

多曝光图像融合方法综述

祝新力¹, 张雅声², 方宇强^{2*}, 张喜涛², 许洁平², 罗迪¹

¹航天工程大学研究生院, 北京 101416;

²航天工程大学, 北京 101416

摘要 高动态范围成像图像是真实表示自然场景中高动态范围亮度的图像, 可以反映更多自然场景的信息。多曝光融合以无需改进硬件、算法流程简单的优点成为重建高动态范围图像的重要手段之一, 并已在手机相机、工业相机等多个领域得到广泛应用。首先, 分别依据融合层次、运动像素处理方式对静态场景、动态场景的多曝光图像融合方法进行分类总结, 并对基于深度学习的方法进行单独分析总结。其次, 针对多曝光图像融合的相关数据集和性能评价指标进行综述, 并对融合方法使用的性能评价指标进行汇总。最后, 对多曝光图像融合研究值得关注的问题进行展望, 提供了后续相关研究的思路。

关键词 多曝光图像融合; 高动态范围图像; 静态场景; 动态场景; 深度学习

中图分类号 O436 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230683

Review of Multi-Exposure Image Fusion Methods

Zhu Xinli¹, Zhang Yasheng², Fang Yuqiang^{2*}, Zhang Xitao², Xu Jieping², Luo Di¹

¹Department of Graduate Management, Space Engineering University, Beijing 101416, China;

²Space Engineering University, Beijing 101416, China

Abstract High dynamic range imaging images are images that truly represent the high dynamic range brightness of natural scenes, and can reflect more information about natural scenes. Multi-exposure fusion has become one of the important means to reconstruct high dynamic range images due to its advantages of no need to improve hardware and simple algorithm process, and has been widely used in mobile phone cameras, industrial cameras, and other fields. In this paper, the multi-exposure image fusion methods for static scenes and dynamic scenes were classified and summarized according to the fusion level and motion pixel processing methods, and the methods based on deep learning were analyzed and summarized separately. Secondly, the relevant datasets and performance evaluation indicators of multi-exposure image fusion were reviewed, and the performance evaluation indicators used in the fusion method were summarized. Finally, the issues worthy of attention in multi-exposure image fusion research were prospected, and ideas for follow-up related research were provided.

Key words multi-exposure image fusion; high dynamic range image; static scene; dynamic scene; deep learning

1 引言

自然场景的动态范围十分宽广, 而广泛使用的相机的动态范围是有限的, 远远小于前者。相机的一次拍摄成像仅能够获取自然场景的一个有限区间的动态范围, 无法完整真实地获取自然场景的全部内容, 导致部分场景信息丢失。为解决该问题, 高动态范围(HDR)成像开始得到研究。高动态范围图像重建有成像设备改进、多传感器成像、色调映射和多曝光图像

融合等方法。多曝光图像融合^[1-3]以无需改变硬件、无需恢复辐射度、方法流程简单的优点成为重建高动态范围图像的重要手段之一, 并已在手机相机、工业相机等多个领域得到广泛应用。

多曝光图像融合基于融合规则, 将在同一场景下传感器采取不同曝光度多次拍摄成像得到的图像序列直接融合, 获得内容丰富的高动态范围图像^[1], 进而尽可能反映自然场景的所有内容。多曝光图像融合算法的输入是多个低动态图像构成的图像序列, 输出单个

收稿日期: 2023-03-17; 修回日期: 2023-03-25; 录用日期: 2023-04-03; 网络首发日期: 2023-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(61906213)

通信作者: *fangyuqiang@nudt.edu.cn

内容丰富的低动态图像。从基于金字塔的多曝光图像融合技术开始,到空间域、变换域等方法,学术界已有数百篇相关的文章聚焦于相关技术^[4]。随着多尺度分析和深度学习在图像处理、识别等领域的应用与研究逐渐深入,多曝光融合取得重大的研究进展。多曝光图像融合关注的场景多样复杂,场景中往往包含运动物体,导致成像多曝光图像序列并不都是对齐的^[5]。针对只有静止物体的静态场景,多曝光融合方法一般可以分为基于空间域的方法、基于变换域的方法和基于深度学习的方法 3 大类。针对包含运动物体的动态场景,多曝光融合方法主要分为基于运动检测、基于图像配准和基于深度学习的多曝光融合方法 3 大类。

本文在充分参考相关研究文献的基础上,首先分别对静态场景多曝光图像融合方法进行归纳综述;其次对动态场景多曝光图像融合方法进行归纳综述;再次,介绍多曝光图像融合常用数据集和融合评价指标;最后,对未来多曝光图像融合方法研究值得关注的热点问题展望。

2 静态场景多曝光图像融合方法

2.1 基于空间域的方法

基于空间域的方法根据图像的空间特征,直接在空间域上融合图像。基于空间域的方法可分为 3 种:基于像素的方法、基于图像块分解的方法、基于优化的方法。

2.1.1 基于像素的方法

基于像素的方法对图像序列相同位置的像素序列构建权值映射,通过加权所有图像序列来实现图像融合。该方法的关键在于构建出合适的权值映射,图像的权值映射即图像序列的融合规则,通过对每幅图像采取相同的方法来获取权值映射。

曝光融合图像 $I_i(x, y)$ 可表示为

$$I_i(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n(x, y) I_n(x, y), \quad (1)$$

式中: N 为源图像序列的数量; $I_n(x, y)$ 为第 n 个源图像中 (x, y) 像素点的像素强度; $W_n(x, y)$ 为第 n 个源图像中 (x, y) 像素点的权值。由式(1)可知,构建权值映射是此类方法的核心。在构建权值映射方面, Raman 等^[6]提出了一种基于双边滤波的图像融合方法,双边滤波的边缘保留特性使得构建的权值映射在边缘保留上具有很好的表现,但是该方法在颜色保真和全局对比度提高上存在不足。Li 等^[7]利用图像的局部对比度、亮度和颜色相似性 3 个特征构建权值图,然后采用中值滤波和递归滤波对权值图进行细化。该方法较好地解决光晕效应严重和细节丢失的问题,但是存在对比度降低和颜色失真的问题。Lee 等^[8]提出了自适应平均像素强度的权重设计,使用全局梯度表征图像的纹理信息和曝光效果,考虑了曝光效果对像素的影响。

Xu 等^[9]利用定向边缘大小模型(pattern of oriented edge magnitude)的特征描述符来提取对比度信息,将其与曝光度和饱和度结合,构建图像序列的权重图,方法较好地保留了图像的颜色信息和细节。Ulucan 等^[10]先从图像序列采用 K-Means 聚类方法选出过曝光、正常曝光和欠曝光各一幅图像,使用局部线性嵌入计算得到权重图,利用分水岭掩蔽对权重图进行调整,得到最终权重图,但是此方法在源图像序列存在极度曝光或欠曝光时的融合质量会明显下降。李萌等^[11]使用由像素强度和全局梯度构造的自适应权重对源图像生成中间图像,设计了基于加权最小二乘的边缘保持平滑算法,通过对图像进行平滑突出细节,将细节加入中间图像得到最终融合图像。该方法在突出纹理细节和平衡色彩上具有更好的效果。

场景分割(scene segmentation)与增强区域(region of enhancement)的引进是此类方法的重大改进,对提高融合效果至关重要。Kinoshita 等^[12]提出了基于亮度分布的场景分割方法,然后亮度调节分割后的场景,最后对调节后的图像序列进行融合。Wang 等^[13]选定每个图像的最亮和最暗区域作为增强区域,仅对增强区域进行基于局部拉普拉斯滤波的多曝光融合。该方法减少了计算量,避免了亮度过度增强和颜色失真。

综上所述,基于像素的方法通过利用图像的对比度、亮度、饱和度等信息构建权重映射,并对权重映射采用滤波处理,得到最终融合权重映射。该类方法是基于像素实现融合的,具有结构简单、高度灵活、可实现性强、复杂度低、计算效率高等优点。但是该方法直接在像素层面构建权重,当权重变化较快时,融合图像会出现明显的像素亮度突变,导致视觉感知质量下降。

2.1.2 基于图像块分解的方法

基于图像块分解的方法将源图像按一定大小分为多个图像块,通过对相同位置的图像块构建融合规则,得到整幅图像的融合结果。2005 年, Goshtasby^[14]首次利用图像块进行多曝光融合,设计混合高斯函数加权图像块,将最大权值分配给熵最大的图像块,确定最优结果的图像块大小,有效解决简单选取最大图像块后带来的块之间色彩不连续的问题。2015 年, Ma 等^[15]将图像块进一步分为信号强度、信号结构和平均强度分量,成为了近几年基于图像块分解的方法研究的基础。设 $\{x_k\}$ 为第 k 个输入图像的图像块,图像块 x_k 可以表示为

$$x_k = \left\| x_k - \mu_{x_k} \right\| \cdot \frac{x_k - \mu_{x_k}}{\left\| x_k - \mu_{x_k} \right\|} + \mu_{x_k} = \left\| \tilde{x}_k \right\| \cdot \frac{\tilde{x}_k}{\left\| \tilde{x}_k \right\|} + \mu_{x_k} = c_k \cdot s_k + l_k, \quad (2)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示向量的二范数; μ_{x_k} 表示图像块的亮度均值; c_k 表示信号强度分量; s_k 表示信号结构分量; l_k 表

示平均亮度分量。通过对相同位置的图像块序列 3 个分量进行融合,生成最终图像块,从而生成整幅图像。

在此基础上,Huang 等^[16]采用局部权重、全局权重和显著性权重信号强度构建信号结构和平均强度,方法在保留颜色信息和纹理结构上取得较好效果。李卫中^[17]采用局部方差、局部显著性特征和局部可见性计算权重图,对动态融合场景增加局部相似性指标,将多曝光方法应用到动态场景。Li 等^[18]对信号结构跳过归一化近似操作,实现对算法约 30 倍的加速,并提出多尺度图像块曝光融合方法,该方法有效抑制了光晕伪影。进一步,Li 等^[19]将边缘保留因子加到平均强度上,使得平均强度不再是常数向量,方法较好地保留了细节信息。Wang 等^[20]利用超像素分割将图像分割成具有相似视觉属性的像素组成的图像块,并对权重图进行引导滤波处理,该方法较好地保留了源图像的颜色信息,块之间相对平滑而不会模糊。

