

# 基于一致性敏感哈希块匹配的 HDR 图像去伪影融合方法

朱雄泳<sup>1,2</sup> 吴炆芳<sup>2</sup> 陆许明<sup>1</sup> 谭洪舟<sup>2</sup> 邹兵兵<sup>2</sup>

**摘要** 高动态范围 (High dynamic range, HDR) 图像成像技术的出现, 为解决由于采集设备动态范围不足而导致现有数字图像动态范围有限的问题提供了一条切实可行的思路. 合成高动态范围图像的过程中因相机抖动或运动物体所造成的模糊和伪影问题, 可通过块匹配对多曝光图像序列进行去伪影融合加以解决. 但对于具有复杂运动变化的真实场景, 现有的去伪影融合方法准确度和效率仍存在不足. 为此, 本文结合相机响应函数和一致性敏感哈希提出了一种高动态图像去伪影融合方法. 仿真结果表明, 该方法有效降低了计算复杂度, 具有较好的鲁棒性, 在有效去除伪影的同时提升了高动态范围图像质量.

**关键词** 高动态范围图像, 块匹配, 相机响应函数, 一致性敏感哈希, 去伪影融合

**引用格式** 朱雄泳, 吴炆芳, 陆许明, 谭洪舟, 邹兵兵. 基于一致性敏感哈希块匹配的 HDR 图像去伪影融合方法. 自动化学报, 2020, 46(7): 1496–1506

**DOI** 10.16383/j.aas.2018.c180003



开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):

## High-Dynamic-Range Image De-ghosting Fusion Method Based on Coherency Sensitive Hashing Patch-Match

ZHU Xiong-Yong<sup>1,2</sup> WU Wen-Fang<sup>2</sup> LU Xu-Ming<sup>1</sup> TAN Hong-Zhou<sup>2</sup> ZOU Bing-Bing<sup>2</sup>

**Abstract** The emergence of high dynamic range (HDR) image imaging technology provides a practical idea for solving the problem of limited dynamic range of the existing digital images which caused by the insufficient dynamic range of the acquisition device. In the process of synthesizing high dynamic range images, the problem of blurring and artifacts caused by camera shake or moving objects can be solved by patchmatch in multi-exposure image sequences de-ghosting fusion. However, the accuracy and efficiency of existing de-ghosting fusion methods are still poor for real scenes with complex motion changes. To this end, our paper presents a high dynamic image de-ghosting fusion method based on camera response function and coherency sensitive hashing. The simulation results show that the proposed method can effectively reduce the computational complexity and has good robustness, and enhance the quality of high dynamic range image while effectively removing artifacts.

**Key words** High dynamic range (HDR) image, patchmatch, camera response function, coherency sensitive hashing, de-ghosting fusion

**Citation** Zhu Xiong-Yong, Wu Wen-Fang, Lu Xu-Ming, Tan Hong-Zhou, Zou Bing-Bing. High-dynamic-range image de-ghosting fusion method based on coherency sensitive hashing patch-match. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1496–1506

真实场景中具有丰富的色彩, 其亮度动态范围

收稿日期 2018-01-04 录用日期 2018-04-22  
Manuscript received January 4, 2018; accepted April 22, 2018  
国家自然科学基金 (61473322, 61772140), 广东省省级科技计划项目 (2017A010101021), 广东省自然科学基金项目 (2018A0303130169), 广东省自然科学基金博士启动项目 (2016A030310335) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61473322, 61772140), Science and Technology Planning Project of Guangdong Province (2017A010101021), Natural Science Foundation of Guangdong Province (2018A0303130169), and The Ph.D. Start-up Fund of Natural Science Foundation of Guangdong Province (2016A030310335)

本文责任编辑 刘青山  
Recommended by Associate Editor LIU Qing-Shan  
1. 广东第二师范学院计算机科学系 广州 510303 2. 中山大学电子与信息工程学院 广州 510006  
1. Department of Computer Science, Guangdong University of Education, Guangzhou 510303 2. School of Electronics and Information Technology, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006

的最高与最低比值高达  $10^8: 1$ <sup>[1]</sup>. 但传统数字图像采集设备因受到了图像传感器和 A/D 转换器等制约, 使得采集到的数字图像的动态范围只有  $10^2: 1 \sim 10^3: 1$ , 无法反映出真实场景中的光照变化情况, 从而导致丢失了场景中的大部分亮度信息. 故高动态范围 (High dynamic range, HDR) 图像成像和显示技术应运而生. HDR 图像能够覆盖场景动态范围的所有亮度信息, 其中每个像素都真实地记录了场景中细微的照度变化, 这对于计算机理解图像是极有帮助的. 由于 HDR 图像存储了真实场景中照度的相关信息, 因此也被称之为光辐射图 (Radiance map)<sup>[2]</sup>. HDR 图像可在 HDR 显示设备上重现, 也可通过色调映射的方法在 LDR (Low dynamic range) 显示设备上重现<sup>[3]</sup>.

目前, HDR 图像的获取途径主要分为硬件和软件两种方式. 其中, 硬件方式主要是提高图像传感器的动态范围, 但效果有限且代价过高. 故当前普遍采用融合多次不同曝光时间的低动态范围图像序列, 即多曝光图像融合 (Multi-exposure fusion) 的方法, 以获取一幅具有完整场景动态范围图像.

它主要分为两大类: 一是以 Debevec 等<sup>[4]</sup> 为代表的根据标定的相机响应函数 (Camera response function, CRF), 从多曝光图像序列中逆映射重建场景的 HDR 图像. 但该方法适应性差, 并要求输入的多曝光图像序列不存在相机抖动或者运动物体, 即输入的图像序列是绝对静止的, 否则会导致融合后的 HDR 图像中出现伪影和模糊现象. 第二种方法是跳过标定相机响应函数的过程, 直接融合多曝光图像序列的像素, 以获得一幅包含丰富细节的图像. 但该方法同样没有解决由运动所导致的融合后的 HDR 图像中的伪影问题.

为解决 HDR 融合中的伪影问题, 应针对性地采用去伪影融合方法, 其中效果较好的算法为基于图像配准的多曝光图像融合方法: 即先对图像进行配准对齐, 再对配准对齐后的图像序列融合得到去伪影 HDR 图像. 此类方法大都基于 PatchMatch 算法<sup>[5-6]</sup>, 即一种用于计算两个图像区域块之间的密集近似最近邻域 (Approximate nearest-neighbor field, ANNF) 的算法, 该方法具有较好的去伪影效果及鲁棒性. Sen 等<sup>[7]</sup> 在 PatchMatch 的基础上, 对所有的多曝光图像中使用多源双向相似度算法, 并最小化能量方程求解得到最优的 HDR 图像. Hu 等<sup>[8]</sup> 也是基于 PatchMatch 算法, 通过对纹理一致性与辐射一致性进行优化, 得到一组配准对齐的图像, 该算法能够很好抑制曝光不好的区域.

上述算法虽然能实现伪影的消除, 但当场景中存在复杂运动物体时, PatchMatch 为了提高精度需要多次迭代, 算法的复杂度也因而升高且效果不佳. 而在实际应用中, 多曝光图像融合方法应同时兼顾好效率、鲁棒性以及 HDR 图像质量, 才能更好地将算法运用在嵌入式设备中. 因此, 如何快速有效地通过融合方法从多曝光图像序列中得到无伪影和模糊现象的 HDR 图像是本文的研究重点.

