



基于图像内容自适应矩阵完成的高动态范围成像方法

谢登梅¹, 郁梅^{1*}, 彭宗举¹, 陈芬¹, 蒋刚毅^{1,2}

¹宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;

²南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 南京 210023



摘要: 高动态范围图像合成中容易出现鬼影现象, 而传统的矩阵完成算法没有考虑多曝光图像序列的运动特征, 导致高动态范围图像中的鬼影未能完全去除。针对这一问题, 本文提出一种基于低动态范围图像内容自适应矩阵完成算法以去除高动态范围图像中的鬼影。首先, 根据图像的亮度和色度信息, 确定低动态范围图像的运动区域; 然后根据这一运动先验信息, 调整矩阵完成算法过程中的正则化约束强度, 从而得到每幅低动态范围图像的背景信息; 最后, 考虑到不同曝光度的图像在每一区域所包含的细节不同, 采用与曝光相关的融合策略合成去鬼影的高动态范围图像。实验分别采用简单背景图像序列和复杂背景图像序列, 结果表明, 所提出的算法相比于奇异值部分和最小化矩阵完成算法, 能取得更好的合成效果, 适用于复杂背景下的高动态范围图像合成。

关键词: 高动态范围成像; 运动先验知识; 矩阵完成; 曝光相关

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

High dynamic range imaging method based on image content adaptive matrix completion

Dengmei Xie¹, Mei Yu^{1*}, Zongju Peng¹, Fen Chen¹ and Gangyi Jiang^{1,2}

¹Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China; ²National Key Laboratory of Software New Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: High dynamic range (HDR) imaging usually produces ghosting artifacts, while the traditional matrix completion (MC) method may fail to completely remove the ghosts, without considering the motion characteristics of multi-exposure image. To solve this problem, this paper presents a new HDR imaging method based on content adaptive matrix completion of low dynamic range (LDR) image to remove the ghosts of HDR image. Firstly, according to the image luminance and chrominance information, the LDR image motion area is determined. Then, based on the priori information of motion, the regularization constraint intensity is adjusted in MC process to get each LDR image background information. Finally, a fusion strategy related to multiple exposures is proposed while the difference of details in each image area under different exposures is considered. Regular background sequences and cluttered background sequences are used for experiments. The experimental results demonstrate that, compared with the partial sum minimization of singular values-matrix completion method, the proposed method is more real-time and suitable for cluttered background sequences.

Keywords: high dynamic range imaging; prior knowledge of motion; matrix completion; related to exposure

DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2017.11.004

Citation: *Opto-Elec Eng*, 2017, **44**(11): 1056–1065

收稿日期: 2017-07-24; 收到修改稿日期: 2017-10-22

*E-mail: yumei2@126.com

1 引言

由高动态范围(high dynamic range, HDR)成像算法得到的图像更符合人眼感知,正被应用于消费电子、遥感遥测、智能交通、安防监控等众多领域。

HDR 成像算法主要分为两大类:基于硬件的实现和基于软件的实现。基于硬件实现的 HDR 成像方法较为复杂、实现困难、价格昂贵,因此,现阶段主要采用基于软件的实现方法,它又可分为图像域合成和辐照度域合成算法^[1]。

图像域合成是直接或间接地对多曝光图像序列信息进行融合,受信息提取算法的影响较大,且该算法可扩展性较小。而基于辐照度域合成算法虽然比较复杂,但它能够得到更符合真实场景的 HDR 图像,而且随着显示设备动态范围的不断增加,会有更广泛的应用。根据拍摄场景的情况,辐照度域的 HDR 图像合成算法可分为静态场景与动态场景的 HDR 成像技术。

针对静态场景的 HDR 成像技术^[2,3]已较为成熟,能较好地处理静态场景的多曝光融合问题。而针对动态场景的 HDR 成像技术可能会存在鬼影现象,人们开展了相关去鬼影的研究。其中,一类算法通过检测运动区域来达到去除鬼影的效果。例如, Jacobs 等^[4]利用不同的局部熵来检测包含运动目标的区域,然后在 HDR 图像合成过程中来排除这些区域的像素; Zheng 等^[5]采用基于图像块的算法将包含运动目标的图像块去除; Zhang 等^[6]提出基于梯度方向的鬼影检测算法。另一类算法是从融合权重分配考虑,如 Khan 等^[7]采用迭代算法,为适当曝光的静态区域分配较高的权重,从而减少造成鬼影的像素比重。最近,有研究者假设辐照度图和低动态范围(low dynamic range, LDR)图像曝光度之间具有线性相关性,并将 HDR 成像问题建模成秩最小化问题。为解决这一优化问题, Lee 等^[8]利用低秩矩阵完成(low-rank matrix completion, LMC)算法来恢复场景的背景信息,去除 HDR 图像中的鬼影,但该算法很难处理有较大重叠区域的运动物体。之后 Oh 等^[9]将上述秩最小化问题近似为核范数最小化问题,采用人工选取运动区域和奇异值部分和最小化算法优化矩阵完成算法(partial sum minimization of singular values-matrix completion, PSSV-MC),体现出较好的稳健性。但 PSSV-MC 算法也存在不足:① 人工选取运动区域的算法虽能反映个人意愿,但其过程过于繁琐,难以达到实时处理的

效果,而且对场景中分布较为离散或内容复杂的运动区域,如被风吹动的树叶,手动选取运动区域的难度会显著增加;② 在辐照度域融合阶段使用简单的平均融合方式,没有充分利用多曝光的 LDR 图像信息。

