器(2.3 GHz,64 位),16G 内存的 PC 平台上利用 MATLAB2020b 编程完成。图像数据集中部分图像序列如图 5 所示。

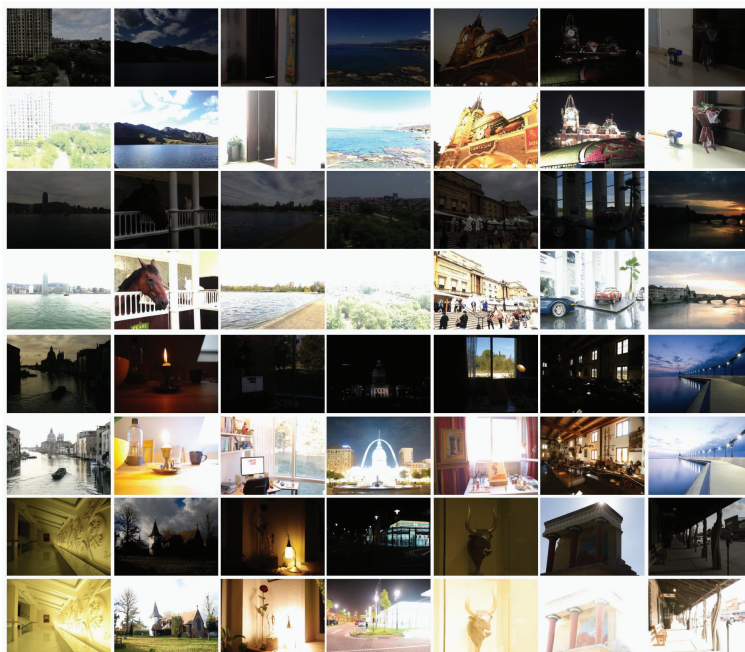


图 5 数据集部分图像序列

Fig. 5 Part image sequences of dataset

### 2.1 主观评价

本文将所提出的方法与其他 4 种融合算法在具有代表性的场景下进行了全面的比较。本文选用 MEFB 数据集对融合算法进行性能评估,该数据集包含了各种场景下图像序列对,本文选择了 15 组图像,这些图像涵盖了一系列的典型场景。3 组图像如图 6 所示,包括了室内和室外场景。本文方法在亮度、对比度和饱和度方面表现出了更好的效果,在全局亮度和暗部细节之间取得了适当的平

衡。相比之下,文献[15-16]所生成的融合图像显得昏暗,而文献[14]所生成的图像则显得不自然。

另一种典型情况如图 7~9 所示,即图像中存在动态范围差异很大的两部分,几乎不可能同时获取两个部分的信息。因此,这种情况下的融合结果可以充分体现 MEF 方法的性能。本文所提方法通过对输入图像的预处理,通过平衡过暗或过亮区域的亮度和对比度,尽可能地提高了整体图像的可视性。从以上结果对比可以看出,文献[6]