针对上述问题, 本文从基于图像配准的多曝光图像融合的角度出发, 研究基于块匹配 HDR 图像去伪影融合. 针对复杂变化情况下的多曝光序列伪影较难消除的问题, 本文引入一种新的基于块匹配的近似最近邻域搜索方法: 一致性敏感哈希 (Coherency sensitive hashing, CSH)<sup>[9]</sup>. 哈希方法能将高维数据降维处理且保留数据的一致性, 并进行高效的存取. 随着大数据技术的发展, 哈希方法的发展也从之前如局部敏感哈希 (Locality sensitive

hashing, LSH)<sup>[10]</sup> 等独立于数据的方法研究, 转向具有监督型、无监督型与跨模型等依赖于数据的学习型哈希方法的研究<sup>[11]</sup>. 而本文采用的 CSH 方法扩展了 LSH 与 PatchMatch 算法, 进行基于块匹配的近似最近邻搜索, 并利用图像间的一致性以传播更好的图像块, 从而大大加快了 ANNF 搜索速度与准确性.

此外, 由于多曝光图像序列亮度不一, 配准过程中必须考虑输入图像之间的曝光差异, 这对于最终融合的 HDR 图像质量极为重要, 因为任何的不匹配都会导致不良的伪影. 因此本文算法改进了相机响应函数的求解, 并根据相机响应函数对输入图像进行辐射校准, 转到同一亮度域后再进行配准. 仿真结果表明, 结合相机响应函数和一致性敏感哈希, 本文算法能较好地实现 HDR 图像去伪影融合, 进一步提升了效率和图像质量, 对于存在复杂变换运动物体的场景也具有较好的鲁棒性.

本文其余部分的结构安排如下: 第 1 节介绍改进的相机响应函数求解方法; 第 2 节介绍一致性敏感哈希; 第 3 节介绍本文提出改进后结合相机响应函数和一致性敏感哈希的 HDR 图像去伪影融合方法; 第 4 节是相关的仿真结果分析; 第 5 节为总结与展望.

## 1 改进的相机响应函数求解

相机成像过程中, 曝光量  $X$  为辐射照度  $E$  和曝光时间  $\Delta t$  的乘积, 定义为:

$$X = E\Delta t \quad (1)$$

拍摄得到的数字图像  $D$ , 其像素值是像素处原始曝光量  $X$  的非线性函数, 该函数即为相机响应函数  $f$ , 定义为:

$$D = f(X) = f(E\Delta t) \quad (2)$$

在曝光时间  $\Delta t$  内曝光量  $E$  近似不变, 因此可认为  $f$  是单调递增的, 则存在逆函数  $f^{-1}$ , 定义为:

$$E\Delta t = f^{-1}(D) \quad (3)$$

根据式 (3) 定义如下函数:

$$E_i\Delta t_j = f^{-1}(D_{ij}) \quad (4)$$

其中,  $f$  为待求的相机响应函数,  $E_i$  为拍摄到的场景空间中第  $i$  个位置上的辐射照度,  $\Delta t_j$  为第  $j$  幅图像的曝光时间,  $D_{ij}$  为输入数字图像序列中第  $j$  幅图像的第  $i$  个位置上的像素值. 两边取对数, 并令  $g(\cdot) = \ln f^{-1}(\cdot)$  可得:

$$g(D_{ij}) = \ln E_i + \ln \Delta t_j \quad (5)$$

文献 [4] 把求解式 (5) 问题转换为求解最小二乘的问题:

$$\begin{aligned} \mathcal{O} = & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^P \{ \omega(D_{ij}) [g(D_{ij}) - \ln E_i - \ln \Delta t_j] \}^2 + \\ & \lambda \sum_{d=D_{\min}+1}^{\max-1} [\omega(d)g''(d)]^2 \\ \text{s. t. } & g(D_{\text{mid}}) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $P$  为输入多曝光图像序列的数量;  $N$  为图像像素总和;  $D_{\min}$  和  $D_{\max}$  分别为图像中像素值的最小值和最大值. 上式中的第二项是为了保证  $g$  的平滑,  $g''(d) = g(d-1) - 2g(d) + g(d+1)$ . 常量  $\lambda$  是平滑项的权重参数, 本文取  $\lambda = 60$ . 考虑到 CRF 曲线在  $D_{\min}$  和  $D_{\max}$  附近具有陡峭的斜率, 并且在  $D_{\min}$  和  $D_{\max}$  两端有着较差的拟合情况. 式 (6) 引入权重函数  $\omega(\cdot)$  强调曲线中间部分的平滑度和拟合项, 权重函数  $\omega(\cdot)$  定义为:

$$\omega(d) = \begin{cases} d - D_{\min}, & d \leq 0.5(D_{\min} + D_{\max}) \\ D_{\max} - d, & d > 0.5(D_{\min} + D_{\max}) \end{cases} \quad (7)$$

最小化式 (6) 的目标函数, 得到如下的线性方程组:

$$Ax = b \quad (8)$$

其中,  $x = [g(D_{\min})g(D_{\min} + 1) \cdots g(D_{\max}) \ln E_1 \ln E_2 \cdots \ln E_N]^T$ ,  $A$  为  $(NP+1) \times (N + D_{\max} - D_{\min} + 1)$  的矩阵, 可得到最小化式 (6) 是一个简单的线性最小二乘问题, 可以使用奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 方法来求解该线性方程组. 但由式 (6) 和式 (8) 可知当曝光次数减少 (即多曝光图像的数量减少) 时, 算法计算复杂度上升; 当只有两次曝光的情况下, 问题变得更严重.

由于在式 (8) 中,  $\ln E_i$  被当做为变量, 但求解出相机响应函数后, 场景辐射照度是由  $\ln E_i = \frac{\sum_{j=1}^P \omega(Z_{ij}) [g(Z_{ij}) - \ln \Delta t_j]}{\sum_{j=1}^P \omega(Z_{ij})}$  计算得到的, 所以该项并未实际使用. 因此可合理设定输入的多曝光图像序列其辐射度  $E$  是相同的<sup>[12]</sup>, 以此来消除  $\ln E_i$  项, 从而进一步优化问题. 先考虑仅存在两幅或三幅曝光图像的情况下, 即  $P = 2$  或  $3$ , 关于每两幅曝光图像, 对于曝光时间为  $j_1$  和  $j_2$  中的像素位置  $i$ , 其亮度值 (或称为灰度值) 分别为  $D_{ij_1}$  和  $D_{ij_2}$ , 由式 (3) 可得:

$$\begin{aligned} g(D_{ij_1}) &= \ln E_i + \ln \Delta t_{j_1} \\ g(D_{ij_2}) &= \ln E_i + \ln \Delta t_{j_2} \end{aligned} \quad (9)$$

两等式相减之后, 可得:

$$g(D_{ij_1}) - g(D_{ij_2}) = \ln \Delta t_{j_1} - \ln \Delta t_{j_2} \quad (10)$$