综上所述,基于图像块分解的方法通过构建包含更多信息的图像块分量来融合图像。基于图像块分解的方法能够对融合结果保留更多的色彩信息和纹理细节,但需要对图像块分解进行运算,计算成本和复杂度较高。

2.1.3 基于优化的方法

基于优化的方法是基于优化函数或者能量函数的,通过求解函数得到权重映射,从而得到融合图像。Shen 等^[21]基于颜色一致性和局部对比度两个图像质量指标构建初始权重图和优化函数,使用广义随机游走框架求解全局最优解,得到最终的权重图,将最终优化的权重图加权到输入图像,得到融合图像。该方法实现了两个指标的平衡,不仅具有较高的对比度,而且在保留图像细节方面有很大优势。Li 等^[22]采用基于二次优化的方法提取源图像的细节信息,将其加入融合后的图像。Song 等^[23]利用梯度求解最大化图像亮度的对比度,融合结果具有更多的细节信息。Liu 等^[24]利用一种基于源图像的权重构建能量函数,通过求解能量函数获得最优权重映射,从而保留欠曝光图像的细节信息,但融合方法未去除噪声,并且计算效率较低。构造的权重映射为

$$W = C^{w_1} \times S^{w_2} \times E^{w_3}, \quad (3)$$

式中: C 为对比度; S 为饱和度; E 为曝光度; $w_i \geq 0$ 且 $\sum_{i=1}^3 w_i = 1$ 。构造的能量函数为

$$E(w_1, w_2, w_3) = -w_1 \int_{\Omega} \int_{\Omega} g_{\sigma}(x, y) \cdot \Psi_{\lambda}[I(x) - I(y)] dx dy - w_2 \int_{\Omega} \left\{ [I_{Cb}(x) - 0.5]^2 + [I_{Cr}(x) - 0.5]^2 \right\} dx + w_3 \int_{\Omega} [E(x) - 0.5]^2 dx, \quad (4)$$

式中: $I_{Cb}(x)$ 和 $I_{Cr}(x)$ 表示图像的Cb和Cr通道;

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-|x - y|^2}{2\sigma^2}; \Psi_{\lambda}(s) = \sqrt{s^2 + \lambda^2}。$$

Ma 等^[25]利用结构相似指数构建优化函数,采用梯度上升的算法最大化函数。由于优化函数的非凸性,该方法只能求解到局部最优解,并且计算成本较高。

综上所述,基于优化的方法通过利用优化函数可以针对性地获取在某一指标下最优的融合图像,但是此类方法不能满足多指标性能要求,存在性能短板明显的问题。由于该方法需多次迭代或计算才能得到最优结果,运行效率低,计算成本较高。

2.2 基于变换域的方法

基于变换域的方法先将图像分解或者表示为变换域,然后在变换域构建融合规则,通过对融合结果进行逆变换重构得到最终融合图像。此大类方法分为基于多尺度分解的方法、基于梯度域的方法和基于稀疏表示的方法。

2.2.1 基于多尺度分解的方法

1993 年,Burt 等^[26]首次将梯度金字塔模型应用到多曝光融合。2007 年,Mertens 等^[27]使用拉普拉斯金字塔将源图像分为多层,利用对比度、曝光量和颜色饱和度计算权重图,采用高斯金字塔平滑权重图,生成多层,并将结果对应加权到拉普拉斯金字塔,形成融合后的拉普拉斯金字塔,方法框架如图 1 所示。

实现加权混合的公式为

$$L\{R\}_{ij}^l = \sum_{k=1}^N G\{\hat{W}\}_{ij,k}^l L\{I\}_{ij,k}^l, \quad (5)$$

式中: $L\{I\}^l$ 为图像的拉普拉斯金字塔分解的第 l 层; $G\{I\}^l$ 为图像的高斯金字塔分解的第 l 层。

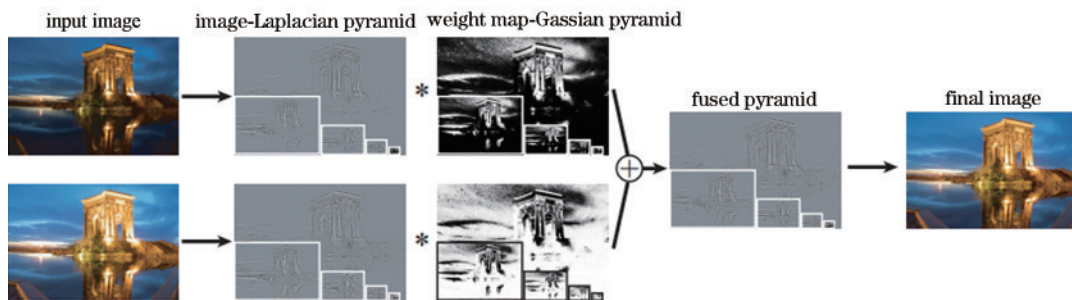


图 1 金字塔框架

Fig. 1 Pyramid framework

在 Mertens 等的基础上, Shen 等^[28]使用局部权重、全局权重和基于察觉失真的显著性权重构建权重图, 该方法能够得到更好的纹理信息和颜色外观, 但是存在计算复杂度较高的问题。Li 等^[29]利用加权引导滤波对高斯金字塔各层进行平滑滤波处理, 得到的融合图像具有更好的视觉效果。Yan 等^[30]提出了一种模拟曝光模型, 对多幅图像进行梯度处理和白平衡, 该模型能够更好地保留细节信息。

基于多尺度分解的方法是目下使用最广泛的算法, 除了利用金字塔分解的方法外, 另一种途径是运用滤波函数处理图像, 生成基础层和细节层。Li 等^[31]首次采用引导滤波将图像分解为基础层和细节层, 基础层是表征强度变换的大尺度层, 细节层是表征细节信息的小尺度层。该方法利用空间一致性对源图像在基础层和细节层上进行融合, 能够很好地保留场景内最亮和最暗区域的颜色和细节, 该方法能够应用到微光或者背光下单幅图像增强方面, 但是融合结果存在光晕的问题。在此基础上, Singh 等^[32]对基础层进行拉普拉斯金字塔融合, 将细节信息直接加到融合结果, 进而得到细节增强的融合图像。Wang 等^[33]提出了一种在 YUV 颜色空间的拉普拉斯金字塔, 方法有效避免了融合图像出现颜色失真的问题。

边缘特性是决定图像融合质量的关键因素, 因此关于保留源图像的边缘特性的研究得到了广泛的关注。Kou 等^[34]对权重图使用保边平滑金字塔和高斯金字塔组成的混合平滑金字塔进行分解融合, 很好地保留了过曝光和欠曝光区域的细节信息, 该方法有效减少了融合结果中出现光晕的问题。Yang 等^[35]在对源图像进行处理生成曝光适中的模拟映射图像的基础上, 对源图像和模拟映射图像使用 Kou 等的多曝光融合方法^[34]生成融合图像。

汤璐等^[36]根据 YCbCr 色彩空间中色度与亮度正交的特性, 分别对亮度、色度通道进行融合, 其中亮度通道是基于金字塔加权融合得到的。该方法能够很好地避免颜色偏移和色彩失真等问题, 细节信息保留性

更好。刘卫华等^[37]构建由梯度权重、局部亮度权重和全局亮度权重组成的权重图, 通过将权重图的高斯金字塔加权到多曝光图像的拉普拉斯金字塔来构建最终的拉普拉斯金字塔, 重构拉普拉斯金字塔得到融合结果。吴玲凤等^[38]基于改进曝光评估计算权重, 通过金字塔分解和重构实现多曝光图像融合。

综上所述, 基于多尺度分解的方法能够更好地保留区域纹理细节, 可以融合生成具有更好的颜色外观和视觉质量的图像, 但是, 对于过曝光和欠曝光区域的融合, 会出现亮度突兀的问题。

2.2.2 基于梯度域的方法

基于梯度域的方法通过在梯度域提取源图像的梯度信息来构建融合规则, 进而融合图像。

Zhang 等^[39]利用二维高斯滤波器计算图像的梯度幅值和梯度方向, 其中梯度幅值表征曝光质量, 梯度方向表征运动信息, 如图 2 所示。图 2(a) 为 6 次曝光成像是的源图像序列, 图 2(b) 为不同源图像在同一空间位置的像素的梯度, 箭头仅代表梯度方向, 长度与梯度幅值无关。提取第 i 个图像 $I^i(x, y)$ 在像素点 (x, y) 的梯度信息的表达式为

$$\begin{cases} I_x^i(x, y) = I^i(x, y) \otimes \frac{\partial}{\partial x} g(x, y; \sigma_d) \\ I_y^i(x, y) = I^i(x, y) \otimes \frac{\partial}{\partial y} g(x, y; \sigma_d) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $I_x^i(x, y)$ 和 $I_y^i(x, y)$ 表示图像 $I^i(x, y)$ 在 x 和 y 方向的偏导数。一般将 σ_d 设置为两个像素。