图 6 不同场景下的融合效果对比

Fig. 6 Comparison of fusion results in different scenarios

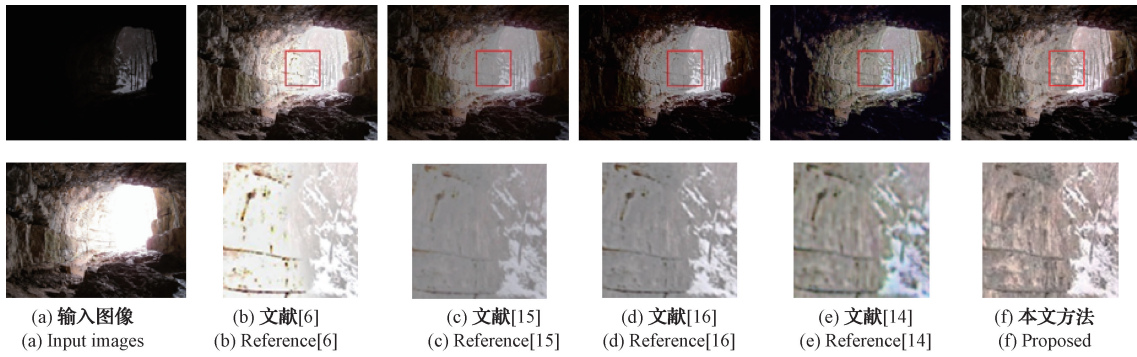


图7 Cave 图像序列融合效果对比

Fig. 7 Exposure fusion results of cave sequence

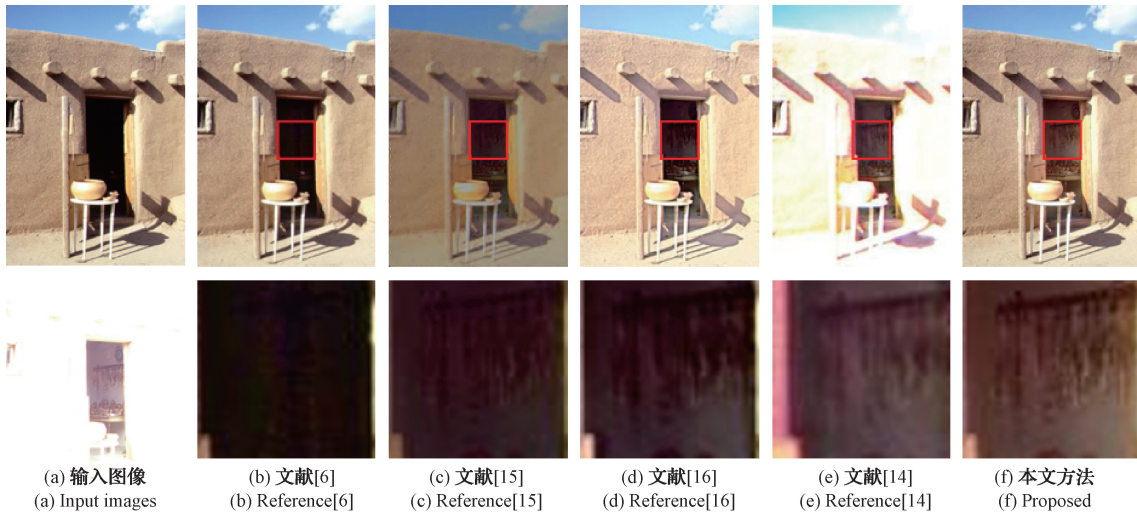


图8 Door 图像序列融合效果对比

Fig. 8 Exposure fusion results of door sequence

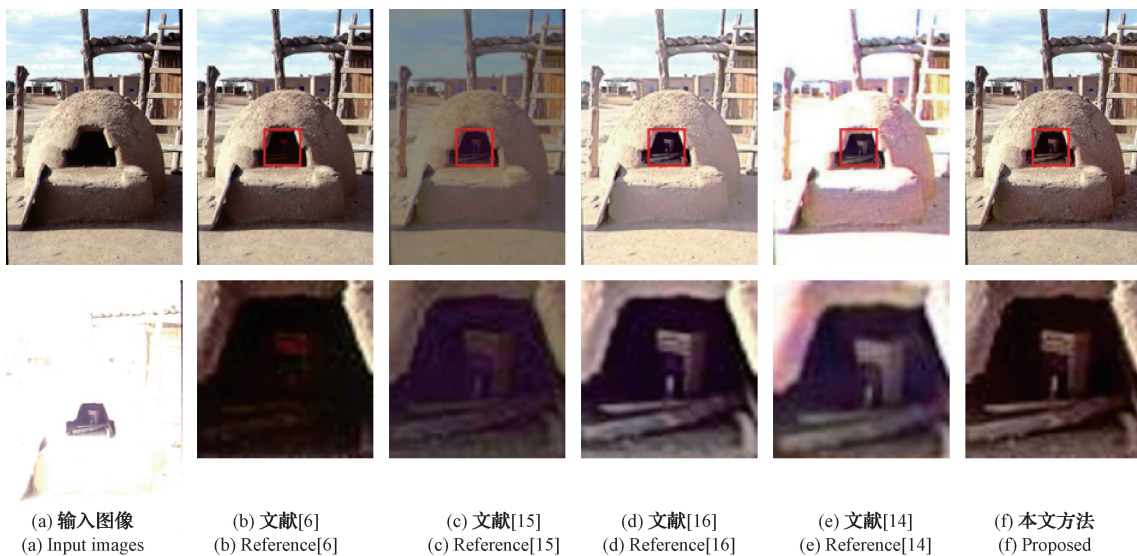


图9 Igloo 图像序列融合效果对比

Fig. 9 Exposure fusion results of igloo sequence

的融合图像视觉效果较好,但缺乏暗部细节。其他方法的适应性较差,融合效果随场景的变化而呈现出较大差异。例如,文献[15]的融合图像都偏暗,文献[14]的融合图像则出现过曝光。如图7所示,本文方法表现出更好的性能,尤其是在明暗过渡衔接处。对于如上所示典型场景,所提出的方法实现了图像亮度和暗部细节的整体提升。