针对上述不足之处,本文在矩阵完成(matrix completion, MC)思想的基础上,结合实际的多曝光图像序列,从两方面综合提高 HDR 图像合成效果:一方面通过自适应运动区域检测,得到多曝光序列的运动先验知识,根据运动先验知识调整 MC 过程中不同区域的处理强度,从而省去了人工选取运动区域的过程;另一方面,因为不同曝光区域所含信息不同,根据多曝光图像序列的曝光度,进行自适应加权融合,从而获得具有更准确细节信息的 HDR 图像。

2 基于内容自适应矩阵完成的高动态范围成像算法

2.1 问题分析与所提出算法

HDR 图像合成问题可视为一个秩最小化问题^[9]。通过将场景分解为低秩的背景部分和稀疏的运动目标:

$$\begin{aligned} & \underset{L, E}{\text{minimize}} \text{rank}(L) + \lambda \|E\|_0, \\ & \text{subject to } P_{\Omega}(L + E) = P_{\Omega}(X), \end{aligned} \quad (1)$$

式中: L 表示背景矩阵; E 表示稀疏奇异值矩阵; X 表示辐照度矩阵; Ω 表示指定区域, $P_{\Omega}()$ 表示指定区域内的像素矩阵; λ 表示稀疏部分的权重。

需要指出的是,一个场景中每个区域出现运动目标的概率是不同的,即 MC 过程中稀疏部分的权重 λ 应该有所差异。为此进行如下实验,通过调整 λ 的大小可以得到如图 1 所示的实验结果。其中图 1(a)表示按照 PSSV-MC 算法 $\lambda = [\max(r, c)]^{-1/2}$ 时得到的 HDR 合成图像,以及其对应区域的细节放大图, r 和 c 分别为图像矩阵的行和列。图 1(b)和图 1(c)分别表示将 λ 调大和调小得到的结果。显然, λ 的大小对合成的 HDR 图像质量影响较大,且固定 λ 时,运动和非运动区域很难同时达到较好的合成效果。

因此,一方面考虑运动先验知识,在基于位图运动检测^[10]的基础上提出一种结合亮度和色度特征的多曝光图像运动区域检测算法,再根据该先验信息给 MC 优化添加调整权值,使得在去除鬼影的同时更好地保留背景区域的细节信息。另一方面,为了更充分地准确地利用每幅 LDR 图像的信息,提出了根据图像的

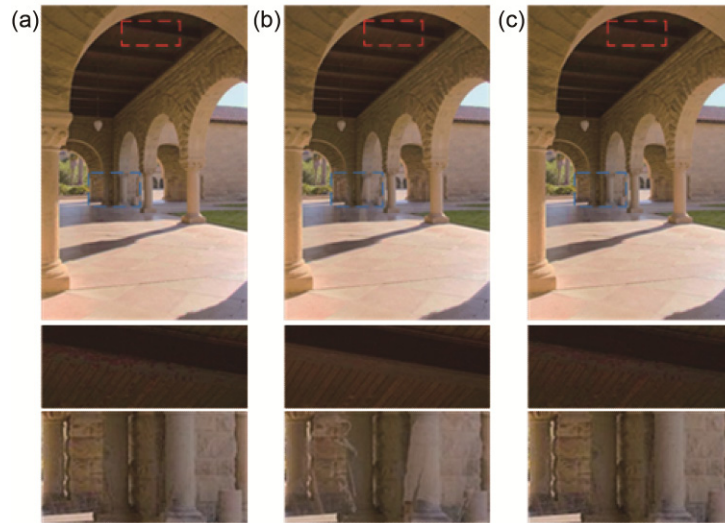


图 1 权重参数 λ 对合成结果的影响. (a) $\lambda = [\max(r,c)]^{-1/2}$. (b) λ 调大. (c) λ 调小.

Fig. 1 Influence of parameter λ on synthesis results. (a) $\lambda = [\max(r,c)]^{-1/2}$. (b) Turning up λ . (c) Turning down λ .

曝光度来分配权值的融合策略。所提出算法如图 2 所示,先用 SIFT 加仿射变换^[11]对多曝光图像序列进行配准,去除因拍摄相机抖动造成的鬼影;然后,利用多特征的运动区域检测算法提取已配准的多曝光图像序列的运动区域;再根据该运动区域调节 MC 过程中的稀疏部分权值,即利用内容自适应矩阵完成(content adaptive matrix completion, CAMC)算法恢复出每幅图像对应的低秩背景信息;最后,考虑到不同曝光区域的图像信息有所差异,采用与曝光相关的融合机制实现 HDR 图像合成。

2.2 多特征运动区域检测算法

多曝光图像的运动区域检测的难点主要在于其每幅图像之间存在很明显的曝光量的差异,若使用经典的运动区域检测算法则得不到很好的检测效果。为了避免曝光度的影响,Pece 等^[10]使用与曝光度无关的中值门限值图(median threshold bitmap, MTB)特征来检测运动区域,但是如图 3 中多曝光序列 Arch 所示,

在图 3(b)的 MTB 特征中,以曝光适中的第 3 幅图像为参考,通过异或运算不能检测出第四幅图像中的标记处,所以图像的亮度特征不能完全反映运动信息。而使用图 3(c)和图 3(d)所示的色调特征和色饱和度特征可以检测出标记区域。

因此,在图像的 MTB 特征的基础上结合色度特征,给出多特征运动区域检测算法。其中的色度特征是指图像的色调和色饱和度,即将图像转换到 HSV 空间,提取其中的色调 H 分量和色饱和度 S 分量作为色度特征。通过将每幅图像的特征图与参考图像的特征图异或,得到每幅图像中的运动区域,再用或操作综合三种特征对应的图像运动区域,得到潜在的运动区域 P 。另外,由于图像中的过饱和区域即过曝光和欠曝光区域的像素存在不可靠性^[9],再对 P 和过饱和区域 S 进行与运算,去除过饱和区域。总体的运动区域检测过程如图 4 所示,通过对特征图做逻辑运算得到运动区域检测结果,其中 XOR 表示异或,OR 表示逻辑或,AND 表示逻辑与。