因此,  $\ln E_i$  项就被消除了. 故式 (6) 的目标函数重新表述为:

$$\begin{aligned} \mathcal{O} = & \sum_{i=1}^N \sum_{j_1=1}^{P-1} \sum_{j_2=j_1+1}^P \{ \hat{\omega}(D_{ij_1}, D_{ij_2}) [g(D_{ij_1}) - \\ & g(D_{ij_2}) - \ln \Delta t_{j_1} + \ln \Delta t_{j_2}] \}^2 + \\ & \lambda \sum_{d=D_{\min}+1}^{D_{\max}+1} [\omega(d)g''(d)]^2 \\ \text{s. t. } & g(D_{\text{mid}}) = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $\hat{\omega}(D_{ij_1}, D_{ij_2}) = \sqrt{\omega(D_{ij_1})\omega(D_{ij_2})}$ . 式 (7) 中使用简单的三角函数<sup>[2]</sup> 作为其权重函数  $\omega(d)$ , 虽然可以减少处理时间, 但由于过亮和过暗像素 (即灰度值为 1 和 0 的像素点) 处的权重过小, 并不能明显地抑制噪点. 此外, 考虑到一般情况下, 图像的噪声呈现的是高斯分布, 因此本文采用高斯函数替代三角函数, 以减少噪声的影响. 其高斯函数定义为:

$$\omega(d) = \exp\left(-k \frac{(d - D_{\text{mid}})^2}{D_{\text{mid}}^2}\right) \quad (12)$$

其中,  $k$  取值为输入多曝光图像序列的数量. 如下图 1 所示.

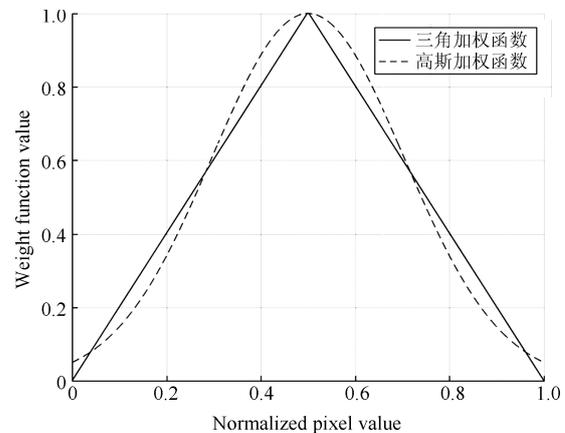


图 1 不同加权函数的曲线

Fig. 1 Curves of different weighted functions

通过最小化式 (11) 目标函数, 即可得到形同式 (8) 的线性方程组, 但其中向量  $x$  变更为:  $x = [g(D_{\min}), \cdots, g(D_{\max})]^T$ . 由于文献 [4] 采用的奇异值分解方法较慢, 故本文采用更为快速的 QR 分解来求解方程组, 并根据求解出的  $x$  来获取相机响应函数<sup>[13]</sup>.

HDR 图像辐射照度域和 LDR 图像灰度域之间存在一种映射关系. 根据相机响应函数, 可将 HDR 图像辐射照度域映射到一幅 LDR 图像灰度域的映射关系定义为如下:

$$l_i(H) = f(H\Delta t_i) \quad (13)$$

其中,  $f$  为相机响应函数, 则一幅 LDR 图像灰度域映射到 HDR 图像辐射照度域的映射关系定义为如下:

$$h(I_i) = f^{-1}(I_i)\Delta t_i^{-1} \quad (14)$$

则第  $i$  幅 LDR 图像到第  $j$  幅的映射关系定义为如下:

$$l_j(h(I_i)) = f(h(I_i)\Delta t_j) \quad (15)$$

综上, 通过改进的方法求解出相机响应函数后, 由式 (14) 即可将待配准的图像转换到 HDR 图像线性辐射照度域, 即同一亮度域中. 接着再对亮度统一的图像进行配准, 通过式 (13) 可将图像亮度转为原图像的亮度以便后续操作.

## 2 一致性敏感哈希

在图像之间进行块匹配, 也称之为计算最近邻域 (Nearest-neighbor field, NNF). 由于图像中图像块的数量较多, 为了找到近似最近邻域, 一些经典的算法其计算量往往都很大. 基于 Patch-Match 的算法已经将最近邻域搜索的复杂度降到了  $O(mM\log M)$  (其中  $M$  为图像块的大小,  $m$  为图像的像素总数), 但依然很高. 故本文采用 CSH 算法<sup>[9]</sup>, 该方法结合了 LSH<sup>[10]</sup> 和 Patchmatch 二者的优点并进行了扩展, 使得 ANNF 搜索速度更快, 搜索结果更加准确, 且有效地降低了复杂度.

CSH 算法是在 Datar 等<sup>[10]</sup> 提出基于  $p$ -稳定分布的 LSH 算法的基础上改进后的算法. 类似于 LSH<sup>[14]</sup>, CSH 算法过程可大致分为两大步骤:

- 1) 预处理, 建立索引;
- 2) 近似最近邻域搜索.

在索引阶段, CSH 将使用一组沃尔什-哈达玛 (Walsh-Hadamard, WH) 内核函数来替换 LSH 函数族; 在搜索阶段, 与指向相同索引的图像块有限集相比, 极大地扩展了所考虑的候选图像块集.

### 2.1 索引阶段

在索引阶段, 基于  $p$ -稳定分布的 LSH 算法, 使用形式为  $h_{\vec{a}, b}(\vec{v}) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{v} + b}{r}$  的哈希函数族, 表示为  $d$  维向量  $\vec{v}$  映射到整数集上, 在函数族中每个哈希函数通过随机  $\vec{a}$  和  $b$  来进行索引, 其中,  $\vec{a}$  为  $d$  维向量, 且每个条目为独立于  $p$ -稳定分布,  $b$  是从区间  $[0, r]$  中均匀选择的实数,  $r$  为一常数.

但在本文中, 由于原始数据向量是图像块, 所以并不将向量投影到随机线上, 而是随机投影在第一个同时也是最重要的二维 WH 内核上. 这样做的原因为:

- 1) WH 内核是一种计算投影非常高效的方法, 因为 WH 内核元素只有两个值 ( $\pm 1$ ), 如图 2 所示, 因此 WH 变换计算只有整数加法和减法;

- 2) 当所有的图像块投影到一条线上时, 希望映射点尽可能的分散. 因为对图像块而言, 映射的结果需有较大的区别才更有利于后续搜索 (即不相似图像块的投影后的距离较大, 而相似图像块, 则其距离较小), 因此, 最佳策略是取整个图像块的集合的协方差矩阵的主要特征向量, 在自然图像的情况下, 可以证明这些结果是正弦基, 以递增的空间变化频率排序. 当以递增的空间变化频率排序时, 二维 WH 内核就形成投影线的最佳序列<sup>[15-16]</sup>.

