

文章编号 1004-924X(2016)09-2283-10

细节保留的多曝光图像融合

李卫中^{1,2}, 易本顺^{1,3*}, 邱康¹, 彭红¹

(1 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072;

2 湖北工程学院 物理与电子信息工程学院, 湖北 孝感 432000;

3 地球空间信息技术协同创新中心, 湖北 武汉 430079)

摘要:针对传统的多曝光图像融合算法存在的细节丢失严重和鬼影现象,提出了一种细节保留的多曝光图像融合算法。该算法首先计算曝光序列的 3 个特征指标:图像细节、曝光亮度和色彩信息,其中图像细节通过引导滤波计算,曝光亮度的权值由高斯方程分配,而曝光序列的色彩信息用色彩饱和度表示。然后,利用差分图和邻域相关系数检测多曝光序列中运动物体,利用 3 个特征指标和运动目标检测结果分别计算静态场景和动态场景的融合权值图。为了消除噪声的影响,采用递归滤波器来修正融合权值图。最后,采取加权融合的方式得到融合图像。选取 10 组不同的曝光序列,分别从主观和客观两方面与 6 种传统的融合算法进行了比较。实验结果表明,本文算法保留了丰富的细节信息,呈现出了更加生动自然的现实场景,并且有效去除了由运动物体产生的鬼影现象,效果优于其他比较算法,在静态场景和动态场景的曝光融合中都取得了好的效果。

关键词:多曝光图像;图像融合;图像细节;引导滤波;鬼影

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162409.2283

Detail preserving multi-exposure image fusion

LI Wei-zhong^{1,2}, YI Ben-shun^{1,3*}, QIU Kang¹, PENG Hong¹

(1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. School of Physics and Electronic Information Engineering,
Hubei Engineering University, Xiaogan 432000, China;

3. Collaborative Innovation Center for Geospatial Technology, Wuhan 430079, China)

* Corresponding author, E-mail: yibs@whu.edu.cn

Abstract: A detail preserving multi-exposure image fusion algorithm was proposed to address the problem of the loss of visual details and ghost artifacts in traditional multi-exposure images. Firstly, three image features, image details, exposure brightness and color information, were calculated. In which, the image details were obtained by using a guided filter, the each exposure intensity was weighted by a Gaussian function and the color information was measured by color saturation. Then, the difference maps and correlation coefficients were used to detect the motion objects in dynamic scenes and the focused weight map of static and dynamic scenes were calculated respectively by using feature indexes and detection results. In order to remove the noise effect, a recursive filter was used to

收稿日期:2016-05-04;修订日期:2016-07-02.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61471272)

correct the focused weight image, and the focused image was obtained by a pixel-by-pixel weighted sum of the input images. Ten kinds of multi-exposure image sequences were tested in the experiments and obtained results were compared with that of six kinds of traditional methods. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm exhibits good visual appearance and preserves more details. It also effectively removes ghost artifacts in dynamic scenes. It concludes that the proposed algorithm is better than 6 classical methods and it produces desirable images in both static scenes and dynamic scenes.

Key words: multi-exposure image; image fusion; image detail; guided filter; ghost artifact

1 引言

普通数码相机成像的动态范围一般为 2~3 个数量级,而现实场景的亮度变化范围高达 8~10 个数量级^[1],远远超过了 CCD/CMOS 成像设备所能捕捉的动态范围^[2-4]。因此利用普通的数码相机很难完整地捕捉现实场景的所有信息,例如:短曝光图像只能捕捉到明亮区域的场景细节,而长曝光图像往往只能呈现较暗区域的场景细节^[5-6]。为了完美地呈现现实场景的所有细节信息,可以用数码相机拍摄一系列同一场景不同曝光亮度的图像,然后利用多曝光图像融合技术合成一幅反映现实场景所有信息的图像。

近年来,国内外的许多学者在多曝光图像融合方面展开了研究。周晓波等^[7]提出了基于图像分块的多曝光图像融合算法,但该方法容易产生块效应。付争方等^[8]提出了基于 S 曲线的多曝光图像融合算法,但该方法只能在一定程度上改善融合效果。Mertens 等^[9]提出了基于金字塔的多曝光图像融合算法,该方法获得了较好的融合效果,但丢失了较亮区域和较暗区域的细节信息。Shen 等^[10]提出了基于改进金字塔的多曝光图像融合算法,较好地保留了细节信息,但增加了算法的运算复杂度。Bruce^[11]提出了基于局部熵的多曝光图像融合算法,该算法较好地保留了场景细节,但全局对比度低且色彩退化严重。Vanmali 等^[12]利用高斯方程实现了一种低复杂度的多曝光图像融合算法,该算法虽然有效地降低了计算复杂度,但场景细节丢失严重并且颜色失真明显。而且以上算法均适合于静态场景的多曝光图像融合,如果场景中运动物体,融合结果将产生严重的鬼影现象。国内外的很多学者对消除鬼影现象进行了研究。Gallo 等^[13]利用 RANSAC