梯度幅值为

$$m^i(x, y) = \sqrt{|I_y^i(x, y)|^2 + |I_x^i(x, y)|^2} \quad (7)$$

梯度方向为

$$\theta^i(x, y) = \arctan \frac{I_y^i(x, y)}{I_x^i(x, y)} \quad (8)$$

梯度幅值表示像素值的最大变换, 梯度方向表示像素值的最大变化的方向。

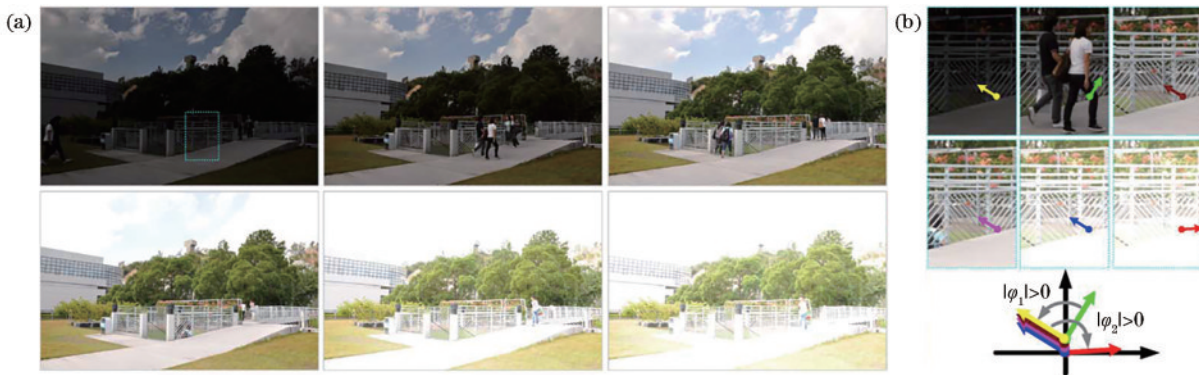


图 2 曝光序列的梯度方向

Fig. 2 Gradient direction of exposure sequence

在此基础上,Paul等^[40]将色度的梯度幅值加入亮度的梯度幅值,该方法对色彩信息的保留性更理想,但是不适用于具有较大梯度差的多曝光图像序列。Liu等^[41]利用图像的局部对比度、亮度和空间结构构建权重,其中亮度在梯度域计算得到,然后采用多尺度曝光融合方法进行图像融合。Gu等^[42]利用Riemannian几何计算梯度,并采用二次平均滤波和多尺度非线性压缩迭代修正梯度场,该算法能够很好地解决计算效率和鲁棒性较低的问题,但是融合结果存在颜色失真的问题。

综上所述,由于利用图像的梯度信息表征对比度,

基于梯度域的方法能够获得对比度更高和细节更丰富的融合结果,同时计算复杂度低,易于使用。但是由于噪声在梯度域下未得到消除,该方法对包含严重噪声的多曝光图像序列的融合效果较差。

2.2.3 基于稀疏表示的方法

基于稀疏表示的方法利用字典里的原子稀疏线性描述图像信号,其中字典是大于信号大小的过完备,原子是字典矩阵的列。Wang等^[43]利用室内外曝光图像的序列构建K-SVD字典,使用滑窗对图像进行稀疏表示,通过构建融合规则对稀疏矩阵进行融合,得到融合图像,如图3所示。

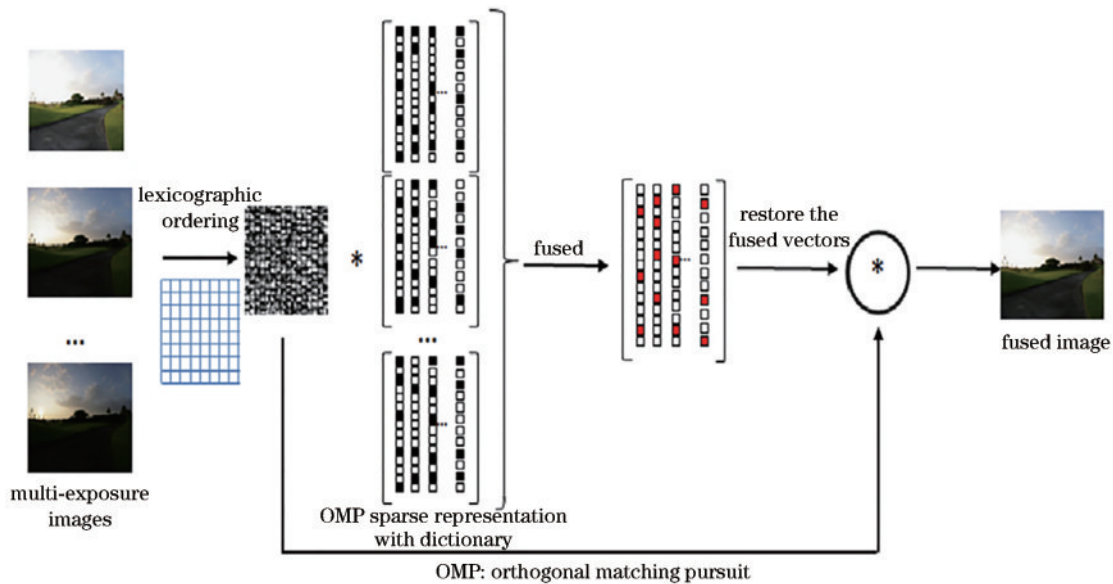


图3 基于稀疏表示的融合方法

Fig. 3 Fusion method based on sparse representation

Shao等^[44]提出稀疏表示亮度梯度幅值图,通过对稀疏系数提取描述子表征细节信息,该方法能够有效抑制融合图像的光晕问题。字典决定稀疏系数,因此构建适合曝光图像的字典对提高融合质量至关重要。Yang等^[45]采用过曝光和欠曝光图像训练字典,使用稀疏表示构造曝光估计映射。稀疏表示需要计算稀疏系数,相比基于空间域的方法,复杂度较高,运算时间较长。

综上所述,基于稀疏表示的方法能够有效防止光晕伪影和颜色失真,融合的结果边缘信息清晰,亮度均匀。

2.3 基于深度学习的方法

近年来,深度学习在计算机视觉、图像处理、图像融合等领域取得了令人瞩目的成果,逐渐成为最热门的研究方向,经过不断的研究,已经形成十几种算法。典型的深度学习算法有卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、生成式对抗网络(GAN)、前向神经网络(FNN)等。根据使用的模型,基于深度学习的方法分为基于CNN的方法和基于GAN的方法。

2.3.1 基于CNN的方法

深度学习对原始数据进行多次特征转换处理,从而得到更高层次、更抽象的特征表示,将特征输入预测函数,得到结果。CNN具有强大的特征学习能力,已经在目标分类、检测等领域取得了优秀的结果。2017年,Kalantari等^[46]首次提出了基于CNN的多曝光图像融合方法,采用源图像构建数据集来训练模型。自此之后,基于CNN的方法成为多曝光图像融合的研究热点。

Li等^[47]首次使用CNN的卷积层提取图像特征,通过构建源图像的可见性和时间一致性来确定权重,如图4所示。Liu等^[48]提出一种将彩色图像映射为灰度图像的CNN,利用颜色灰度化和多曝光融合的关系,将网络扩展应用到多曝光融合领域。

针对单幅图像增强,Chen等^[49]提出了一种由曝光预测网络和曝光融合网络组成的双网络级联模型。曝光预测模型对输入的单幅图像进行处理,生成欠曝光和过曝光的图像,从而恢复源图像丢失的细节信息。曝光融合网络对源图像和生成的两幅图像进行融合,

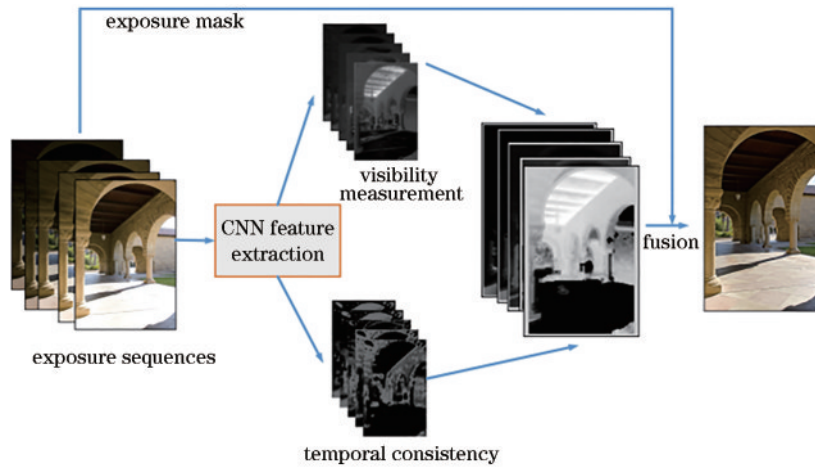


图 4 基于 CNN 特征的多曝光融合方法的流程

Fig. 4 Flowchart of multi-exposure fusion method based on CNN features

生成融合图像。曝光融合网络是基于 CNN 构建的, 包含特征提取层、特征融合层和重构层。Cai 等^[50]构建包含 589 组, 共 4413 张图像的数据集, 采用 13 种多曝光融合方法生成融合图像, 选取质量最好的图像作为参考图像。然后, 使用 CNN 对构建的数据集进行训练, 以此对单幅曝光图像的对比度进行增强。该方法有效解决伪影的问题, 但无法重建饱和和区域。

2017 年, Prabhakar 等^[51]提出了基于结构相似性指数的损失函数的深度学习网络 (DeepFuse), 网络由特征提取层、特征融合层和重构层组成。特征提取层提取两幅源图像的特征, 特征融合层将所有特征融合为一个特征, 重构层对融合后的特征进行重构。利用大量多曝光图像序列进行网络训练, 网络对极端过曝光和欠曝光的图像序列仍能取得结构相似性指数较高的融合结果。但是该方法在融合过程中容易丢失纹理和对比度等重要的图像信息。在此基础上, Qi 等^[52]提出了一种基于 CNN 的无监督多曝光融合网络, 采用结构相似性指数和无参考梯度保真项构建损失函数。相较于 DeepFuse, 该方法能够对 3 幅及以上的源图像进行融合, 且将无参考梯度保真项加入损失函数, 参数更加丰富全面, 在结构、颜色、纹理方面取得更好的效果。Han 等^[53]提出一种可用于多曝光图像融合的深度感知增强网络, 网络由图像细节提取和颜色映射两个模块组成, 从而获取具有丰富的细节信息和良好的视觉感知的融合结果。Zhang 等^[54]提出基于 CNN 的图像融合网络, 网络通过卷积层提取图像的特征信息, 然后根据源图像的类型构建相应的融合规则来融合特征信息, 最后对融合后的特征进行重构来得到融合图像。该方法应用类型广泛, 可用于多曝光、多焦点等图像的融合。Ma 等^[55]设计一种基于深度引导学习的多曝光融合网络, 方法采用上下文聚集网络 (CAN) 训练权重映射模型, 建立以结构相似性为指标的端到端预测模型, 并利用引导滤波器进行上采样得到最终权重图, 最后对源图像进行加权得到最终的融合图像。Xu 等^[56]