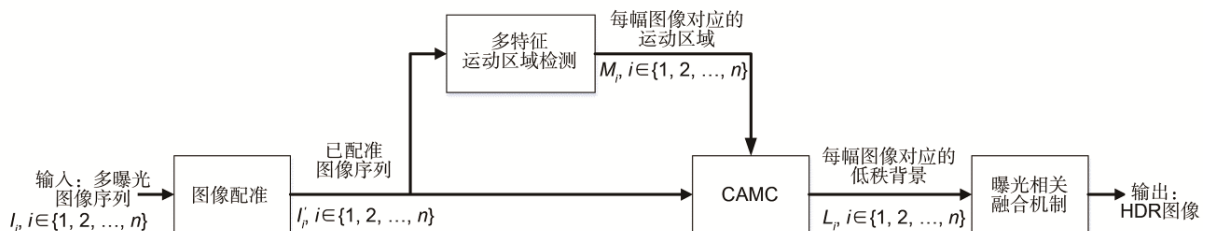


图 2 所提出算法框图.

Fig. 2 Farmework of the proposed algorithm.

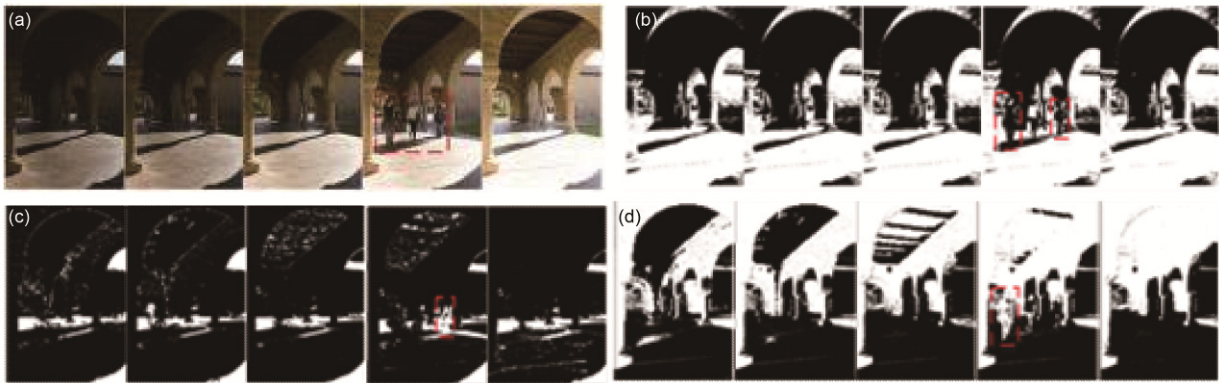


图 3 多曝光序列 Arch 的图像特征图. (a) Arch 图像序列(共 5 个不同曝光的 LDR 图像). (b) MTB 特征. (c) 色调特征 H . (d) 色饱和度特征 S .

Fig. 3 Feature figures of multi exposures sequence Arch. (a) Arch image sequence (5 LDR images with different exposures). (b) MTB features. (c) Hue feature H . (d) Color saturation characteristics S .

先分别提取每幅 LDR 图像的三种特征图 F_j^i , j 表示特征种类 $j \in \{1, 2, 3\}$, i 表示图像序号 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, n 表示输入图像数。然后, 以多曝光序列中曝光适中图像为参考, 每幅特征图 F_j^i 与参考图像的特征图 F_j^{ref} 异或 (XOR), 得到特征差异矩阵 $D = \{D_1^i, D_2^i, D_3^i\}$, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。再对其进行或 (OR) 运算求取三个特征下的综合运动信息得到潜在的运动区域 P_i 。此外, 由于图像过饱和区域中的像素具有不可靠性, 所以在综合考虑以上三个特征的同时, 还应去除图像的过饱和区域 $S_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 将每幅图像的 P_i 与 $S_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 做与 (AND) 运算得到每幅图像的运动区域 $M_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。过饱和区域的求取算法表示为

$$S_i = \begin{cases} 1, & p_{th} < p_i < 1 - p_{th} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: p_i 表示第 i 幅图像的归一化像素值; p_{th} 表示门限像素值, 根据文献[9], $p_{th} = 2/255$; 值为 0 的区域为过饱和区域。

2.3 基于图像内容分析的矩阵完成算法

设已配准的多曝光图像序列 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}, I_i \in \mathcal{R}^{m \times 1}$ 是第 i 幅图像的向量表示, m 和 n 分别表示一幅图像的像素点个数和输入的图像数。使用相机响应函数 (camera response function, CRF)^[12], 得到对应的辐照度矩阵 X , $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, X_i 表示第 i 幅图像对应的辐照度矩阵。

根据式(1)将场景的辐照度视为背景和运动目标之和。为了解决式(1)中的凸优化问题, 采用截断核范数^[13]和 L_1 范数分别对矩阵的秩和 L_0 范数进行估计, 优化后的式(1)可以表示为