### 2.2 客观评价

为了客观评价本文所提出方法的性能,选择了3个客观评价指标<sup>[21]</sup>,包括平均梯度(average gradient, AG)、边缘信息保持度  $Q^{AB/F}$  和多曝光融合结构相似性(MEF-SSIM)。AG 指标用于计算梯度信息,代表图像的细节和纹理。 $Q^{AB/F}$  指标用于衡量融合图像中保留的边缘信息量。MEF-SSIM 指标是一个感知质量评价指标,它是基于结构相似性评价和图像块分解的方法,是现阶段评价多曝光融合图像质量的主流方法。

#### 1) 平均梯度

平均梯度计算融合图像的梯度信息,它可以灵敏地反映图像的复杂细节,并可用于评价图像的清晰度。平均梯度值越大,表明融合后的图像包含的梯度信息越多,融合效果越好。

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_M \sum_N \sqrt{\frac{\nabla F_x^2(i,j) + \nabla F_y^2(i,j)}{2}} \quad (17)$$

式中:  $\nabla F_x(i,j) = F(i,j) - F(i+1,j)$ ,  $\nabla F_y(i,j) = F(i,j) - F(i,j+1)$ 。

#### 2) 边缘信息保持度

边缘信息保持度是指融合后的图像中保留输入图像的边缘信息的程度,数值越大表示保留的边缘信息越多。

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^{i=1} \sum_{M} (Q^{A,F}(i,j)w^A(i,j) + Q^{A,F}(i,j)w^B(i,j))}{\sum_{i=1}^{i=1} \sum_{M} (w^A(i,j) + w^B(i,j))} \quad (18)$$

式中:  $Q^{X,F}(i,j) = Q_g^{X,F}(i,j)Q_a^{X,F}(i,j)$ ,  $Q_g^{X,F}(i,j)$  和  $Q_a^{X,F}(i,j)$  代表  $(i,j)$  处的边缘和方向信息;  $w^A$  和  $w^B$  代表输入图像的权重。

#### 3) MEF-SSIM

MEF-SSIM 评价方法是建立在图像结构相似性方法的基础上,与主观判断具有很好的相关性。该图像客观质量评价方法受到结构相似性评价指标(SSIM)的启发,其核心思想是人类的视觉系统对自然场景中的结构信息高度敏感,被作为多曝光融合图像融合的主流评价方法。

$$S(\{x_k\}, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C} \quad (19)$$

$$Q(Y) = \frac{1}{M} \sum_M S(\{x_k\}(j), y(j)) \quad (20)$$

式中:  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  代表向量  $\hat{x}$  和  $y$  的局部方差;  $\sigma_{xy}$  代表向量  $\hat{x}$  和  $y$  的局部协方差;  $M$  代表图像所划分的图像块总数。

本文使用3种典型的客观评价指标对15组图像进行了测试。表1~3为本文提出的方法和其他4种方法的客观评价价值对比,3种评价指标值都与融合效果成正比,表中粗体数值代表了最高评分。显然,本文提出的方法整体上优于其他方法。对于  $Q^{AB/F}$  客观评价指标,本文方法在15组图像中都表现出更优越的性能。对于 AG 和 MEF-SSIM 客观评价指标,所提方法的评价值排序始终在前两名之内,且与第1名的差距很小。

表1 AG 客观评价指标对比

Table 1 AG objective evaluation values for different algorithms

图像序列	文献[6]	文献[15]	文献[16]	文献[14]	本文方法
Night	6.758 1	3.221 5	3.893 2	4.422 6	7.618 1
Mask	6.649 2	4.474 8	6.234 4	5.471 5	6.703 1
507	6.613 8	5.177 5	7.451 3	6.500 4	6.642 9
Arno	3.963 0	3.023 6	3.588 6	3.012 5	4.633 9
Uk_01	12.603 6	5.511 1	11.569 5	9.966 7	15.105 2
Cave	9.956 9	5.913 7	6.708 2	6.210 3	10.252 4
Door	7.689 9	3.298 5	6.737 7	3.325 5	7.710 4
Igloo	10.338 8	3.391 1	8.146 7	4.843 9	10.397 2
Window2	6.137 1	4.319 8	4.858 9	4.316 3	5.459 0
Office	8.250 3	4.794 4	8.192 9	7.261 0	8.365 7
Studio	6.076 2	3.912 2	5.016 4	4.634 9	5.272 3
Venice	7.698 1	6.719 9	8.203 3	6.021 9	9.444 9
Belgium House	8.277 5	4.147 8	6.095 2	5.867 7	6.609 1
Balloons	4.481 9	2.883 1	2.738 8	3.380 4	4.405 0
Tree	13.081 5	4.810 7	8.954 9	8.306 7	10.574 2
平均值	7.905 1	4.373 3	6.559 3	5.569 5	7.946 2