提出一种无监督的端到端融合网络 (U2Fusion), 其能够应用于多曝光、多聚集、多模式等问题。该方法采用 DenseNet 模型生成融合图像, 使用计算机视觉组 (VGG) 提取两个源图像的特征图, 计算特征图的信息保存度, 并将其用来定义损失函数, 采用 DenseNet 模型不断优化损失度。Gao 等^[57]将 U2Fusion 应用到交通标志识别领域, 构建交通标志数据集对 Xu 等的方法^[56]进行验证, 得到信息丰富、亮度合适的交通标志图像。

综上所述, CNN 提取特征的能力强, 具有普适性, 为多曝光融合提供有力的支持。基于 CNN 的方法具有通用性和鲁棒性, 应用到动态场景时也能取得好的效果。

2.3.2 基于 GAN 的方法

随着深度学习领域的发展, 在图像生成、修复、识别等领域的出色表现逐渐引起学者们对 GAN 的关注。GAN 由生成器网络 (generative model) 和判别器网络 (discriminative model) 两大部分组成。首先, 构造能够生成与真实数据相近的数据的生成器, 并将数据传递给判别器; 判别器计算输入数据与真实数据的误差, 并反馈误差至生成器; 生成器根据误差再次生成更相近的数据并传递至判别器; 以此迭代传递计算, 当无法计算出误差时停止训练。

Xu 等^[58]首次提出基于 GAN 的多曝光图像融合网络, 称为 MEF-GAN。生成器融合输入的多曝光图像序列, 生成融合图像, 鉴别器区分融合图像和真实图像, 通过构建生成器与鉴别器的对抗关系评估鉴别器区分是否正确。该方法完成了人工设计特征提取和融合规则的复杂工作, 在定性和定量上有效地提高了方法的融合性能。为解决融合方法应用于场景普适性弱的问题, Yang 等^[59]提出了一种基于 GAN 的多曝光融合方法, 称为 GANFuse, GANFuse 由判别器和生成器组成。基于张量相加使用生成器构建融合规则, 使用判别器对生成器进行优化。GANFuse 方法框架如

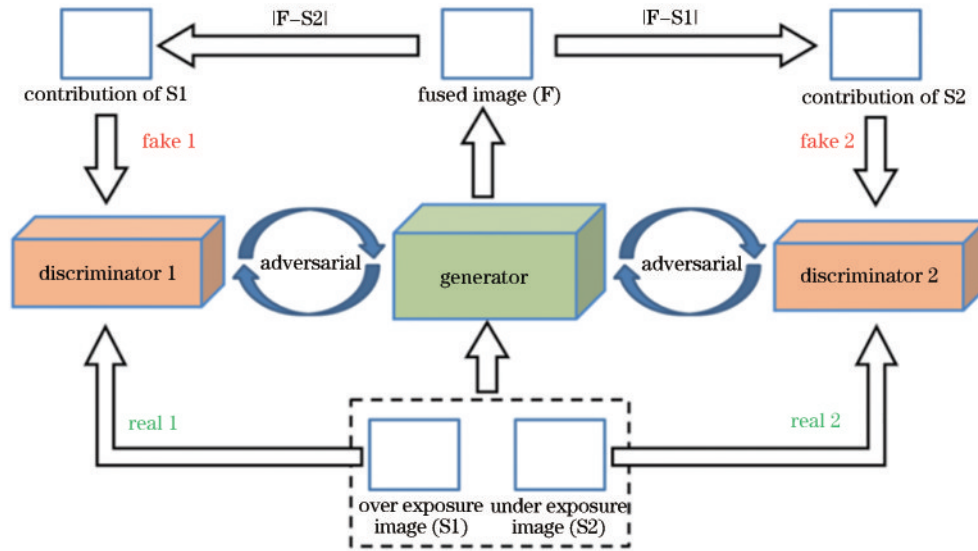


图 5 GANFuse 方法的框架
Fig. 5 Framework of GANFuse method

图 5 所示。首先,分别对过曝光图像与欠曝光图像建立判别器;其次,对输入模式进行设计,以提高判别器的判别能力;最后,基于梯度损失和像素强度损失,设计生成器的损失函数。

Le 等^[60]首次提出基于连续学习的生成对抗网络,称作 UIFGAN,通过训练生成具有记忆的模型,从而能够记忆先前任务中学习的内容。该方法有效地解决了网络训练中内容遗忘的问题,同时具有高计算效率和低存储率。Zhou 等^[61]提出基于 GAN 的图像融合方法,称作 GIDGAN,方法采用梯度和强度构建双鉴别

器,从而充分提取图像的显著性信息和几何结构。该方法有效解决了 GAN 的模式崩溃问题,提高了方法的鲁棒性,可用于红外和可见光融合、多焦点和多曝光等多种图像融合任务。

综上所述,基于 GAN 的方法在不同的条件下都具有较强的鲁棒性,在定性和定量上取得先进的性能。但是该类方法只能融合静态多曝光图像,融合动态多曝光图像时会产生明显的虚影和模糊。

对静态场景多曝光图像融合方法进行汇总,包括发布者、发布年份和来源、方法研究意义,如表 1 所示。

表 1 静态场景多曝光图像融合方法汇总

Table 1 Summary of multi-exposure image fusion methods for static scenes

Type	Category	Name	Year/Source	Contribution
Spatial domain method	Pixel-based method	Raman <i>et al.</i> ^[6]	2009/EUROGRAPHICS	Compositing based bilateral filter
		Li <i>et al.</i> ^[7]	2012/IEEE	Fusion with median filter and recursive filter
		Lee <i>et al.</i> ^[8]	2018/IEEE	Adaptive weighting reflects relative pixel intensity and global gradients
		Xu <i>et al.</i> ^[9]	2020/Optik	Using patterns of oriented edge agnitudes to extract local contrast
		Ulucan <i>et al.</i> ^[10]	2021/Signal Processing	Using linear embeddings and watershed masking to fusion
		Li <i>et al.</i> ^[11]	2021/China Sciencepaper	Adaptive weights constructed from pixel intensity and global gradients
		Kinoshita <i>et al.</i> ^[12]	2019/IEEE	Segmentation based on luminance distribution
Patch-based method	Patch-based method	Wang <i>et al.</i> ^[13]	2021/Visual Computer	Determined the region of enhancement (RoE) for each image
		Goshtasby <i>et al.</i> ^[14]	2005/Image and Vision Computing	Firstly multi-exposure fusion using image blocks
		Ma <i>et al.</i> ^[15]	2015/IEEE	Decomposing image patch into signal strength, signal structure, and mean intensity

表 1 (续)

Type	Category	Name	Year/Source	Contribution
Optimization-based method		Huang <i>et al.</i> ^[16]	2018/IEEE	Three weight measurements build signal structure and mean intensity
		Li <i>et al.</i> ^[17]	2020/Journal of Computer Applications	Local variance, local saliency features, and local visibility build weight graph
		Li <i>et al.</i> ^[18]	2020/IEEE	Non-normalized operations
		Li <i>et al.</i> ^[19]	2021/IEEE	Incorporating the edge-preserving factors into mean intensity
		Wang <i>et al.</i> ^[20]	2020/IEEE	Using the super-pixel segmentation approach
		Shen <i>et al.</i> ^[21]	2011/IEEE	A generalized random walk framework
		Li <i>et al.</i> ^[22]	2012/IEEE	Using quadratic optimization method
		Liu <i>et al.</i> ^[24]	2019/IEEE	Using optimal weighted multi-exposure fusion mechanism
		Ma <i>et al.</i> ^[25]	2018/IEEE	Describing a gradient ascent-based algorithm
	Multi-scale decomposition-based method		Burt <i>et al.</i> ^[26]	1993/IEEE
		Mertens <i>et al.</i> ^[27]	2007/IEEE	Weighted Gaussian pyramid to Laplacian pyramid
		Shen <i>et al.</i> ^[28]	2014/IEEE	Building weight graphs using local weights, global weights, and significance weights
		Li <i>et al.</i> ^[29]	2013/IEEE	Weighted guided filtering on Gaussian pyramids
		Yan <i>et al.</i> ^[30]	2019/Pattern Recognition Letters	A simulated exposure model for generating multiple images
		Li <i>et al.</i> ^[31]	2017/IEEE	Using guided filtering to break down image into base layer and detail layer
		Singh <i>et al.</i> ^[32]	2014/Scientific World Journal	Adding details to Laplacian pyramid
		Wang <i>et al.</i> ^[33]	2020/IEEE	Laplacian pyramid in the YUV color space
		Kou <i>et al.</i> ^[34]	2018/Journal of Visual Communication and Image Representation	Edge-preserving smoothing pyramid
		Yang <i>et al.</i> ^[35]	2018/IEEE	Generating a moderately exposed analog mapping image
Transform domain method		Tang <i>et al.</i> ^[36]	2022/Laser & Optoelectronics Progress	Proposing a high dynamic range imaging method based on YCbCr spatial fusion
		Liu <i>et al.</i> ^[37]	2022/Laser & Optoelectronics Progress	A full sequence based on images is proposed multi-exposure image fusion method for feature weights
		Wu <i>et al.</i> ^[38]	2021/Laser & Optoelectronics Progress	Proposing a multi-exposure image fusion method based on improved exposure evaluation and double pyramid
		Zhang <i>et al.</i> ^[39]	2012/IEEE	A two-dimensional Gaussian filter to calculate the gradient value and gradient direction
Gradient-based method		Paul <i>et al.</i> ^[40]	2016/Journal of Circuits, Systems and Computers	Add the gradient value of the chroma to the gradient value of the light value
		Liu <i>et al.</i> ^[41]	2020/IET Image Processing	Computing luminance levels in the gradient domain
		Gu <i>et al.</i> ^[42]	2012/Journal of Visual Communication & Image Representation	Modifying the gradient field iteratively with twice average filtering and nonlinearly compressing in multi-scales
Sparse representation-based method		Wang <i>et al.</i> ^[43]	2014/Neurocomputing	A novel recognition framework based on the discriminative sparse representation
		Shao <i>et al.</i> ^[44]	2018/Applied Sciences	A halo-free multi-exposure fusion method based on sparse representation of gradient features