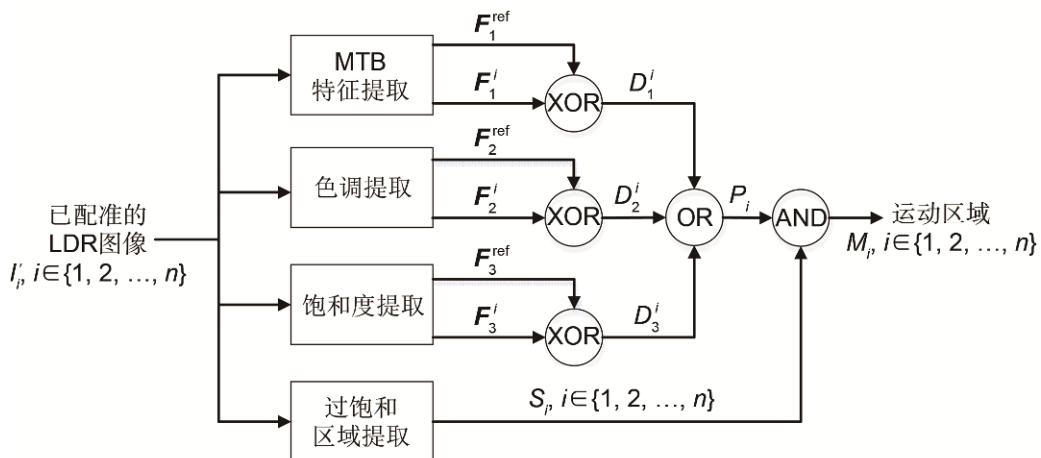


图 4 多特征运动区域检测算法框图.

Fig. 4 Farmework of motion area detection.

$$\begin{aligned} & \underset{L,E}{\text{minimize}} \quad \|L\|_r + \lambda \|E\|_1, \\ & \text{subject to} \quad P_\Omega(L + E) = P_\Omega(X), \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\|L\|_r = \sum_{k=r+1}^{\min(m,n)} \sigma_k(L)$ 是 L 的部分奇异值之和; m, n 分别表示矩阵的行和列; λ 表示稀疏部分的权重; Ω 表示选定区域,即非过饱和区域。此外,由于运动区域和非运动区域出现奇异值样点的概率不同,所以其正则化强度也应有所差异。为此,添加基于图像内容的修正因子 W_m , 来调整稀疏矩阵的约束强度,计算如下:

$$W_m(p) = \frac{\alpha}{1 + \beta M(p)}, \quad M(p) = \begin{cases} 0, & \text{非运动区域} \\ 1, & \text{运动区域} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: α, β 为可调参数; p 表示像素点位置; $M(p)$ 表示 p 点是否为运动区域像素。采用 PSSV-MC 算法进一步优化式(3):

$$\begin{aligned} & \underset{L,E}{\text{minimize}} \quad \|L\|_r + \lambda W_m \|E\|_1, \\ & \text{subject to} \quad P_\Omega(L + E) = P_\Omega(D), \end{aligned} \quad (5)$$

得到每幅图像对应的低秩背景 L 。根据文献[9]以及大量的实验经验,这里的 $\lambda = [\max(r,c)]^{-1/2}$, $\alpha = 2$, $\beta = 3$ 。

2.4 曝光相关的图像融合策略

根据已求得的低秩背景辐照度图, Oh 等^[9]使用传统的平均融合法得到 HDR 图像:

$$H(p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{L^i(p)}{\Delta t_i}, \quad (6)$$

式中: n 表示输入图像的个数; p 为像素点位置; $H(p)$ 表示求得 HDR 像素值; $L^i(p)$ 表示第 i 幅低秩背景图像像素值。

但是,由于曝光时间的差异,每幅曝光图像所反映的图像信息不同。高曝光图像能更好地反映易欠曝光区域(R_{under})的细节信息,而不能很好地反映易过曝光区域(R_{over})的细节信息,如图 3(a)中的高曝光图像所示。相反,低曝光图像能更好地反映 R_{over} 的细节信息,而不能很好地反映 R_{under} 的细节信息,如图 3(a)中的低曝光图像所示。因此在图像融合时,不同曝光区域所使用的融合权值应该有所区别。这里,将提出基于区域权值的融合策略。

首先,根据图像的亮度特性对多曝光图像进行区域划分,得到图像的 R_{under} 、 R_{over} 和易正常曝光区域(R_{normal})。按照每幅图像的亮度平均值将图像排序,选择亮度最低的图像的过饱和区域作为 R_{under} , 选择亮度最高的图像的过饱和区域作为 R_{over} , 图像的其余部分作为 R_{normal} 。

然后对不同区域采用不同权值进行图像融合。对于 R_{under} , 随着曝光时间的增加, LDR 图像中的 R_{under} 包含的信息量会增多,即在融合的过程中应给曝光时间越长的图像分配越高的权重。同时曝光时间越长的图像具有越高的归一化亮度,如图 5(a)所示。因此图像的归一化亮度大小就对应分配的权重高低。利用

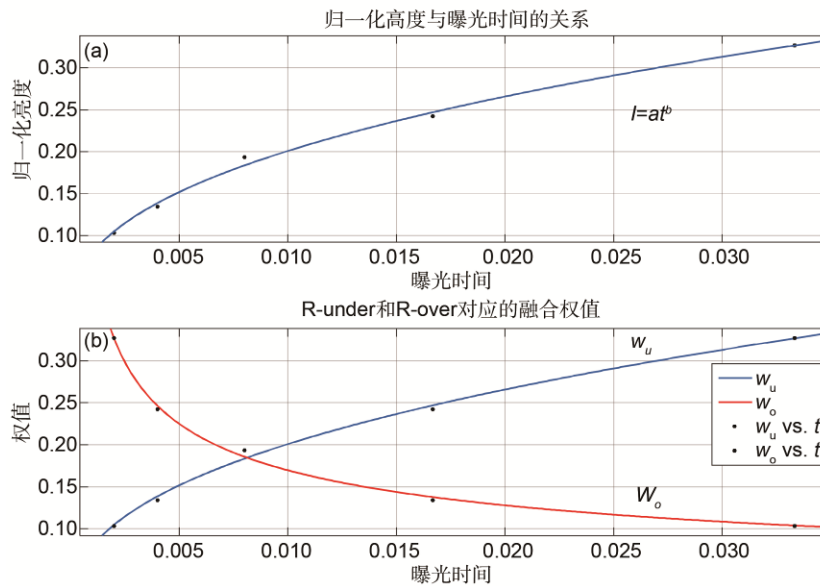


图 5 归一化亮度、融合权值与曝光时间的关系。(a) 归一化亮度。(b) 融合权值。

Fig. 5 Relationship between normalized luminance and fusion weight and exposure time. (a) Normalized brightness. (b) Fusion weights.