表2  $Q^{AB/F}$  客观评价指标对比

Table 2  $Q^{AB/F}$  objective evaluation values for different algorithms

图像序列	文献[6]	文献[15]	文献[16]	文献[14]	本文方法
Night	0.596 2	0.251 5	0.474 4	0.445 7	0.671 3
Mask	0.727 0	0.615 3	0.576 1	0.224 8	0.805 6
507	0.730 9	0.537 8	0.651 3	0.284 1	0.752 6
Arno	0.681 4	0.594 5	0.467 7	0.182 2	0.736 5
Uk_01	0.634 5	0.197 1	0.571 5	0.215 3	0.714 8
Cave	0.869 7	0.611 5	0.517 0	0.358 1	0.885 5
Door	0.689 8	0.260 4	0.640 3	0.248 5	0.697 3
Igloo	0.677 9	0.126 0	0.583 6	0.202 5	0.682 7
Window2	0.452 8	0.469 4	0.484 0	0.290 3	0.623 4
Office	0.715 8	0.646 0	0.674 5	0.308 6	0.740 5
Studio	0.657 8	0.616 7	0.641 7	0.243 7	0.759 6
Venice	0.561 4	0.667 5	0.548 7	0.209 5	0.737 8
Belgium House	0.657 6	0.533 0	0.634 3	0.496 5	0.783 8
Balloons	0.774 8	0.580 5	0.459 5	0.204 6	0.825 1
Tree	0.646 3	0.145 0	0.516 4	0.433 7	0.671 9
平均值	0.671 6	0.456 8	0.562 7	0.289 9	0.739 2

表3 MEF-SSIM 客观评价指标对比

Table 3 MEF-SSIM objective evaluation values for different algorithms

图像序列	文献[5]	文献[7]	文献[8]	文献[9]	本文方法
Night	0.893 0	0.903 5	0.935 5	0.924 8	0.967 7
Mask	0.967 2	0.914 6	0.925 4	0.729 5	0.989 4
507	0.939 2	0.930 2	0.952 6	0.747 0	0.968 8
Arno	0.968 7	0.968 2	0.938 1	0.832 7	0.984 8
Uk_01	0.947 9	0.818 2	0.953 8	0.665 6	0.953 2
Cave	0.965 1	0.896 6	0.842 1	0.811 7	0.937 8
Door	0.970 7	0.755 5	0.912 8	0.535 9	0.969 1
Igloo	0.978 0	0.663 1	0.900 9	0.542 9	0.972 7
Window2	0.742 9	0.868 1	0.822 6	0.700 5	0.954 8
Office	0.908 9	0.933 8	0.944 6	0.697 3	0.936 6
Studio	0.909 1	0.907 9	0.901 7	0.728 0	0.962 5
Venice	0.905 5	0.962 8	0.920 8	0.639 5	0.952 5
Belgium House	0.884 5	0.888 0	0.938 5	0.9109	0.960 7
Balloons	0.930 6	0.916 2	0.867 1	0.770 7	0.937 9
Tree	0.877 7	0.790 0	0.886 3	0.831 8	0.935 0
平均值	0.919 3	0.874 4	0.909 5	0.737 9	0.958 9

### 3 结 论

本文提出了一种基于多尺度分解的双曝光图像塔融合方法。该方法以一组欠曝光和过曝光图像为源图像,结合图像自身的成像特点,进行了自适应的曝光调整,从而能够有效地挖掘出图像中潜在的细节信息,并且降低了融合效果对参与融合图像数量的依赖。实验选取了15组典型场景的图像序列,分别从主观和客观两个方面与4种具有代表性的方法进行了对比分析。实验结果表明,本文提

出的方法能够很好地保留暗区和亮区的细节信息,能够呈现出较为自然的高动态范围场景。本文所提出的方法降低了融合效果对于源图像数量的依赖程度,有效简化了源图像采集阶段的复杂度,具有较高的工程化应用潜力。

#### 参 考 文 献

- [1] 申小禾. 基于检调光的航空可见光摄像机曝光融合方法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2017.