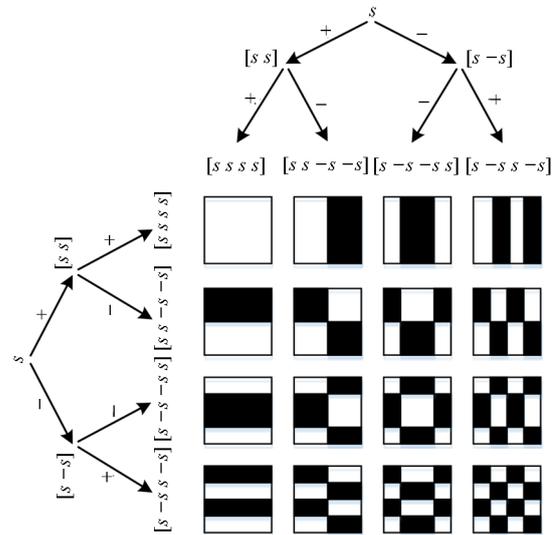


图 2 WH 变换投影向量

Fig. 2 WH transform projection vector

(说明: 其中  $s = [1]$ , 白色表示其像素值为 1, 黑色表示为  $-1$ , 且 WH 向量以递增的空间变化频率排序)

因此, 使用二维 WH 内核代替  $p$ -稳定分布的随机向量  $\vec{a}$ , 则哈希函数族的形式更新为:

$$h_j(p) = \frac{WH_j \cdot p + b_j}{r} \quad (16)$$

其中,  $p$  为图像块;  $b_j$  为从区间  $[0, r]$  中均匀选择的实数;  $WH_j$  为文献 [16] 的内核函数;  $j = 1, \dots, M$  (在本文中,  $M$  取值为 8). 同基于  $p$ -稳定分布的 LSH 算法流程一样, 在建立索引阶段, 选取满足条件的哈希函数族, 然后创建  $L$  个哈希函数表  $\{T_i\}_{i=1}^L$ , 其中每个表项由  $M$  个形式如式 (16) 的函数连接组成哈希码  $g_i(\cdot)$ , 即  $g_i(p) = h_1(p) \circ \dots \circ h_M(p)$ , 然后再将图像中所有的图像块映射存储在该哈希表中, 即  $T_i[g_i(p)]$ , 使得原本相似的图像块 (外观上看上去相似) 可以很大概率被哈希到相同的条目中.

### 2.2 搜索阶段

在搜索阶段, 直接的 LSH 搜索方法并没有利用块的已知空间信息, 并且不允许在块之间传播信

息, 故候选集合很小. 相反, CSH 算法通过借鉴 PatchMatch 的优点, 以新颖的方式组合外观和 (位置的) 相干性的方式来创建丰富的候选集合.

简单起见, 删除下标并参考散列函数  $g$  和所得到的散列表  $T$ , 此外, 令  $g_A$  表示为哈希函数  $g$  作用于图像  $A$  中的块;  $g_B$  表示为哈希函数  $g$  作用于图像  $B$  中的块;  $g_A^{-1}(g_B^{-1})$  表示为  $g_A(g_B)$  的反函数;  $Cand(a)$  表示为对于图像  $A$  中任一块  $a$  对应于图像  $B$  中最近的块;  $Left(p)/Right(p)/Top(p)/Bottom(p)$  表示为以图像块的中心向左/右/上/下移动一个像素得到的图像块. 可通过以下 4 个规则来为图像  $A$  中的每个块建立一个大的候选池, 考虑图像  $A$  中的块  $a, a_1$  和  $a_2$  以及图像  $B$  中的块  $b, b_1$  和  $b_2$ :

规则 1: 如果  $g_A(a) = g_B(b)$ , 则  $b$  是  $a$  的好的候选者;

规则 2: 如果  $b$  是  $a_1$  的候选者, 且有  $g_A(a_1) = g_A(a_2)$ , 则  $b$  也是  $a_2$  的候选者;

规则 3: 如果  $b_1$  是  $a$  的候选者, 且有  $g_B(b_1) = g_B(b_2)$ , 则  $b_2$  也是  $a$  的候选者;

规则 4: 如果  $b$  是  $Left(a)$  的候选者, 则  $Right(b)$  是  $a$  的候选者.

对于图像  $A$  中块  $a$  的候选块, 通过对规则一至规则 4 再组合, 可以得到如下表 1 所示的 3 种类型候选块.

表 1 根据观察 1~4 组合得到 3 种图像  $A$  中块  $a$  的候选块  
Table 1 According to the observation 1~4, 3 kinds of candidates of block  $a$  in  $A$  is obtained

类型	定义	使用的观察类型
1	$g_B^{-1}(g_A(a))$	1 和 3
2	$g_B^{-1}(g_B(Right(Cand(Left(a))))))$	3 和 4
3	$Cand(g_A^{-1}(g_A(a)))$	2

图 3 中进一步示出上述所有的候选块类型, 在每个子图中, 从左到右依次为图像  $A$ 、图像  $B$  所使用的哈希表. 虚线箭头表示哈希表 (注意箭头的方向), 而实线箭头指向块的当前最典型的代表. 右侧的图像  $B$  中的高亮像素 (图像块) 是左侧图像  $A$  中的高亮像素 (图像块) 的候选块. 如果散列表的宽度被定义为  $k$  (即, 其存储了来自每两幅图像中  $k$  个代表性候选块), 则候选的总数在  $4k$  和  $4k+2$  之间 (图中类型 1 和 3 每个类型贡献  $k$  个候选块, 而出现在左/右和上/下配置中的类型 2, 其中每个配置贡献  $k$  或  $k+1$  个). 其中  $k$  为用户自定义参数, 在本文实现中  $k=2$ .

由上述可知, 图像块的候选集的大小为  $4k+2$ , 那么剩下的就是从这些候选集中找出最相似的一

个, 这一步的算法消耗的时间较大. 因此, 在这里本文采用一个近似的过程, 其对总体的精确度影响可以忽略不计, 但是运行时间大大的降低了. 而这就需要再次使用 WH 变换, 但不会如索引阶段那样使用文献 [16] 的 WH 内核函数, 而是类似于 HeI-Or 等<sup>[15]</sup> 的方式使用 WH 内核函数, 其思想是: 在 WH 内核上积分图像块投影的差异, 一次一个, 以此在块之间的 Euclidean 距离上产生越来越紧的下限. 然后取前面的向量基 (其向量基以递减的空间变化频率排序), 但其亦可以得到图像块大部分“能量”, 这种方法包含了早期的终止机制, 即一旦投影差的总和超过块距离的当前最接近近似值, 则拒绝该候选块.

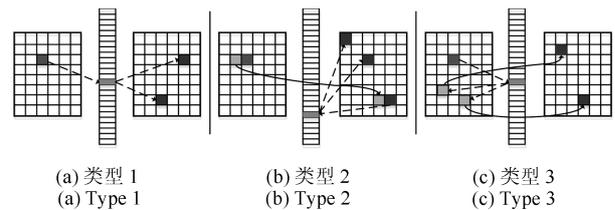


图 3 图像块的候选类型  
Fig. 3 Candidate type of image block

因此, 对于图像  $A$  和  $B$ , 通过使用以上 CSH 算法实现对图像  $B$  的配准, 使得配准后的图像纹理细节方面与图像  $A$  相似. 本文将此算法应用在多曝光图像序列上, 得到新的去伪影融合算法.

### 3 去伪影融合算法的实现

定义输入的多曝光图像序列为  $\{I_1, \dots, I_N\}$ , 对应的曝光时间为  $\{\Delta t_1, \dots, \Delta t_N\}$  (曝光时间应该是有序的). 算法首先需要从输入的多曝光图像中选定参考图像  $R$  (参考图像选择标准为图像中好的曝光像素点最多的那幅图像, 但是在实际算法中往往简化为: 取输入图像序列的中间图像), 那么其他图像就为原图像  $S$ . 例假设  $N=5$ , 那么参考图像为  $I_3$ , 所以首先以  $I_3$  为参考图像, 分别对  $I_2$  和  $I_4$  进行配准融合: 然后以  $I_2$  为参考图像, 对  $I_1$  进行配准融合, 和以  $I_4$  为参考图像, 对  $I_5$  进行配准融合.