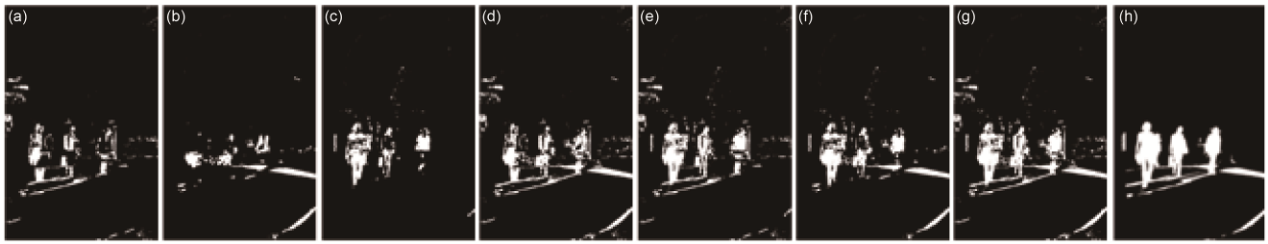


图 6 不同的特征组合对应的运动区域检测结果. (a) MTB 特征. (b) H 分量. (c) S 分量. (d) MTB 和 H 分量. (e) MTB 和 S 分量. (f) H 分量和 S 分量. (g) MTB 特征, H 分量和 S 分量. (h) GTM.

Fig. 6 Moving region detection results corresponding to different feature combinations. (a) MTB. (b) H component. (c) S component. (d) MTB and H component. (e) MTB and S component. (f) H component and S component. (g) MTB, H component and S component. (h) GTM.

图 5(a)的指数关系得到归一化亮度, 即可得到 R_{under} 的融合权值, 如图 5(b)中的 w_u 所示, 其可表示为式(7)中的 w_u . 对于 R_{over} , 随着曝光时间的增加, LDR 图像中的 R_{over} 包含的信息量会减少, 即在融合的过程中应给曝光时间越长的图像分配越低的权重. 由于 R_{over} 包含的信息量与图像亮度成反比, 如图 5(b)中的 w_o 所示, 仍符合指数函数, 可用式(7)中的 w_o 表示. 其中的参数 a_1 、 a_2 、 b_1 、 b_2 可以根据曲线拟合结果自动生成. 而对于 R_{normal} , 虽然随着曝光时间的变化, 图像中的对应区域包含的信息也会发生变化, 但是每幅曝光图像中都含有较多的信息, 所以这部分区域的融合仍采用简单的平均融合的算法.

$$\begin{cases} w_u(i) = a_1 t_i^{b_1}, & b_1 > 0 \\ w_o(i) = a_2 t_i^{b_2}, & b_2 < 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $w_u(i)$ 表示 R_{under} 区域融合时第 i 幅低秩背景图像对应的权值, $w_o(i)$ 表示 R_{over} 区域融合时第 i 幅低秩背景图像对应的权值.

因此, 这里提出基于区域权值的融合策略, 表述为如下:

$$H(p) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n w_u(i) L^i(p) / \Delta t_i, & p \in R_{\text{under}} \\ \sum_{i=1}^n w_o(i) L^i(p) / \Delta t_i, & p \in R_{\text{over}} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L^i(p) / \Delta t_i, & p \in R_{\text{normal}} \end{cases} \quad (8)$$

3 实验结果与分析

为评估所提出算法的性能, 采用具体的合成案例来对所提出算法的性能进行系统地分析, 然后将实验结果和一些代表性的 HDR 合成算法进行比较. 以下将对运动区域检测结果和加权融合结果以及 HDR 合成结果进行评估. 采用文献[14]中的多曝光图像序列

数据库进行测试.

3.1 运动区域检测评估

所提出的自适应运动区域检测算法考虑了多曝光图像的 MTB 特征、 H 分量、 S 分量, 这里对这些特征的作用进行量化比较. 先将这三个特征分量进行不同的组合(分别为 MTB 特征; H 分量; S 分量; MTB 和 H 分量; MTB 和 S 分量; H 和 S 分量; MTB, H 分量和 S 分量), 并在这七种组合情况下分别求取与其对应的运动区域检测结果. 实验结果如图 6 和图 7 所示. 其中图 6 分别给出了不同特征组合情况下的运动区域检测结果, 以及手动选取的真实运动区域(ground truth of motion, GTM). 通过计算每幅图像与 GTM 的相似度, 结果如图 7 所示, 可以看出每个特征都能够一定程度上反映运动区域的存在, 且图 6(g)的特征更有效, 使得相似度达到 95% 以上. 因此本文接下来的运动区域检测均采用同时将 MTB 特征、 H 分量以及 S 分量组合的情况. 然后, 运动区域的检测给本文所提出的 CAMC 算法提供运动先验知识, 使其能自适应地调整不同空间区域处理强度.