表 1 (续)

Type	Category	Name	Year/Source	Contribution
Deep learning method	CNN	Yang <i>et al.</i> ^[45]	2020/IEEE	An exposure fusion method with sparse decomposition and a sparsity exposure dictionary
		Kalantari <i>et al.</i> ^[46]	2017/ACM Transactions on Graphics	The first learning-based technique to produce an HDR image
		Li <i>et al.</i> ^[47]	2018/IEEE	Using CNN to extract the features of each image
		Liu <i>et al.</i> ^[48]	2019/Information Fusion 2019/Journal of Visual Communication and Image Representation	Proposing the FusionNet
		Chen <i>et al.</i> ^[49]	2018/IEEE	Constructing a dual network cascade model
		Cai <i>et al.</i> ^[50]	2017/IEEE	A large-scale multi-exposure image data
		Prabhakar <i>et al.</i> ^[51]	2017/IEEE	First ever unsupervised deep learning method (DeepFuse)
		Qi <i>et al.</i> ^[52]	2021/Information Fusion	An unsupervised deep learning approach based on quantitative evaluation
		Han <i>et al.</i> ^[53]	2022/ Information Fusion	Proposing a depth-aware enhancement network
		Zhang <i>et al.</i> ^[54]	2020/ Information Fusion	Proposing a general image fusion framework based on the convolutional neural network
		Ma <i>et al.</i> ^[55]	2019/IEEE	Multi-exposure fusion network based on deep guided learning
		Xu <i>et al.</i> ^[56]	2022/IEEE	An unsupervised end-to-end image fusion network (U2Fusion)
		Gao <i>et al.</i> ^[57]	2021/Electronics	Applying to the identification of traffic signs
		Xu <i>et al.</i> ^[58]	2020/IEEE	Proposing a GAN-based multi-exposure image fusion network firstly (MEF-GAN)
		Yang <i>et al.</i> ^[59]	2021/Neural Computing and Applications	A novel GAN-based multi-exposure image fusion method (GANFuse)
Le <i>et al.</i> ^[60]	2022/ Information Fusion	Generative adversarial networks based on continuous learning (UIFGAN)		
Zhou <i>et al.</i> ^[61]	2022/ Information Fusion	Proposing an image fusion method based on GAN (GIDGAN)		

3 动态场景多曝光图像融合方法

在相机连续拍摄过程^[62]中,相机运动、相机抖动、场景内有运动物体等情形导致成像在相机坐标系中并不完全一致,从而图像之间并不是对齐的。采用静态多曝光图像融合方法对这些图像进行融合,融合结果就会出现模糊和鬼影现象。因此,研究去模糊、去鬼影对动态场景多曝光图像融合是至关重要的。

3.1 基于运动检测的多曝光融合方法

基于运动检测的多曝光融合方法首先判断和检测图像序列中的运动像素或区域,然后降低其在融合中的权重,从而生成无模糊、无鬼影的融合图像。

Khan等^[63]通过迭代计算像素点的权重来检测像素点是否属于背景,对运动像素进行迭代时降低权重。Jacobs等^[64]通过计算局部信息熵来检测运动像素。Pece等^[65]采用中值阈值设计位图移动检测算法,该算

法能够检测出移动像素。由于这类检测单个像素点的权重概率、熵和中值阈值的方法仅比较单个像素与整体之间的关系,受像素点的亮度值和纹理的影响较大,普适性不强。

一致性是检测像素是否运动并设计融合权重的常用指标。Zhang等^[65]计算图像像素点的梯度大小和梯度方向,采用梯度方向表征像素点的一致性信息,使用一致性作为运动检测依据。在后来的工作中,Zhang等^[66]通过计算非参考图像与参考图像的图像块之间的线性关系得到量化结构一致性。Ma等^[67]计算信号结构分量方向的结构一致性,并去除不一致的图像块,从而获得高质量融合图像。该方法在静态场景和动态场景均能得到高质量的融合结果,但是在图像块的边缘易出现边缘模糊和纹理模糊。Hu等^[68]提出了一种基于CNN的去鬼影算法,CNN标记非参考图像与参考图像的一致性估计,方法可以融合3幅及以上的

LDR 源图像。Liu 等^[69]提取密集尺度不变特征变换(SIFT)图像的局部细节,通过计算图像的空间一致性降低运动像素在融合中的权重。该方法能很好地保留细节,但是并没有很好地解决鬼影的问题。Ye 等^[70]采用局部二值模式(LBP)来提取图像的局部纹理信息,通过纹理图像的欧氏距离得到局部相似性,最后构造函数得到空间一致性。

综上所述,基于运动检测的多曝光融合方法通过去除运动像素或者削弱运动像素的权重值,得到最终的融合图像。这类方法能利用少量运动像素生成高质量的融合图像,但对于大部分内容在运动的场景,则会失去大量有用的源图像信息,导致最终融合图像质量较低。

3.2 基于图像配准的多曝光融合方法

基于图像配准的多曝光融合方法首先对图像进行配准对齐,多曝光融合对齐后的图像得到融合图像。

Kang^[71]提出基于梯度的光流估计运动场,对运动区域进行校正。Hu 等^[72]基于几何和光度的局部一致性将非参考图像与参考图像对齐,并使用颜色传递函数检测未对齐的像素,在梯度域采用颜色映射融合像素。该方法能够对齐源图像,获取图像中大部分信息,对存在较大、非刚性运动的动态场景也能配准融合。Zimmer 等^[73]采用基于能量的光流方法对齐源图像。但是当场景内存在位移运动较大的小物体时,该方法得到的融合图像将会有明显的鬼影。Sie 等^[74]基于直方图转换将长曝光图像与短曝光图像对齐,采用马尔可夫随机场处理对齐后的图像,得到融合权重,最终得到基于短曝光图像的曝光融合图像,但该方法只能处理两幅输入图像。在 Sie 等的基础上,Ulucan 等^[75]首先从源图像序列确定一个参考图像,采用直方图匹配运算符将其他图像的曝光强度映射到参考图像,得到与参考图像有关的静态图像序列,从而实现对动态图像的对齐。该方法的输入图像可以是多幅图像,相较于 Sie 等的方法,输入图像信息更多,应用范围更广。

多视角多曝光图像是对场景在多个视角采用不同的曝光成像得到的图像,由于采用不同视角进行成像,图像序列必然是未对齐的。对于多视角多曝光图像,采用基于运动检测的多曝光融合方法会导致非参考图像全幅图像为运动像素,达不到多曝光融合的效果,因此只能首先对图像进行匹配。Xue 等^[76]首先对多视角多曝光图像采用 SIFT 进行特征点匹配,然后使用随机游动模型(random walks model)估计融合权值的变化,最后融合得到融合图像。Trinidad 等^[77]提出一种基于光流的级联特征提取方法,采用预测网络模型将提取的特征变换到参考图像上,融合变换后的图像序列。Khan 等^[78]提出了一种基于相邻视点进行特征点精确配准的方法,并使用特征点估计序列图像的曝光增益。

综上所述,这类方法生成的融合图像与参考图像

对齐,并融合了所有源图像序列的信息。相较于基于运动检测的多曝光融合方法,这类方法充分利用了输入图像的信息,得到的融合效果更好。

3.3 基于深度学习的多曝光融合方法

2018 年,Peng 等^[79]采用深度网络光流配准的网络 FlowNet2.0^[80]对动态场景图像序列进行对齐配准,然后设计了基于 CNN 的融合网络(MergeNet)融合配准后的图像。这种结合光流和深度网络的多曝光融合方法在去鬼影效果上优于基于运动检测的方法。Prabhakar 等^[81]构建包含图像配准、特征提取和图像重建模块的多曝光融合网络。该方法使用金字塔光流估计网络(PWC-Net)对齐图像,利用特征编码器提取卷积层中的特征信息,融合特征信息,生成融合特征图,最后使用特征解码器重构融合特征图,生成最终的融合图像。

为解决光流配准方法鲁棒性有限的问题,Deng 等^[82]提出了一种基于多尺度的上下文注意的配准网络(CAHDRNet),与 Sen 等的方法、Hu 等的方法进行定量对比,均取得更优的分数。Yan 等^[83]提出了一种基于注意力引导的端到端深度学习神经网络(AHDRNet),AHDRNet 由提取特征的注意力网络和 HDR 图像重构的融合网络两个子网络构成。注意力网络基于注意力模块获取非参考图像与参考图像的特征映射,融合网络基于扩展残差密集块和全局残差学习网络融合特征生成 HDR 图像。在此基础上,Yan 等^[84]进一步提出了基于空间注意力和特征通道注意力的深度学习网络(DAHDRNet),通过循环两个模块实现对图像序列的对齐,该方法能够提取非参考图像的细节信息,增强融合结果的细节,并可以自适应缩放特征信息。

综上所述,基于深度学习的方法具有很强的鲁棒性和通用性,针对复杂的场景运动、极端过曝光或极端欠曝光等情形都能取得优秀的性能,为多曝光图像融合去除鬼影提供了多种高效的架构。

本文对动态场景多曝光图像融合方法进行汇总,包括发布者、发布年份和来源、方法研究意义,如表 2 所示。

4 多曝光融合的相关数据集

多曝光图像序列在多曝光融合中有着至关重要的作用,它能够为不同方法及算法对比提供统一客观的标准,同时也为基于网络学习的方法训练模型提供珍贵的多曝光数据。因此多曝光图像序列已成为研究多曝光图像融合中不可或缺的一部分,所以本文对常用的 26 个静态多曝光图像序列和 18 个动态多曝光图像序列进行汇总,数据集的统计信息如表 3 和表 4 所示,包括序列名称、图像大小、发布者及来源。这些多曝光图像序列为算法验证和对比提供了数据,是多曝光融合研究的重要支持基础。