考虑到配准图像对齐亮度不一致, 因此首先根据计算出的相机响应函数, 以参考图像为标准遍历图像序列, 对参考图像和原图像进行辐射校准, 即通过式 (13) 和式 (14) 将参考图像  $R$  的亮度域映射为原图像的亮度域.

根据第 2 节中所介绍的一致性敏感哈希对原图像和参考图像之间进行配准, 直至输入的所有图像完成配准, 则得到一组曝光参数与原图像对齐, 内容与参考图像对齐的配准图像  $L_1, L_2, \dots, L_N$ . 将配准后的图像序列进一步融合即可得到目标 HDR 图

像  $H$ :

$$H = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i}{\Delta t_i} \quad (17)$$

综上, 算法流程如图 4 所示.

为了减少空间耗损, 本文算法是对两幅图像进行配准: 原图像  $S$  和参考图像  $R$ , 为了使得配准图像具有更丰富的细节, 本文通过相机响应函数将参考图像和动态范围变换为与原图像相同, 其转换公式为式 (14). 不同于 PatchMatch 配准融合算法, CSH 算法不再是通过得到参考图像映射到原图像的映射关系进行配准, 而是可以直接对两幅图形进行配准, 以获得对齐图像.

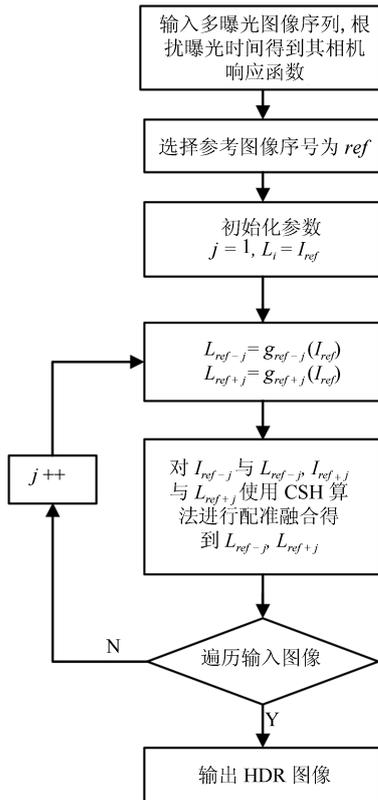


图 4 基于相机响应函数和 CSH 的去伪影融合方法流程图

Fig. 4 Flow chart of de-ghosting fusion method based on CRF and CSH

## 4 仿真分析

本节将对改进的相机响应函数求解方法以及本文所提出的 HDR 去伪影融合方法进行仿真, 并与现有的算法进行性能比较分析. 对于 HDR 图像质量将从主观和客观指标两方面来对本文算法进行评价.

### 4.1 改进的相机响应函数求解方法性能及效果分析

由式 (8) 可得, 系数矩阵  $A$  的维度为  $(NP+1) \times$

$(N + D_{\max} - D_{\min} + 1)$ , 同时, 通过 SVD 求解此方程组的复杂度为  $O((N + m)^2(NP + N + 2m + 1))$ , 其中  $m = D_{\max} - D_{\min} + 1$ . 当  $P = 2$  时, 与 Paul E. Debevec 等<sup>[4]</sup> 的算法相比, 改进的方法将线程方程组中的变量  $x$  的数量从  $(N + D_{\max} - D_{\min} + 1)$  减少到  $(D_{\max} - D_{\min} + 1)$ , 方程的数量 (即矩阵  $A$  的行数) 从  $(2N + D_{\max} - D_{\min})$  减少到  $(N + D_{\max} - D_{\min})$ , 此时, 求解此方程组的复杂度降为  $O(m^2(N + 2m + 1))$ , 比起之前的  $O((N + m)^2(3N + 2m + 1))$ , 已经大大降低了. 同理, 当  $P = 3$  时, 其复杂度从  $O((N + m)^2(4N + 2m + 1))$  降低到  $O(m^2(3N + 2m + 1))$ .

从定量的角度分析改进的算法的性能, 对 Forrest、Arch 和 fast\_abrupt\_motion 多曝光图像序列 (如图 5~7 所示) 分别使用 Debevec 等<sup>[4]</sup> 的算法和本文改进的算法, 然后从运行时间与相机响应函数曲线等方面分析.

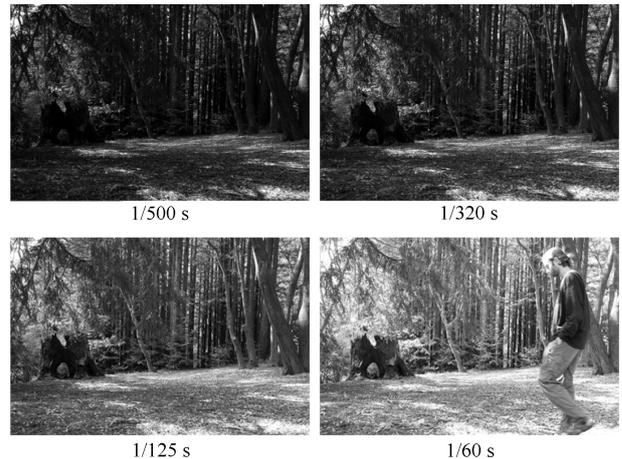


图 5 Forrest 多曝光图像序列 (秒)

Fig. 5 Forrest multi-exposure image sequence (s)



图 6 Arch 多曝光图像序列

Fig. 6 Arch multi-exposure image sequence



图 7 fast\_abrupt\_motion 图像序列

Fig. 7 fast\_abrupt\_motion multi-exposure image sequence

如表 2 所示, 其中平均误差是指改进方法求解得到的相机响应函数与 Debevec 等<sup>[4]</sup> 的相机响应函数的误差, 即  $(\sum_{i=r,g,b} |crf_{ours}^i - crf_{Debevec}^i|) / 3$ .

表 2 改进前后算法性能对比

Table 2 Performance comparison of Debevec's and our algorithm

多组图像序列	图像分辨率	Debevec 改进方		平均
		方法 (s)	法 (s)	
Forrest	683 × 1024 × 3	0.555	0.368	12.36%
Arch	1024 × 669 × 3	1.249	0.633	7.68%
fast_abrupt_motion	1080 × 1920 × 3	0.445	0.275	11.44%

图 8 绘制出了文献 [4] 与本文算法求解得到的相机响应函数。

综合表格 2 中的平均误差项以及图 8, 可看出改进后的方法与文献 [4] 效果近似, 即也求解出了较精确的相机响应函数, 但从表格中算法的运行时间可以看出改进的方法速度上已经快了将近一倍。

#### 4.2 图像评价指标

本文将从平均亮度、对比度、信息熵以及运行时间对融合得到的去伪影 HDR 图像进行客观的评价。

图像的平均亮度即图像的像素灰度值的平均值, 其数学表达式为:

$$mv = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)}{M \times N} \quad (18)$$

其中,  $M$  表示为图像的宽度,  $N$  为图像的高度,  $f(i, j)$  表示为图像空间中位置在  $(i, j)$  上的灰度值,  $mv$  表示为图像的平均亮度, 其值越小, 图像越暗, 反之越亮。

图像的对比度实际上就是图像的均方差 (标准差), 其数学表达式为:

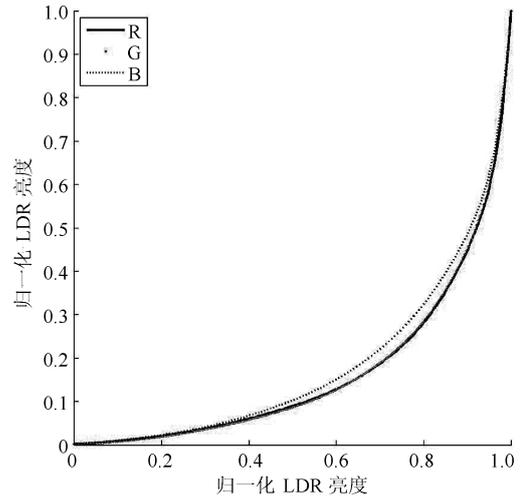
$$\text{Contrast} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - mv)^2}{M \times N}} \quad (19)$$

Contrast 表示为图像的对比度, 对比度越大, 图像的最亮值和最暗之的反差就越明显, 即对比度反应的是图像细节区域的变化。

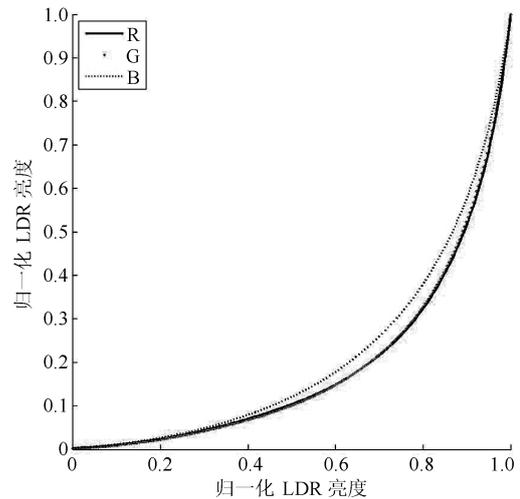
图像的信息熵表示为图像的平均信息量, 通常用来评价图像的质量. 其数学表达式为:

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=1}^L p(b_i) \log_2 p(b_i) \quad (20)$$

其中,  $L$  表示为图像灰度值的最大值,  $p(b_i)$  表示为图像亮度  $b_i$  出现的概率. 信息熵的值越大图像的平均信息量越多。



(a) Debevec 方法  
(a) Debevec's method



(b) 本文方法  
(b) Ours

图 8 对 Forrest 图像序列使用不同方法得到的相机响应函数

Fig. 8 The obtained CRF curve by using different methods in Forrest Sequence

#### 4.3 去伪影融合仿真效果分析

本文对具有代表性的多曝光图像序列进行处理, 其中包括文献 [17–18] 提供的 Forrest、SculptureGarden、children\_and\_slide 以及 fast\_abrupt\_motion 图像序列. 由于 CSH 算法要求图像块大小必须是 2 的次幂, 根据仿真结果, 本文选取图像块的大小为 4 以取得较好的效果. 仿真结果将与 Oh 等<sup>[19]</sup> 提出的基于低秩恢复的去伪影融合 (简称 RM)、Hu 等<sup>[8]</sup> 提出的亮度与纹理一致性的去伪影方法 (简称 HU)、部分奇异值和 (简称 PSSV)<sup>[20–21]</sup> 进行比较, 以分析本文算法的改进与不足。

首先, 先处理简单情况的 Forrest 图像序列, 该

序列中除了树叶存在微小变化, 其余部分基本保持静止. 各算法处理结果如图 9 所示, 可以看出所有算法均取得了较好的去伪影效果. 为了进一步分析, 下面将对各算法处理结果图的局部细节 (图中白色矩形标记部分) 进行放大对比.

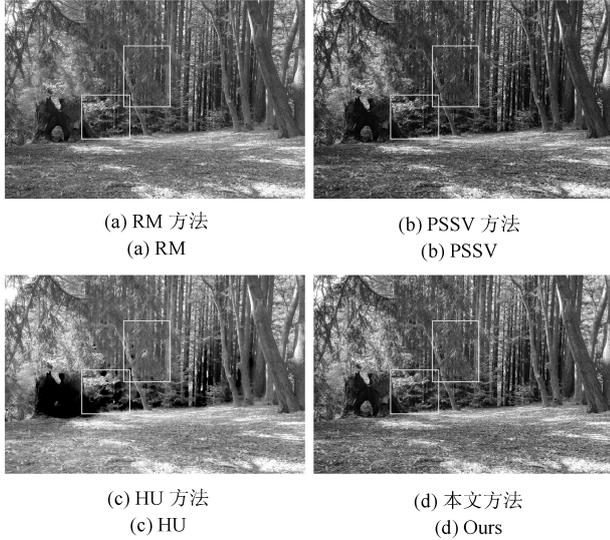


图 9 Forrest 图像序列去伪影融合方法的对比

Fig. 9 Comparison of different de-ghosting algorithms in Forrest sequence

如图 10 所示, 为图 9 对应结果的局部细节放大图, 从下图中可观察到, RM 和 HU 相比于其他算法其色彩较差, 且 HU 局部细节存在模糊的现象, PSSV 算法在对基本静态的图像序列进行处理时取得了较好的效果. 本文提出的算法解决了 HU 的模糊现象, 且其纹理细节保持的更好, 但色彩效果相比 PSSV 稍差些.

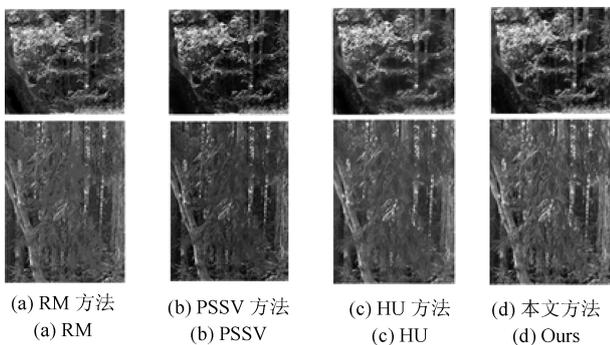


图 10 Forrest 图像序列去伪影融合方法的局部细节对比  
Fig. 10 Local detail comparison of de-ghosting fusion methods in Forrest sequence

接着, 对较复杂变化的 SculptureGarden 图像序列 (主要是行人较多) 进行处理, 处理结果如图 11 所示. 可看出 RM 算法效果最差, 如图 11 (a) 所示;

PSSV 算法得到的 HDR 图像中出现了伪影, 如图 11 (b) 中虚线矩形部分; 两者的效果均不理想, 因此不再对其进行局部细节放大.

如图 12 所示, 为图 11 对应结果的局部细节 (图中虚线矩形标记部分), 从墙上的细节可观察到, HU 的去伪影融合算法的效果相比于本文提出的算法稍差, 本文算法具有较好的细节.