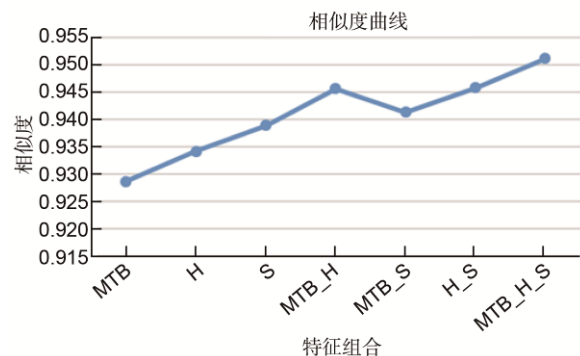


图 7 各特征组合情况下得到的运动区域检测结果与 GTM 的相似度曲线.

Fig. 7 Similarity between the moving region detection result and the GTM similarity curve under different feature combinations.

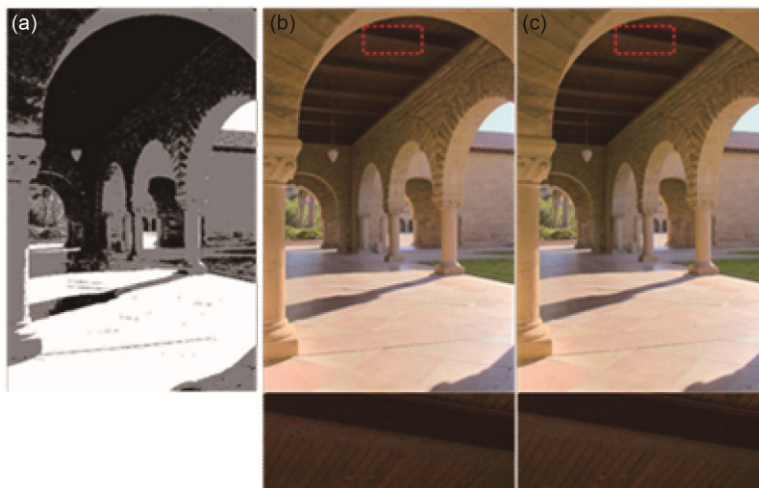


图8 融合结果比较。(a) 区域划分结果。(b) 平均融合。(c) 本文融合算法。

Fig. 8 Comparison of fusion results. (a) Regional division. (b) Average fusion strategy. (c) Proposed algorithm.

3.2 融合策略分析

对于融合策略,采用多曝光图像序列 Arch 进行实验。先根据图像的过饱和区域得到图像的 R_{under} 、 R_{over} 和 R_{normal} , 结果如图 8(a)所示。图中,黑色表示 R_{under} , 白色表示 R_{over} , 灰色表示 R_{normal} 。再根据自适应权重分配情况,融合各曝光度下的低秩背景图像,得到对应的 HDR 图像。为了验证本文的融合策略比传统的平均融合更有优势,进行如下对比试验:对相同的 Arch 序列,采用 PSSV-MC 算法求解低秩背景,再使用不同的融合策略得到合成的 HDR 图像,结果如图 8(b)、8(c)所示。从主观角度,比较二者的细节图,可以看出本文融合算法得到的 HDR 图像细节更清晰。

另外,从客观角度,采用清晰度、方差以及信息熵对两种融合策略的处理结果进行评价,评价结果如表 1 所示。清晰度反映图像细节信息,如果清晰度大则细节信息更丰富;方差反映图像高频信息,如果图像对比度大则方差大;信息熵反映图像包含的信息量。由表 1 可知,利用曝光相关的图像融合策略获得的高动态范围图像结果更为理想。

表 1 不同融合策略结果评价。

Table 1 Evaluation of different fusion strategies.

	Variance	Definition	Comentropy
PSSV-MC ^[9]	67.40	4.87	7.58
The proposed	62.01	5.03	7.79

3.3 合成效果评估

采用 Arch 和 Forest 序列^[14]来对本文所提出的算法

进行评估,这两个序列分别反映图像背景为静态和动态两种情况。考虑到目前显示设备的不足,为了面向更广大的用户群体,使用能够将 HDR 图像映射成色调映射图像的“2345 看图王”软件来观看合成的 HDR 图像,并对合成结果进行主观评估。以下实验主要包括:1) 针对简单背景图像序列,进行 HDR 图像合成效果评估;2) 针对复杂背景图像序列,进行 HDR 图像合成效果评估;3) 对本文所提出算法的计算复杂度进行评估。

3.3.1 简单背景下的 HDR 图像合成

由于 Oh 等已将其 PSSV-MC 算法和现有的一些 HDR 合成算法进行过比较,有其明显优势,所以将本文的算法和 Oh 等手动选取运动区域的 PSSV-MC 算法、未手动选取运动区域的 PSSV-MC 算法作比较。图 9 表示采用上述 3 种算法对 Arch 序列的合成效果及其细节信息。从图 9 中的细节信息可以看出,图 9(a)的图像质量比图 9(b)的图像质量低很多,不仅在没有运动目标的区域丢失细节,而且在有运动目标的区域出现鬼影现象,所以是否手动选取运动区域对最终的 HDR 合成结果影响较大。而图 9(c)所示的本文算法在保留图像细节的同时也保证了鬼影的去除,得到了与图 9(b)相当的合成效果。但是本文的算法无需手动选择运动目标,可以节省大量的人力。

此外,图 10 进一步比较了本文算法和以往其他算法的合成效果。其中 Gallo 等^[14]算法的结果是从他们的网站上获取的^[15],Debevec 等^[2]、Heo 等^[16]、Hu 等^[17]和 Sen 等^[18]的算法结果是运行他们各自提供的代码得