表 2 动态场景多曝光图像融合方法汇总

Table 2 Summary of multi-exposure image fusion methods for dynamic scenes

Category	Name	Year/Source	Contribution
Based on motion detection	Khan <i>et al.</i> [63]	2006/ICIP	Computed weights iteratively to remove ghost
	Jacobs <i>et al.</i> [64]	2008/IEEE	Calculate local information entropy to detect moving pixels
	Pece <i>et al.</i> [65]	2010/IEEE	Using the median threshold to design the bitmap motion detection algorithm
	Zhang <i>et al.</i> [65]	2010/IEEE	Using gradient direction consistency as the basis for motion detection
	Zhang <i>et al.</i> [66]	2017/Information Sciences	Detects motion by comparing the structural consistency of images
	Ma <i>et al.</i> [67]	2017/IEEE	Calculate the structural consistency of the direction of the components of the signal structure
	Hu <i>et al.</i> [68]	2019/IEEE	Proposing a convolutional neural network based deghosting algorithm
	Liu <i>et al.</i> [69]	2015/ Journal of Visual Communication and Image Representation	A method based on dense scale invariant feature transform
Based on image registration	Ye <i>et al.</i> [70]	2022/Electronics	Proposing a ghost-free multi-exposure image fusion technique
	Kang <i>et al.</i> [71]	2003/ACM Transactions on Graphics	Gradient-based optical flow estimation of the motion field
	Hu <i>et al.</i> [72]	2012/ECCV	Aligning images with local consistency in geometry and luminosity
	Zimmer <i>et al.</i> [73]	2011/Computer Graphics Forum	A modern energy-based optic flow approach
	Sie <i>et al.</i> [74]	2014/IEEE	Determining the fusing map via Markov Random Field
	Ulucan <i>et al.</i> [75]	2023/Signal Processing	Exposure intensity mapping using histogram matching operators
	Xue <i>et al.</i> [76]	2016/Asian Conference on Computer Vision	Introducing a random walk model
	Trinidad <i>et al.</i> [77]	2019/IEEE	A cascade feature extraction method based on optical flow
Based on deep learning	Khan <i>et al.</i> [78]	2021/Journal of Visual Communication and Image Representation	A method that relies on the accurate detection and matching of feature points across adjacent viewpoints
	Peng <i>et al.</i> [79]	2018/IEEE	Using networks with deep network optical flow registration for alignment registration
	Prabhakar <i>et al.</i> [81]	2019/IEEE	A CNN-based fast, scalable image deghosting method
	Deng <i>et al.</i> [82]	2020/SPIE	A multi-scale contextual attention guided alignment network (CAHDRNet)
	Yan <i>et al.</i> [83]	2020/IEEE	An attention-guided end-to-end deep neural net-work (AHDRNet)
Yan <i>et al.</i> [84]	2022/International Journal of Computer Vision	A dual-attention-guided end-to-end deep neural network (DAHDRNet)	

5 性能评价指标

多曝光融合性能评价有主观评价和客观评价。主观评价只涉及评价者对融合图像优劣作出主观的定性评价,但是由于每个评价者的评价标准各不相同,主观评价必然存在误差,因此对融合图像进行评价是必要的。对 7 种主流的客观评价指标进行说明,并汇总每个方法使用的性能评价指标,如表 5 和表 6 所示。

1) 多曝光图像融合结构相似度(MEF-SSIM)^[94],该指标基于图像块分解和图像结构相似性的方法,反

映融合图像保留输入图像的局部结构细节的程度。该指标是对多曝光图像融合算法进行性能评价最常用的指标,指标数值越大,结构保留程度越大,融合效果越好。质量评价图 S 与整体结构相似度定义为

$$S(\{\mathbf{x}_k\}, \mathbf{y}) = \frac{2\sigma_{xy} + C}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C}, \quad (9)$$

$$Q(\mathbf{Y}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M S[\{\mathbf{x}_k\}(j), \mathbf{y}(j)], \quad (10)$$

式中: σ_x^2 、 σ_y^2 分别表示向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 、 \mathbf{y} 的局部方差; σ_{xy} 表示向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 与向量 \mathbf{y} 的局部协方差; M 为图像分割为图像块的总数。

表 3 静态多曝光图像序列汇总

Table 3 Summary of static multi-exposure image sequences

Image set	Size	Number	Image origin	Image set	Size	Number	Image origin
Arno	339×521	3	Kede Ma ^[25]	Laurenziana	512×356	3	Kede Ma ^[25]
Balloons	339×521	9	Erik. Reinhard ^[85]	Lighthouse	340×512	3	HDRsoft ^[86]
Belgium house	384×521	9	Dani Lischinski ^[87]	Mask	800×1200	3	HDRsoft ^[86]
Cafe	247×371	3	Fei Kou ^[34]	Office	340×512	6	Matlab ^[88]
Candle	364×512	6	Kede Ma ^[86]	Preschool	247×371	3	Fei Kou ^[34]
Cave	384×512	4	Kede Ma ^[86]	Room	467×700	3	Pangeasoft ^[89]
Chinese garden	340×512	3	Kede Ma ^[86]	Set	341×512	3	Kede Ma ^[25]
Church	335×512	3	Jianbbing Shen ^[28]	Sports centre	247×371	3	Fei Kou ^[34]
Farmhouse	341×512	3	HDR Projects ^[90]	Tower	512×341	3	Kede Ma ^[7]
House	500×752	4	Mertens ^[91]	Tree	408×271	3	Fei Kou ^[34]
Kluki	341×512	3	Kede Ma ^[86]	Venice	341×512	3	HDRsoft ^[86]
Laurenziana	512×356	3	Kede Ma ^[25]	Window	384×512	3	Kede Ma ^[25]
Lighthouse	340×512	3	HDRsoft ^[86]	Yellow hall	339×512	3	Kede Ma ^[25]

表 4 动态多曝光图像序列汇总

Table 4 Summary of dynamic multi-exposure image sequences

Image set	Size	Number	Image origin	Image set	Size	Number	Image origin
Arch	1024×669	5	Orazio Gallo ^[92]	Office	768×1024	3	Kede Ma ^[58]
Brunswick	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]	Prof. JeonEigth	681×1024	7	Zhengguo Li ^[17]
Campus	648×1011	6	Wei Zhang ^[36]	Puppets	1024×812	5	Orazio Gallo ^[92]
Cliffs1	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]	Russ1	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]
Forrest	683×1024	4	Orazio Gallo ^[92]	Sculpture garden	754×1024	5	Orazio Gallo ^[92]
Horse	690×1024	3	Kang ^[71]	Square	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]
Lady	1024×686	3	Jun Hu ^[93]	Tate3	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]
Noise camera	480×640	10	Orazio Gallo ^[92]	Wroclav	683×1024	3	Fabrizio Pece ^[5]
Noise camera	480×640	10	Orazio Gallo ^[92]	YWFusionopolis	681×1024	6	Zhengguo Li ^[17]

2) 互信息 (MI)^[94], 该指标基于信息论的知识来衡量融合图像中包含源图像序列的信息量。该指标数值越大, 说明包含源图像信息量越多, 融合图像越丰富。MI 的定义为

$$I_{M, F}^{AB} = \sum_{f,a} p_{FA}(f,a) \log_2 \frac{p_{FA}(f,a)}{p_F(f) \cdot p_A(a)} + \sum_{f,b} p_{FB}(f,b) \log_2 \frac{p_{FB}(f,b)}{p_F(f) \cdot p_B(b)}, \quad (11)$$

式中: $p_{FA}(f,a)$ 、 $p_{FB}(f,b)$ 表示融合图像分别与源图像 A、B 的联合分布; $p_F(f)$ 、 $p_A(a)$ 、 $p_B(b)$ 表示融合图像、源图像 A 与源图像 B 的边缘分布。

3) 峰值信噪比 (PSNR)^[95], 该指标在图像灰度级上衡量融合图像与源图像的相似性。该值越高, 融合图像与源图像相似性越大, 融合效果越好。PSNR 的定义为

$$R_{PSNR} = 20 \log_{10} \left\{ \frac{L^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_r(i,j) - I_f(i,j)]^2} \right\}, \quad (12)$$

式中: L 为图像灰度级别; $I_r(i,j)$ 表示融合图像; $I_f(i,j)$ 表示源图像。

4) 标准差 (SD)^[95], 该指标衡量融合图像的对比度, 标准差越高表示图像对比度越高。由于该指标是通过计算融合图像的像素值及归一化直方图得到的, 对有噪声的图像, 指标的有效性会降低。SD 的计算公式为

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^I (i - \bar{i})^2 h_{II}(i)}, \quad \bar{i} = \sum_{i=0}^I i h_{II}(i), \quad (13)$$

式中: i 表示图像像素值; $h_{II}(i)$ 表示灰度值 i 在融合图像所有像素中所占的比值。

5) 熵 (He)^[96], 该指标用来衡量最终融合图像的信息量, 值越大, 说明最终融合的图像有越丰富的内容。熵的计算公式为

$$He = - \sum_{i=0}^I h_{II}(i) \log_2 h_{II}(i). \quad (14)$$

6) $Q^{AB/F}$ ^[97], 该指标表示融合图像保留源图像的边缘信息的程度, 值越大, 边缘信息保留越多, 融合性能越好。它的计算公式为

表 5 静态场景多曝光图像融合方法的性能评价指标汇总

Table 5 Summary of performance evaluation indicators of multi-exposure image fusion method for static scenes