图 11 SculptureGarden 图像序列去伪影融合方法的对比  
Fig. 11 Comparison of different de-ghosting algorithms in SculptureGarden

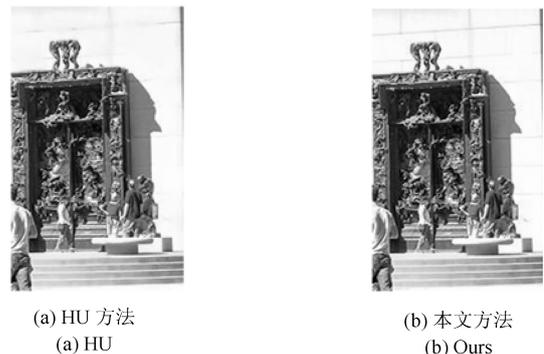


图 12 SculptureGarden 图像序列去伪影融合方法的局部细节对比  
Fig. 12 Local detail comparison of de-ghosting fusion methods in SculptureGarden sequence

接着, 对很复杂变化的 children\_and\_slide 序列 (窗外窗内都包含了人的运动变化, 且多曝光图像较少) 进行处理, 其处理结果如图 13 所示. 可以看出, RM 和 PSSV 算法得到 HDR 图像中存在严重伪影现象, 与其他去伪影算法相比差距太大, 如图 13 (a) 和图 13 (b) 所示; 而 HU 在滑梯处配准不准确以及小孩背部引入了噪声, 如图 13 (c) 中虚线矩

形部分;而本文算法具有较理想的效果.下面仍将对比 HU 以及 Ours 处理结果的局部细节(虚线矩形部分)进行放大对比.

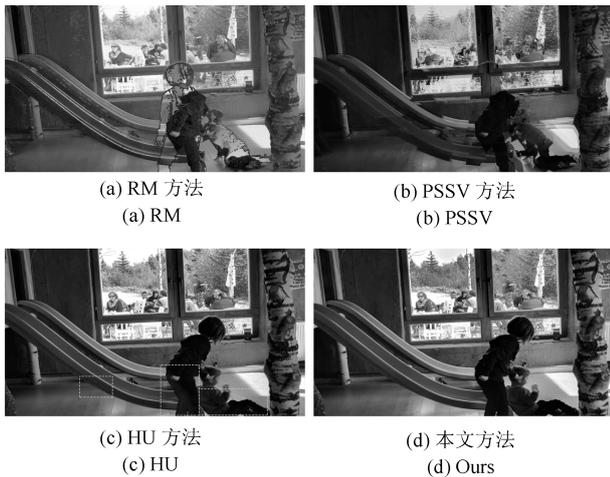


图 13 children\_and.slide 图像序列去伪影融合方法的对比  
Fig. 13 Comparison of different de-ghosting algorithms in children\_and.slide

如图 14 所示,第一行放大图为算法 HU,第二行为本文算法效果细节放大图,可进一步观察到 HU 由于细节丢失和噪声的引入导致了结果的不准确.而本文算法在去除伪影的同时也保持了良好的局部细节视觉效果.



图 14 children\_and.slide 图像序列去伪影融合方法的局部细节对比  
Fig. 14 Local detail comparison of de-ghosting fusion methods in children\_and.slide

最后,对同样很复杂变化的 fast\_abrupt\_motion 序列(窗外窗内有着极其丰富的细节,且多曝光图像较少)进行处理,其处理结果如图 15 所示.可以发现, RM 中引入了大量的噪声,如图 15(a)所示; PSSV 去伪影算法得到 HDR 图像中存在严重伪影现象,如图 15(b)所示虚线矩形标出;而 HU 得到结果不太理想,虽然没有伪影现象,但是墙外山坡上的细节完全丢失,如图 15(c)所示;而本文提出的算法不仅去除了由于运动造成的伪影,并较好地显示

了真实场景中的细节,取得了较好的效果.下面仍将对比 HU 以及 Ours 去伪影算法结果的局部细节(图中虚线矩形标记的部分)进行放大对比.

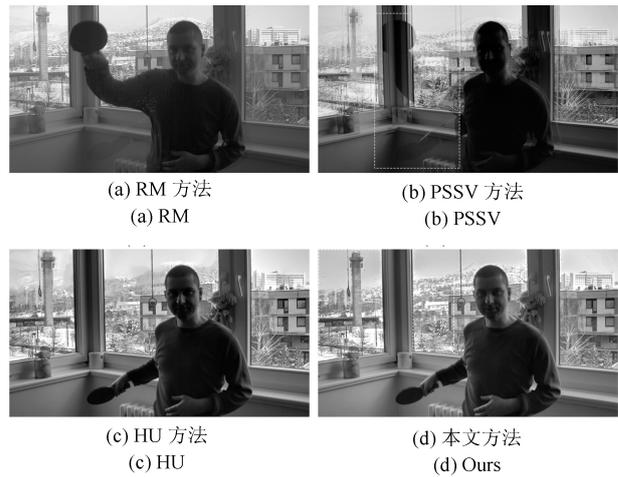


图 15 fast\_abrupt\_motion 图像序列去伪影融合方法的对比  
Fig. 15 Comparison of different de-ghosting algorithms in fast\_abrupt\_motion

如图 16 所示,为图 15 对应结果的局部细节,从该图中可以看出,在局部细节纹理处,本文提出的去伪影算法在对复杂场景变换的图像序列进行融合时不仅能较好地去除伪影,并且较好地反映了真实场景中的原有细节.而 HU 在高塔中存在模糊现象,存在噪声,山坡上远处的房子的细节部分基本丢失.

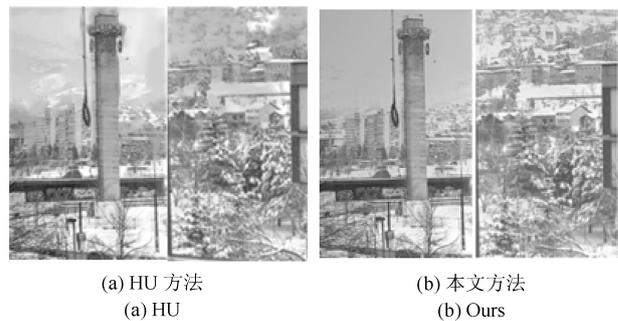


图 16 fast\_abrupt\_motion 图像序列去伪影融合方法的对比  
Fig. 16 Comparison of different de-ghosting algorithms in fast\_abrupt\_motion

下面将从表 3 中的对比度、信息熵以及运行时间等客观指标来评价 HDR 图像:

1) 对简单图像序列 Forrest, 从对比度与信息熵可以看出, Ours 要比 RM 和 HU 要更好些,但与 PSSV 算法相比要差些,这也正好印证了主观的评价.

2) 对复杂图像序列 SculptureGarden, RM 严重失真, PSSV 出现了伪影.从对比度和信息熵可以得到, Ours 相比于 HU 要更好.

表 3 对于不同图像序列, 不同的去伪影方法评价指标

Table 3 For different image sequences, performe of different de-ghosting methods

图像序列	方法	平均亮度	对比度	信息熵	运行时间 (s)
Forrest	RM	106.101	25.583	7.421	37.103
	HU	132.799	27.603	7.546	122.547
	PSSV	97.636	48.641	7.838	16.307
	Ours	132.265	33.263	7.635	7.848
SculptureGarden	RM	107.484	18.151	7.551	60.981
	HU	122.785	21.187	7.325	182.470
	PSSV	87.305	20.096	7.332	22.359
	Ours	127.772	23.920	7.553	8.752
children_and_slide	RM	90.813	11.943	7.491	86.038
	HU	91.018	14.363	7.649	133.990
	PSSV	85.190	15.499	7.717	21.235
	Ours	93.342	14.949	7.668	8.194
fast_abrupt_motion	RM	109.083	10.365	7.335	97.803
	HU	122.893	13.337	7.662	152.608
	PSSV	102.323	14.699	7.781	20.185
	Ours	122.920	12.415	7.636	7.630

3) 对复杂图像序列 children\_and\_slide, RM 和 PSSV 算法出现了严重伪影现象. 接着从对比度与信息熵可以看出, Ours 要比 HU 要好些, 这也正好印证了主观的评价.