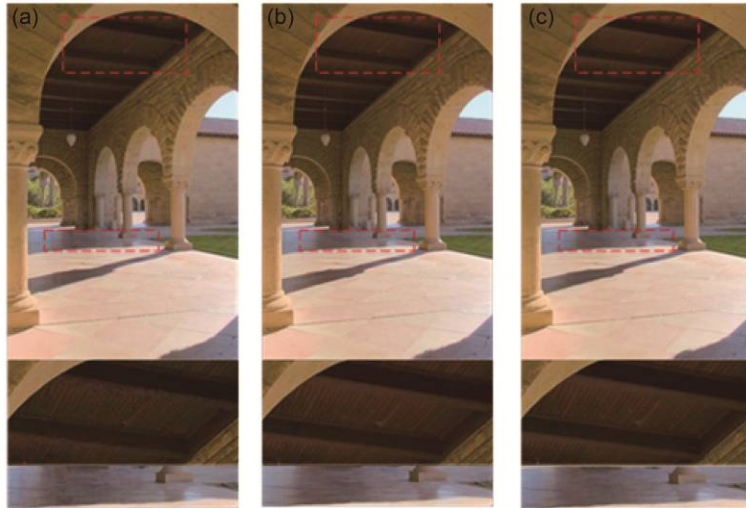


图9 静态背景下的HDR图像合成结果。(a) 未手动选取的PSSV-MC。(b) 手动选取的PSSV-MC。(c) 本文算法。

Fig. 9 Synthesis results of HDR images in static background. (a) Non-manually selected PSSV-MC. (b) Manually selected PSSV-MC. (c) The proposed algorithm.

到的, Oh 等^[19]、Zhang 等^[6]和 Zheng 等^[5]的算法结果是 Lee 的网页中提供的^[20]。由于每种算法使用的色调映射算法不同,所以在比较过程中不考虑颜色和亮度的差异。图 10 中的(a)-(j)依次表示 Debevec 等^[2]、Zhang 等^[6]、Gallo 等^[14]、Oh 等^[19]、Heo 等^[16]、Zheng 等^[5]、Hu 等^[17]、Sen 等^[18]、Photoshop CS6 以及本文算法得到的对应结果。其中 Debevec 等的算法没有处理运动区域,所以有较明显的鬼影产生。Zhang 等的算法没有恢复出辐照度域的亮度,直接采用加权融合算法合成图像,得到的结果也有鬼影。其它的算法都能有效

地去除运动区域的鬼影,但是在图中标注的区域中都存在一定的不足。Gallo 等、Oh 等和 Heo 等的算法会出现不同程度的光晕。Zheng 等、Hu 等和 Sen 等的合成结果,在图像的暗区域处会出现各种块效应。而 Sen 等算法和 Photoshop CS6 得到的结果,在亮区域会丢失较多的细节信息。相比于这些算法,本文算法合成的图片没有产生鬼影现象,且细节信息丰富。

3.3.2 复杂背景下的 HDR 图像合成

自然界中普遍存在背景是动态的场景,如被风吹动的树木。以此为背景拍摄得到一组多曝光图像,进

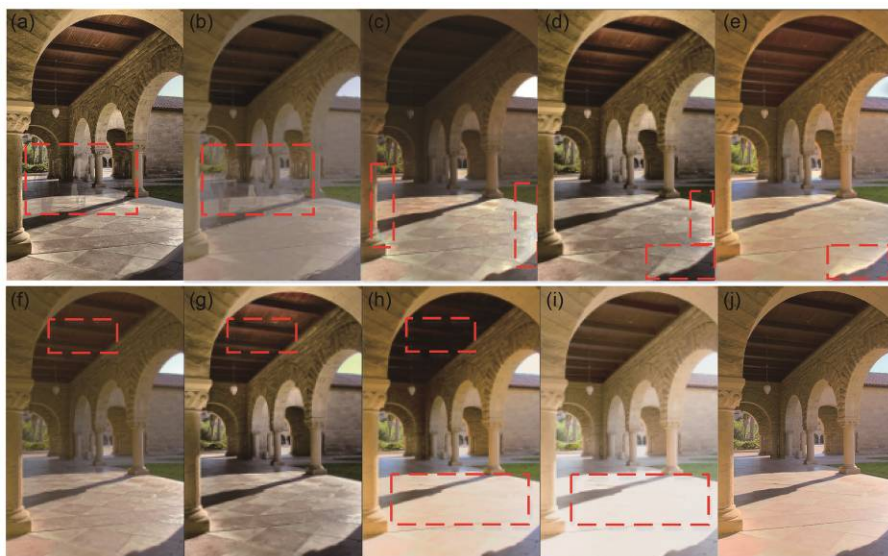


图 10 Arch 序列的对比实验。(a) Debevec 等^[2]。(b) Zhang 等^[6]。(c) Gallo 等^[14]。(d) Oh 等^[19]。(e) Heo 等^[16]。(f) Zheng 等^[5]。(g) Hu 等^[17]。(h) Sen 等^[18]。(i) Photoshop CS6。(j) 本文算法。

Fig. 10 Comparison experiments of Arch sequences. (a) Debevec, et al^[2]. (b) Zhang, et al^[6]. (c) Gallo, et al^[14]. (d) Oh, et al^[19]. (e) Heo, et al^[16]. (f) Zheng, et al^[5]. (g) Hu, et al^[17]. (h) Sen, et al^[18]. (i) Photoshop CS6. (j) The proposed algorithm.



图 11 Forest 序列的对比实验. (a) Forest 多曝光图像序列. (b) Debevec 等^[2]. (c) Photoshop CS6. (d) Heo 等^[16]. (e) Gallo 等^[13]. (f) Sen 等^[18]. (g) 本文算法.