Method	MEF-SSIM	MI	PSNR	SD	He	$Q^{AB/F}$	NIQE
Raman <i>et al.</i> [6]							
Li <i>et al.</i> [7]						✓	
Lee <i>et al.</i> [8]	✓						
Xu <i>et al.</i> [9]					✓		
Ulucan <i>et al.</i> [10]	✓						
Li <i>et al.</i> [11]	✓		✓				
Kinoshita <i>et al.</i> [12]	✓		✓				
Wang <i>et al.</i> [13]	✓						
Goshtasby <i>et al.</i> [14]							
Ma <i>et al.</i> [15]	✓						
Huang <i>et al.</i> [16]							✓
Li <i>et al.</i> [17]	✓						
Li <i>et al.</i> [18]	✓						
Li <i>et al.</i> [19]	✓						
Wang <i>et al.</i> [20]		✓		✓			
Shen <i>et al.</i> [21]							
Li <i>et al.</i> [22]							
Liu <i>et al.</i> [24]						✓	
Ma <i>et al.</i> [25]	✓						
Burt <i>et al.</i> [26]							
Mertens <i>et al.</i> [27]							
Shen <i>et al.</i> [28]							
Li <i>et al.</i> [29]							
Yan <i>et al.</i> [30]							
Li <i>et al.</i> [31]	✓						
Singh <i>et al.</i> [32]					✓	✓	
Wang <i>et al.</i> [33]	✓						
Kou <i>et al.</i> [34]	✓						
Yang <i>et al.</i> [35]	✓						
Zhang <i>et al.</i> [39]							
Paul <i>et al.</i> [40]							
Liu <i>et al.</i> [41]	✓						
Gu <i>et al.</i> [42]							
Shao <i>et al.</i> [44]	✓					✓	
Wang <i>et al.</i> [43]						✓	
Yang <i>et al.</i> [45]	✓						
Kalantari <i>et al.</i> [46]			✓				
Li <i>et al.</i> [47]	✓						
Liu <i>et al.</i> [48]	✓						
Chen <i>et al.</i> [49]	✓						
Cai <i>et al.</i> [50]			✓				
Prabhakar <i>et al.</i> [51]	✓						
Qi <i>et al.</i> [52]	✓						
Xu <i>et al.</i> [56]	✓		✓				
Gao <i>et al.</i> [57]	✓	✓		✓			
Yang <i>et al.</i> [59]	✓			✓	✓		

表 6 动态场景多曝光图像融合方法的性能评价指标汇总

Table 6 Summary of performance evaluation indicators of multi-exposure image fusion method for dynamic scenes

Method	MEF-SSIM	MI	PSNR	SD	He	Q ^{AB/F}	NIQE
Khan <i>et al.</i> [63]							
Jacobs <i>et al.</i> [64]					✓		
Pece <i>et al.</i> [5]							
Zhang <i>et al.</i> [65]							
Zhang <i>et al.</i> [66]							
Ma <i>et al.</i> [67]	✓						
Hu <i>et al.</i> [68]							
Liu <i>et al.</i> [69]						✓	
Ye <i>et al.</i> [70]	✓					✓	
Kang <i>et al.</i> [71]							
Hu <i>et al.</i> [72]							
Zimmer <i>et al.</i> [73]							
Sie <i>et al.</i> [74]							
Ulucan <i>et al.</i> [75]	✓						✓
Xue <i>et al.</i> [76]							
Trinidad <i>et al.</i> [77]	✓		✓				
Khan <i>et al.</i> [78]	✓		✓				✓
Peng <i>et al.</i> [79]			✓				
Prabhakar <i>et al.</i> [81]	✓		✓				
Deng <i>et al.</i> [82]			✓				
Yan <i>et al.</i> [83]			✓				
Yan <i>et al.</i> [84]			✓				

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W W^i(x, y) Q_g^{i/f}(x, y) Q_a^{i/f}(x, y)}{\sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W W^i(x, y)} \quad (15)$$

式中： $Q_g^{i/f}(x, y)$ 表示像素点的边缘强度值； $Q_a^{i/f}(x, y)$ 表示方向保持值； $W^i(x, y)$ 是融合图像的幅度梯度幅值。

7) 自然图像质量评估器(NIQE)^[98],该指标基于感知质量,反映融合图像在人类视觉感知中的自然程度。与以上指标不同,该指标值越小,融合图像的感知越自然,说明质量越好。

结合对各算法原理的分析阐述,及表5和表6中方法的性能评价指标的汇总,可以得出以下结论:自2015年研究问世,MEF-SSIM便成为评价静态场景多曝光融合算法的首选指标,能够从结构相似性角度对算法性能进行客观定量的评价;MEF-SSIM和PSNR是评价动态场景多曝光融合算法最常用的指标。

6 结束语

近年来,多曝光图像融合方法研究迅速发展。从融合效果来看,多曝光图像融合方法取得了显著的进展,但是依然存在计算效率较低、普适性较差等一系列

问题。本文在对现有多曝光图像融合方法做出总结的基础上,针对该领域做出以下展望。

1) 构建包含多曝光图像和对应高动态范围图像的综合数据集。近年来,许多学者针对许多场景的多曝光成像收集了一些图像数据集。但对于有监督深度学习所需要的高动态范围图像,受限于普通传感器成像范围,依然缺少带有真实标注的图像数据集。随着传感器等硬件设备性能的提升,构建带有真实高动态范围图像的多曝光数据集,将会成为多曝光图像融合的一项重要研究内容。

2) 探索针对特定任务的多曝光图像融合研究。目前,多曝光图像融合方法聚焦于自然场景,对特定任务仅有文献[57]将多曝光融合方法应用到交通标志识别。在深海探测、空间态势感知等特定任务,多曝光图像融合方法重构高动态范围图像能够提升感知识别的精确度和效率。因此,探索针对具体特定任务的多曝光图像融合方法具有现实意义。

3) 开展针对红外图像的多曝光融合。当前多曝光图像融合主要是基于可见光图像的,限制了其在红外图像的应用。红外成像通过接收红外波段的电磁波成像,已经广泛应用在边防、消防、民航等众多领域。在基于可见光图像序列的多曝光图像融合的研究基础上,开展针对红外图像序列的多曝光图像融合将成为

一个重要的研究方向。

4) 研究基于深度学习的多曝光融合方法。随着研究人员将深度学习应用于多曝光融合领域,基于深度学习的多曝光图像融合方法的性能得到极大的提升。但是,目前大多数基于深度学习的多曝光融合方法仅针对静态场景开展研究,并不适用于动态场景。同时基于深度学习的方法构建损失函数时仅考虑能否提升融合指标,并未考虑后续任务的实际需求,这导致缺少与后续任务的关联性。因此,研究针对动态场景和构建与后续任务相关联的损失函数将是基于深度学习的多曝光图像融合必然的发展方向之一。

参 考 文 献

- [1] 闫庆森. 高动态范围图像重建方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2019: 20-26.
Yan Q S. Research on image reconstruction method with high dynamic range[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2019: 20-26.
- [2] 赵瑶. 多曝光图像融合算法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2020: 10-15.
Zhao Y. Research on multi-exposure image fusion algorithm[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020: 10-15.
- [3] 王春萌. 多曝光图像融合关键技术的研究[D]. 济南: 山东大学, 2015: 10-20.
Wang C M. Research on key technologies of multi-exposure image fusion[D]. Jinan: Shandong University, 2015: 10-20.
- [4] Xu F, Liu J H, Song Y M, et al. Multi-exposure image fusion techniques: a comprehensive review[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 771.
- [5] Pece F, Kautz J. Bitmap movement detection: HDR for dynamic scenes[C]//2010 Conference on Visual Media Production, November 17-18, 2010, London, UK. New York: IEEE Press, 2011.
- [6] Raman S, Chaudhuri S. Bilateral filter based compositing for variable exposure photography[EB/OL]. [2022-11-12]. <https://www.ee.iitb.ac.in/student/~shanmuga/EG09.pdf>.
- [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] 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.
- [9] Xu Y D, Sun B B. Color-compensated multi-scale exposure fusion based on physical features[J]. Optik, 2020, 223: 165494.
- [10] Ulucan O, Karakaya D, Turkan M. Multi-exposure image fusion based on linear embeddings and watershed masking[J]. Signal Processing, 2021, 178: 107791.
- [11] 李萌, 孔韦韦, 呼亚萍, 等. 基于加权最小二乘的自适应多曝光图像融合[J]. 中国科技论文, 2021, 16(7): 723-728.
- [12] Li M, Kong W W, Hu Y P, et al. Adaptive multi-exposure image fusion based on weighted least squares[J]. China Sciencepaper, 2021, 16(7): 723-728.
- [12] Kinoshita Y, Kiya H. Scene segmentation-based luminance adjustment for multi-exposure image fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(8): 4101-4116.
- [13] Wang C M, He C, Xu M F. Fast exposure fusion of detail enhancement for brightest and darkest regions[J]. The Visual Computer, 2021, 37(5): 1233-1243.
- [14] Goshtasby A A. Fusion of multi-exposure images[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(6): 611-618.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 李卫中. 基于场景局部特征的多曝光图像融合[J]. 计算机应用, 2020, 40(8): 2365-2371.
Li W Z. Multi-exposure image fusion based on local features of scene[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(8): 2365-2371.
- [18] Li H, Ma K D, Yong H W, et al. Fast multi-scale structural patch decomposition for multi-exposure image fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 5805-5816.
- [19] Li H, Chan T N, Qi X B, et al. Detail-preserving multi-exposure fusion with edge-preserving structural patch decomposition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(11): 4293-4304.
- [20] Wang S P, Zhao Y. A novel patch-based multi-exposure image fusion using super-pixel segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 39034-39045.
- [21] Shen R, Cheng I, Shi J B, et al. Generalized random walks for fusion of multi-exposure images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3634-3646.
- [22] Li Z G, Zheng J H, Rahardja S. Detail-enhanced exposure fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11): 4672-4676.
- [23] Song M L, Tao D C, Chen C, et al. Probabilistic exposure fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1): 341-357.
- [24] Liu S G, Zhang Y. Detail-preserving underexposed image enhancement via optimal weighted multi-exposure fusion[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2019, 65(3): 303-311.
- [25] Ma K D, Duanmu Z F, Yeganeh H, et al. Multi-exposure image fusion by optimizing a structural similarity index[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2018, 4(1): 60-72.