- SHEN X H. Research on the method of exposure fusion for aerial visible light camera based on estimating and adjusting exposure[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, 2017.
- [2] XU F, LIU J, SONG Y, et al. Multi-exposure image fusion techniques: A comprehensive review [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3):771.
- [3] 付争方, 朱虹, 薛杉, 等. 基于 Sigmoid 函数拟合的多曝光图像直接融合算法[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(10):2321-2329.
- FU ZH F, ZHU H, XUE SH, et al. Direct fusion algorithm for multi-exposed images based on sigmoid function fitting [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(10):2312-2329.
- [4] 杜永生, 黄传波. 基于质量度量与颜色校正的多曝光图像融合算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(1):90-98.
- DU Y SH, HUANG CH B. Multi-exposure image fusion algorithm based on quality metric coupled with color correction [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(1):90-98.
- [5] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7):2864-2875.
- [6] MA K, WANG Z. Multi-exposure image fusion: A patch-wise approach [C]. 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2015:1717-1721.
- [7] YANG Y, CAO W, WU S, et al. Multi-scale fusion of two large-exposure-ratio images [J]. *Signal Processing Letters*, 2018, 25(12):1885-1889.
- [8] MERTENS T, KAUTZ J. Exposure fusion: A simple and practical alternative to high dynamic range photography[J]. *Computer Graphics Forum*, 2010, 28(1):161-171.
- [9] 王亚鹏, 韩文花. 改进 YOLOv5 算法下的无人驾驶道路行人识别研究[J]. *国外电子测量技术*, 2024, 43(6):170-178.
- WANG Y P, HAN W H. Pedestrian recognition research on unmanned roads with improved YOLOv5 algorithm [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(7):41-49.
- [10] 李忠科, 刘小芳. 基于轻量级 YOLOv8n 网络的 PCB 缺陷检测算法[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(4):120-126.
- LI ZH K, LIU X F. PCB defect detection algorithm based on lightweight YOLOv8n network [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(4):120-126.
- [11] 杨傲雷, 周应宏, 杨帮华, 等. 基于 Transformer 的三维人体姿态估计及其动作达成度评估[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(4):136-144.
- YANG AO L, ZHOU Y H, YANG B H, et al. Transformer-based 3D Human pose estimation and action achievement evaluation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4):136-144.
- [12] KALANTARI N K, RAMAMOORTHY R. Deep high dynamic range imaging of dynamic scenes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4):1-12.
- [13] WANG J, WANG W, XU G, et al. End-to-end exposure fusion using convolutional neural network [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2018, 101(2):560-563.
- [14] XU H, MA J, ZHANG X P. MEF-GAN: Multi-exposure image fusion via generative adversarial networks [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29:7203-7216.
- [15] RAM PRABHAKAR K, SAI SRIKAR V, VENKATESH BABU R. DeepFuse: A deep unsupervised approach for exposure fusion with extreme exposure image pairs[C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017:4714-4722.
- [16] XU H, MA J, JIANG J, et al. U2Fusion: A unified unsupervised image fusion network [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 44(1):502-518.
- [17] 张介滨, 曾上游, 雷松檀. 基于改进 U-net 多尺度注意力的多曝光图像融合算法[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(10):8-14.
- ZHANG J B, ZENG SH Y, LEI S T. Multi-exposure image fusion algorithm based on improved U-net multi-scale attention [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(10):8-14.
- [18] TAO L, ASARI V K. Adaptive and integrated neighborhood-dependent approach for nonlinear enhancement of color images [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2005, 14(4):043006-043006-043014.
- [19] HAN D, LI L, GUO X, et al. Multi-exposure image fusion via deep perceptual enhancement [J]. *Information Fusion*, 2022, 79:248-262.
- [20] ZHANG X. Benchmarking and comparing multi-exposure image fusion algorithms [J]. *Information Fusion*, 2021, 74:111-131.
- [21] 祝新力, 张雅声, 方宇强, 等. 多曝光图像融合方法综

述[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(22): 23-40.  
ZHU X L, ZHANG Y SH, FANG Y Q, et al. Review  
of multi-exposure image fusion methods[J]. Laser &  
Optoelectronics, 2023, 60(22): 23-40.

#### 作者简介

田浩南, 硕士, 副研究员, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: tju\_thn@163.com

张美君, 博士, 副研究员, 主要研究方向为机械总体设计。

E-mail: zhangmeijun@ciomp.ac.cn

卜和阳(通信作者), 硕士, 助理研究员, 主要研究方向为光学总体设计。

E-mail: bhy0125@126.com