4) 对复杂图像序列 fast\_abrupt\_motion, 改进的 PSSV 出现了严重的伪影, RM 中含有大量的噪声; 而 HU 窗外的局部细节完全丢失了.

5) 从运行时间上看, 本文提出的 Ours 算法要远远快于其他基于块匹配的去伪影融合算法, 且比其他三种算法要更快.

总之, 本文提出的算法鲁棒性和去伪影效果更好, 纹理细节更清晰, 且极大地改善了算法的复杂度, 并且运行效率大大地提升了.

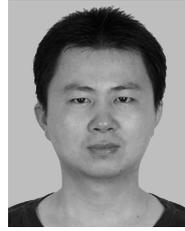
## 5 总结

本文主要描述一种基于改进的相机响应函数和 CSH 算法提出的新的鲁棒的高动态范围图像去伪影融合算法. 该方法引入相机响应函数对输入图像序列进行辐射校准, 然后使用 CSH 进行配准融合, 有效地解决了由于相机抖动和场景中运动物体在 HDR 图像的融合过程中所导致的伪影和模糊现象. 对于存在复杂变化的真实场景, 本文算法也能较好地去除伪影的同时精确记录场景中的光照变化, 使得融合后的 HDR 图像能展示出更多有效信息以便后续利用. 仿真结果表明, 本文算法在去伪影以及运行时间等方面都具有优秀表现, 具有较好的鲁棒性.

## References

- Banterle F, Artusi A, Debattista K, et al. *Advanced High Dynamic Range Imaging: Theory and Practice*. Boca Raton, USA: CRC Press, 2011.
- Reinhard E, Heidrich W, Debevec P, et al. *High Dynamic Range Imaging: Acquisition, Display, and Image-based Lighting*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann, 2010.
- Lu Xu-Ming, Zhu Xiong-Yong, Li Zhi-Wen, et al. A brightness-scaling and detail-preserving tone mapping method for high dynamic range images. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(6): 1080–1092  
(陆许明, 朱雄泳, 李智文, 等. 一种亮度可控与细节保持的高动态范围图像色调映射方法. *自动化学报*, 2015, **41**(6): 1080–1092)
- Debevec P E, Malik J. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In: *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, New York, USA: ACM, 1997. 369–378
- Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. PatchMatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing. *ACM Transactions on Graphics-TOG*, 2009, **28**(3): 1–11
- Barnes C, Shechtman E, Goldman D B, et al. The generalized patchmatch correspondence algorithm. In: *Proceedings of the Computer Vision-ECCV 2010*, Berlin Heidelberg, Germany: Springer 2010. 29–43
- Sen P, Kalantari N K, Yaesoubi M, et al. Robust patch-based HDR reconstruction of dynamic scenes. *ACM Trans. Graph.*, 2012, **31**(6): 203
- Jun Hu, Orazio Gallo, Kari Pulli, et al. HDR deghosting: how to deal with saturation? In: *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, OR, USA: IEEE, 2013. 1163–1170

- 9 Korman S, Avidan S. Coherency sensitive hashing. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011. 1607–1614
- 10 Datar M, Immorlica N, Indyk P, et al. Locality-sensitive hashing scheme based on  $p$ -stable distributions. In: Proceedings of the 20th Annual Symposium on Computational Geometry. Brooklyn, New York, USA: ACM, 2004. 253–262
- 11 Shen F M, Xu Y, Liu L, et al. Unsupervised deep hashing with similarity-adaptive and discrete optimization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, **40**(12): 3034–3044
- 12 Gu Zheng-Hui. The difference method for the recovery of the camera response function. *New Industrialization*, 2013, **01**: 15–22
- 13 Fang Hua-Meng, Yi Ben-Shun, Gan Liang-Cai, et al. Fast calibration of camera response function in high dynamic range image synthesis. *Journal of Photons*, 2013, **06**(4): 737–741  
(方华猛, 易本顺, 甘良才, 等. 高动态范围图像合成中相机响应函数的快速标定. *光子学报*, 2013, **06**(4): 737–741)
- 14 Gionis A, Indyk P, Motwani R. Similarity search in high dimensions via hashing. In: Proceedings of the 25th VLDB Conference. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1999. 518–529
- 15 Hel-Or Y, Hel-Or H. Real-time pattern matching using projection kernels. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(9): 1430–1445
- 16 Ben-Artzi G, Hel-Or H, Hel-Or Y. The gray-code filter kernels. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(3): 382–393
- 17 Gallo O, Gelfand N, Chen W C, et al. Artifact-free high dynamic range imaging. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computational Photography. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2009. 1–7
- 18 Karadzovic-Hadziabdic K, Telalovic J H, Mantiuk R. Evaluation of deghosting algorithms for multi-exposure high dynamic range imaging. In: Proceedings of the 29th Spring Conference on Computer Graphics (SCCG'13). New York, NY, USA: ACM, 2013. 21–28
- 19 Oh T H, Lee J Y, Tai Y W, et al. Robust high dynamic range imaging by rank minimization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, **37**(6): 1219–1232
- 20 Oh T H, Kim H, Tai Y W, et al. Partial sum minimization of singular values in RPCA for low-level vision. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013. 145–152
- 21 Oh T H, Tai Y W, Bazin J C, et al. Partial sum minimization of singular values in robust PCA: algorithm and applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, **38**(4): 744–758



朱雄泳 博士, 广东第二师范学院计算机科学系教师. 主要研究方向为数字图像处理, 视频信号处理, 计算机视觉.

E-mail: zhuxiongyong@gdei.edu.cn

(ZHU Xiong-Yong Ph. D., lecturer in the Department of Computer Science, Guangdong University of Education. His research interest covers digital

image processing, video signal processing, and computer vision.)



吴汶芳 中山大学电子与信息工程学院, 硕士研究生. 主要研究方向为数字图像处理. E-mail: Wuwf.828@163.com

(WU Wen-Fang Master student at the School of Electronics and Information Technology, Sun Yat-Sen University. Her main research interest is digital image processing.)



陆许明 博士, 广东第二师范学院计算机科学系讲师. 主要研究方向为数字图像处理, 视频信号处理, 无线通信, 集成电路设计.

E-mail: luxuming@gdei.edu.cn

(LU Xu-Ming Ph. D., lecturer in the Department of Computer Science, Guangdong University of Education.

His research interest covers digital image processing, video signal processing, wireless communications, and IC design.)



谭洪舟 中山大学电子与信息工程学院教授. 主要研究方向为宽带通信, 信号处理, 复杂系统辨识及建模, 半导体集成电路设计. 本文通信作者.

E-mail: issthz@mail.sysu.edu.cn

(TAN Hong-Zhou Professor at the School of Electronics and Information Technology, Sun Yat-Sen University.

His research interest covers broadband communications, signal processing, identification and modeling of complex systems, and semiconductor IC design. Corresponding author of this paper.)



邹兵兵 中山大学电子与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为数字图像处理.

E-mail: zoubingbing1991@163.com

(ZOU Bing-Bing Master student at the School of Electronics and Information Technology, Sun Yat-Sen University. His main research interest is digital

image processing.)