- [26] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]//1993 (4th) International Conference on Computer Vision, May 11-14, 1993, Berlin, Germany. New York: IEEE Press, 1993: 173-182.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] Yan Q S, Zhu Y, Zhou Y L, et al. Enhancing image visibility by multi-exposure fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 127: 66-75.
- [31] Li Z G, Wei Z, Wen C Y, et al. Detail-enhanced multi-scale exposure fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(3): 1243-1252.
- [32] Singh H, Kumar V, Bhooshan S. A novel approach for detail-enhanced exposure fusion using guided filter[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: 659217.
- [33] 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.
- [34] Kou F, Li Z G, Wen C Y, et al. Edge-preserving smoothing pyramid based multi-scale exposure fusion[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 53: 235-244.
- [35] Yang Y, Cao W, Wu S Q, et al. Multi-scale fusion of two large-exposure-ratio images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(12): 1885-1889.
- [36] 汤璐, 卢荣胜, 史艳琼, 等. 基于 YCbCr 空间融合的高动态范围成像方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(14): 1415029.
- Tang L, Lu R S, Shi Y Q, et al. High dynamic range imaging method based on YCbCr spatial fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(14): 1415029.
- [37] 刘卫华, 马碧燕. 基于图像全序列特征权重的多曝光图像融合方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(8): 0811008.
- Liu W H, Ma B Y. Multiexposure image fusion method based on feature weight of image sequence[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(8): 0811008.
- [38] 吴玲风, 胡骏保, 袁畅. 基于改进曝光评估和双金字塔的曝光融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410005.
- Wu L F, Hu J B, Yuan C. Exposure fusion based on improved exposure evaluation and double pyramids[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410005.
- [39] Zhang W, Cham W K. Gradient-directed multiexposure composition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2318-2323.
- [40] Paul S, Sevcenco I S, Agathoklis P. Multi-exposure and multi-focus image fusion in gradient domain[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2016, 25(10): 1650123.
- [41] Liu Y Y, Zhou D M, Nie R C, et al. Construction of high dynamic range image based on gradient information transformation[J]. IET Image Processing, 2020, 14(7): 1327-1338.
- [42] 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.
- [43] Wang J H, Liu H Z, He N. Exposure fusion based on sparse representation using approximate K-SVD[J]. Neurocomputing, 2014, 135: 145-154.
- [44] Shao H, Jiang G Y, Yu M, et al. Halo-free multi-exposure image fusion based on sparse representation of gradient features[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1543.
- [45] Yang Y, Wu J H, Huang S Y, et al. Multiexposure estimation and fusion based on a sparsity exposure dictionary[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 4753-4767.
- [46] Kalantari N K, Ramamoorthi R. Deep high dynamic range imaging of dynamic scenes[J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 1-12.
- [47] 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.
- [48] Liu Q G, Leung H. Variable augmented neural network for decolorization and multi-exposure fusion[J]. Information Fusion, 2019, 46: 114-127.
- [49] Chen Y Y, Yu M, Jiang G Y, et al. End-to-end single image enhancement based on a dual network cascade model[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 61: 284-295.
- [50] Cai J R, Gu S H, Zhang L, et al. Learning a deep single image contrast enhancer from multi-exposure images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(4): 2049-2062.
- [51] 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.
- [52] Qi Y, Zhou S B, Zhang Z H, et al. Deep unsupervised learning based on color un-referenced loss functions for multi-exposure image fusion[J]. Information Fusion, 2021, 66: 18-39.
- [53] Han D, Li L, Guo X J, et al. Multi-exposure image fusion via deep perceptual enhancement[J]. Information Fusion, 2022, 79: 248-262.
- [54] 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.
- [55] 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, 2019, 29: 2808-2819.
- [56] Xu H, Ma J Y, Jiang J J, et al. U2Fusion: a unified unsupervised image fusion network[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 502-518.
- [57] Gao M Y, Wang J F, Chen Y, et al. An improved multi-exposure image fusion method for intelligent transportation system[J]. Electronics, 2021, 10(4): 383.
- [58] Xu H, Ma J Y, Zhang X P. MEF-GAN: multi-exposure image fusion via generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 7203-7216.
- [59] Yang Z G, Chen Y P, Le Z L, et al. GANFuse: a novel multi-exposure image fusion method based on generative adversarial networks[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(11): 6133-6145.
- [60] Le Z L, Huang J, Xu H, et al. UIFGAN: an unsupervised continual-learning generative adversarial network for unified image fusion[J]. Information Fusion, 2022, 88: 305-318.
- [61] Zhou H B, Hou J L, Zhang Y D, et al. Unified gradient-and intensity-discriminator generative adversarial network for image fusion[J]. Information Fusion, 2022, 88: 184-201.
- [62] 齐颖. 基于卷积神经网络的多曝光图像融合算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020: 12-15.
Qi Y. Research on multi-exposure image fusion algorithm based on convolutional neural network[D]. Chongqing: Chongqing University, 2020: 12-15.
- [63] Khan E A, Akyuz A O, Reinhard E. Ghost removal in high dynamic range images[C]//2006 International Conference on Image Processing, October 8-11, 2006, Atlanta, GA, USA. New York: IEEE Press, 2007: 2005-2008.
- [64] Jacobs K, Loscos C, Ward G. Automatic high-dynamic range image generation for dynamic scenes[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2008, 28(2): 84-93.
- [65] Zhang W, Cham W K. Gradient-directed composition of multi-exposure images[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 530-536.
- [66] Zhang W, Hu S N, Liu K. Patch-based correlation for deghosting in exposure fusion[J]. Information Sciences, 2017, 415/416: 19-27.
- [67] 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.
- [68] Hu Y T, Zhen R W, Sheikh H. CNN-based deghosting in high dynamic range imaging[C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 22-25, 2019, Taipei, China. New York: IEEE Press, 2019: 4360-4364.
- [69] Liu Y, Wang Z F. Dense SIFT for ghost-free multi-exposure fusion[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 31: 208-224.
- [70] Ye X R, Li Z P, Xu C. Ghost-free multi-exposure image fusion technology based on the multi-scale block LBP operator[J]. Electronics, 2022, 11(19): 3129.
- [71] Kang S B U M. High dynamic range video (Conference Paper)[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003(3): 319-325.
- [72] Hu J, Gallo O, Pulli K. Exposure stacks of live scenes with hand-held cameras[M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7572: 499-512.
- [73] Zimmer H, Bruhn A, Weickert J. Freehand HDR imaging of moving scenes with simultaneous resolution enhancement[J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(2): 405-414.
- [74] Sie W R, Hsu C T. Alignment-free exposure fusion of image pairs[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 27-30, 2014, Paris, France. New York: IEEE Press, 2014: 1802-1806.
- [75] Ulucan O, Ulucan D, Turkan M. Ghosting-free multi-exposure image fusion for static and dynamic scenes[J]. Signal Processing, 2023, 202: 108774.
- [76] Xue X, Yue Z. Multi-view multi-exposure image fusion based on random walks model[M]//Lai S H, Lepetit V, Nishino K, et al. Computer vision-ACCV 2016 workshops. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2017, 10118: 491-499.
- [77] Trinidad M C, Martin-Brualla R, Kainz F, et al. Multi-view image fusion[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019, Seoul, Republic of Korea. New York: IEEE Press, 2019: 4100-4109.
- [78] Khan R, Yang Y, Liu Q, et al. A ghostfree contrast enhancement method for multiview images without depth information[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 78: 103175.
- [79] Peng F Y, Zhang M J, Lai S M, et al. Deep HDR reconstruction of dynamic scenes[C]//2018 IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), June 27-29, 2018, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2018: 347-351.
- [80] Ilg E, Mayer N, Saikia T, et al. FlowNet 2.0: evolution of optical flow estimation with deep networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1647-1655.
- [81] Prabhakar K R, Arora R, Swaminathan A, et al. A fast, scalable, and reliable deghosting method for extreme exposure fusion[C]//2019 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), May 15-17, 2019, Tokyo, Japan. New York: IEEE Press, 2019.
- [82] Deng Y P, Liu Q, Ikenaga T. Multi-scale contextual attention based HDR reconstruction of dynamic scenes [J]. Proceedings of SPIE, 2020, 11519: 115191F.
- [83] Yan Q S, Gong D, Shi Q F, et al. Attention-guided network for ghost-free high dynamic range imaging[C]//

- 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 1751-1760.
- [84] Yan Q S, Gong D, Shi J Q, et al. Dual-attention-guided network for ghost-free high dynamic range imaging[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2022, 130(1): 76-94.
- [85] Reinhard E. High dynamic range imaging: acquisition, display, and image-based lighting[M]. 2nd ed. Amsterdam: Morgan Kaufmann/Elsevier, 2010.
- [86] Examples of tone mapped HDR images and Exposure Fusion/Blending[EB/OL]. [2022-12-08]. <http://www.hdrsoft.com/examples2.html>.
- [87] Belgium House[EB/OL]. [2022-12-08]. <https://www.cs.huji.ac.il/~danix/hdr/pages/belgium.html>.
- [88] Create high dynamic range image MATLAB makehdr [EB/OL]. [2022-12-08]. <https://www.mathworks.com/help/images/ref/>.
- [89] Bracketeer: exposure processing software[EB/OL]. [2022-12-08]. <http://pangeasoft.net/pano/bracketeer/>.
- [90] projectsHDR 9 professional | FRANZIS | Photography Software made in Germany[EB/OL]. [2022-12-08]. <https://www.projects-software.com/projects-family/hdr>.
- [91] 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.
- [92] Gallo O, Gelfandz N, Chen W C, et al. Artifact-free high dynamic range imaging[C]//2009 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 16-17, 2009, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010.
- [93] Hu J, Gallo O, Pulli K, et al. HDR deghosting: how to deal with saturation? [C]// 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1163-1170.
- [94] 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.
- [95] Haghighat M B A, Aghagolzadeh A, Seyedarabi H. A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(5): 744-756.
- [96] Naidu V. Discrete cosine transform-based image fusion [J]. *Defence Science Journal*, 2010, 60(1): 48-54.
- [97] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308.
- [98] 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.