Fig. 11 Comparison experiment of Forest sequence. (a) Forest multi exposure image sequences. (b) Debevec, et al^[2]. (c) Photoshop CS6. (d) Heo, et al^[16]. (e) Gallo, et al^[13]. (f) Sen, et al^[18]. (g) The proposed algorithm.

一步比较现有算法的合成效果, 实验结果如图 11 所示. 图中 11(a)~11(g)分别表示 Forest 多曝光图像序列、Debevec 等^[2]、Photoshop CS6、Heo 等^[16]、Gallo 等^[14]、Sen 等^[18]以及本文算法在 Forest 序列上得到的合成结果. 其中 Sen 等的算法被证明是目前效果较好的一种 HDR 去鬼影算法^[21]. 从图中的虚线标记处可以看出, Debevec 等和 Photoshop CS6 得到的 HDR 图像中有鬼影现象. Heo 等的算法会导致一定的光晕现象. Gallo 等和 Sen 等的算法很难保留图像暗区域的细节. 相比之下, 本文算法能达到较好的去鬼影效果, 而且信息

保留较为完整.

3.3.3 复杂度评估

通过上面的实验结果分析, 所提出算法无论是对静态背景还是动态背景, 都可以达到较好的视觉效果. 接下来通过几组测试, 比较所提出算法与其他几种算法的处理速度. 实验所使用的电脑配置是 i5-6500 (3.20 GHz), 16.0 GB RAM. 测试序列分别是 Arch、Forest、Sculpture Garden^[14], 对应的尺寸分别为 669×1024、1024×683、1024×754. 从表 2 的测试数据中可以看出本文算法具有更快的合成速度.

表 2 本文提出算法与其他算法的速度比较.

	Heo ^[16]	Sen ^[18]	PSSV-MC ^[9]	The proposed	s
Arch	357	133.38	135.77	93.63	
Forest	440	153.66	157.63	96.56	
Sculpture Garden	1237	172.92	212.77	118.78	

4 结论

本文提出一种基于图像内容自适应矩阵完成的高动态范围成像算法。首先通过一种多特征的运动区域检测的算法得到场景的运动区域,然后对运动区域,分配较大约束的权值来抑制鬼影的出现;对非运动区域,分配较小的约束权值来更好地保留细节。此外,本文还提出了一种与曝光相关的权值融合算法,以充分利用每一幅曝光图像的信息。研究结果表明,相比传统的 PSSV-MC 算法,本文所提出算法在静态背景和动态背景情况下都能有效地去除鬼影、保留非运动区域的细节信息,且能保证一定的合成速度。后续研究将进一步考虑如何更精确地选取运动区域,以及改进模型的优化算法,从而提高 HDR 图像合成的视觉效果。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(61671258) 浙江省自然科学基金资助项目(LY15F010005, Y16F010010)。

参考文献

- Reinhard E, Heidrich W, Debevec P, et al. High dynamic range imaging: acquisition, display and image-based lighting. 2nd ed. [M]. Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2010: 171–183.
- Debevec P E, Malik J. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs[C]// *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, New York: ACM, 1997: 369–378.
- Mitsunaga T, Nayar S K. Radiometric self calibration[C]// *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, New York: ACM, 1999: 374–380.
- 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.
- Zheng J H, Li Z G, Zhu Z J, et al. Hybrid patching for a sequence of differently exposed images with moving objects[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(12): 5190–5201.
- Zhang W, Cham W K. Gradient-directed multiexposure composition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(4): 2318–2323.
- Khan E A, Akyuz A O, Reinhard E. Ghost removal in high dynamic range images[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*, Atlanta, GA, USA: IEEE, 2006: 2005–2008.
- Lee C, Li Y L, Monga V. Ghost-free high dynamic range imaging via rank minimization[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, **21**(9): 1045–1049.
- Oh T H, Lee J Y, Tai Y W, et al. Robust high dynamic range imaging by rank minimization[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, **37**(6): 1219–1232.
- Pece F, Kautz J. Bitmap movement detection: HDR for dynamic scenes[C]// *Proceedings of the 2010 Conference on Visual Media Production*, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2010.
- Ma K, 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.
- Lee J Y, Matsushita Y, Shi B X, et al. Radiometric calibration by rank minimization[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, **35**(1): 144–156.
- Hu Y, Zhang D B, Ye J P, et al. Fast and accurate matrix completion via truncated nuclear norm regularization[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, **35**(9): 2117–2130.
- Gallo O, Gelfand N, Chen W C, et al. Artifact-free high dynamic range imaging[C]// *IEEE International Conference on Computational Photography*, San Francisco CA, USA: IEEE, 2009: 1–7.
- [Online]. Available: <http://users.soe.ucsc.edu/orazio/deghost.html>.
- Heo Y S, Lee K M, Lee S U, et al. Ghost-free high dynamic range imaging[C]// *Proceedings of the 10th Asian Conference of Computer Vision (ACCV)*, New Zealand: Queenstown, 2010: 486–500.
- Hu J, Gallo O, Pulli K, et al. HDR deghosting: how to deal with saturation?[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Portland, OR, USA: IEEE, 2013: 1163–1170.
- Sen P, Kalantari N K, Yaesoubi M, et al. Robust patch-based HDR reconstruction of dynamic scenes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, **31**(6): 1–11.
- Oh T H, Lee J Y, Kweon I S. High dynamic range imaging by a rank-1 constraint[C]// *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2013: 790–794.
- Lee Chul. Ghost-free high dynamic range imaging [EB/OL]. http://cilab.pknu.ac.kr/research/rm_hdr.html.
- Karađuzović-Hadžiabdić K, Telalović J H, Mantiuk R K. Assessment of multi-exposure HDR image deghosting methods[J]. *Computers & Graphics*, 2017, **63**: 1–17.