(RANDOM Sample Consensus)过程有效消除了鬼影,但却产生了色彩失真和块效应。Li 等^[14]利用直方图均衡化和中值滤波检测运动物体,该算法一定程度上减少了鬼影现象,但不能完全消除鬼影。Oh 等^[15]利用矩阵秩最小理论检测运动物体,虽然能有效减少运动物体对融合结果的影响,但算法的运算复杂度高。Liu 等^[16]利用图像的尺度不变特征变换(SIFT)实现多曝光图像融合,有效地保留了细节信息,但不能完全消除鬼影现象。

为了更好地消除运动物体的鬼影现象,本文提出了一种细节保留的多曝光图像融合算法。首先计算图像的 3 个特征指标:图像细节、曝光亮度和色彩信息;然后利用差分图和邻域相关系数进行运动物体检测;根据特征指标和运动物体检测结果计算权值图并利用递归滤波对权值图进行修正;最后采用加权融合的方式得到融合图像。该算法在静态场景和动态场景的曝光融合中都能产生较好的融合结果。

2 曝光融合

本文的算法不仅适用于静态场景,而且适用于动态场景。该算法主要由图像特征指标计算、运动物体检测、权值图计算以及加权融合等 4 个步骤组成。

2.1 特征指标计算

针对静态场景融合的特点,选择图像细节、曝光亮度和色彩信息 3 个特征指标来计算曝光融合的权值。

2.1.1 图像细节

为了在融合图像中保留更多的场景细节信息,本文将图像细节作为权值图计算的一个特征指标。引导滤波^[17]是一种具有边缘保持特性的图像滤波器,其不仅能有效避免光晕和振铃现象,

而且计算速度快,因此本文采用引导滤波计算图像细节。假设多曝光图像序列为 I_k (其中 $k=1, 2, \dots, N$), N 表示序列中图像的数量,且图像经过了配准。首先将曝光序列转换成灰度图并对像素值进行归一化处理得到 I_k^{gray} , 然后对每一张灰度图进行引导滤波操作,最后用原灰度图减去滤波之后的图像便得到图像细节 D_k , 图像中坐标为 (i, j) 的像素点对应的细节信息为:

$$G_k(i, j) = GF_{r, \epsilon}(I_k^{\text{gray}}(i, j), P(i, j)), \quad (1)$$

$$D_k(i, j) = |I_k^{\text{gray}}(i, j) - G_k(i, j)|, \quad (2)$$

其中: G_k 为引导滤波的输出, $GF_{r, \epsilon}(\cdot)$ 表示引导滤波操作, 引导图像 $P = I_k^{\text{gray}}$, D_k 表示第 k 张图像的细节。

2.1.2 曝光亮度

人的视觉系统观察到的细节信息多少与图像的曝光亮度有直接关系, 曝光亮度合适的图像能呈现出丰富的纹理细节和色彩信息, 而欠曝光或者过曝光区域则几乎不能传递任何细节信息。因此, 在曝光融合过程中, 应该对曝光合适的像素分配较大的权值, 而对欠曝光或者过曝光区域的像素分配很小的权值。具体为: 首先将原序列转换成灰度图并作归一化处理, 然后根据各像素的曝光亮度, 利用高斯方程为每个像素分配相应的权值, 同时排除欠曝光或过曝光区域像素对融合结果的影响, 其权值分配方程为:

$$EB_k(i, j) = \begin{cases} e^{-\frac{[I_k^{\text{gray}}(i, j) - \mu(i, j)]^2}{2\sigma^2}}, & T_L < I_k^{\text{gray}} < 1 - T_L \\ 0, & 0 \leq I_k^{\text{gray}} \leq T_L \text{ or } 1 - T_L \leq I_k^{\text{gray}} \leq 1 \end{cases}, \quad (3)$$

其中: $EB_k(i, j)$ 表示像素 (i, j) 分配的权值, $\mu(i, j) = 0.5 + 0.3 * \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_k^{\text{gray}}(i, j) - 0.5 \right]$, T_L 为曝光亮度门限值, 当 $T_L < I_k^{\text{gray}} < 1 - T_L$ 时, 根据曝光亮度利用高斯方程为每个像素分配权值; 当 $0 \leq I_k^{\text{gray}} \leq T_L$ 或者 $1 - T_L \leq I_k^{\text{gray}} \leq 1$ 时, 分别表示欠曝光和过曝光区域的像素, 应该排除这些像素对融合结果的影响, 给这些像素分配的权值为 0; T_L 通常取 $0.04 \sim 0.12$ [18], 本文取 $T_L = 0.1$, σ 为高斯方程的标准差, 取 $\sigma = 0.2$ 。

2.1.3 色彩信息

色彩信息是衡量图像质量的重要指标, 饱和度和色彩能让图像看起来更加生动。本文采用色彩饱和度来衡量图像的色彩信息, 其计算过程为:

$$S_k(i, j) = \sqrt{\frac{(R_{ij,k} - u)^2 + (G_{ij,k} - u)^2 + (B_{ij,k} - u)^2}{3}}, \quad (4)$$

式中 $u = \frac{1}{3}(R_{ij,k} + G_{ij,k} + B_{ij,k})$, $R_{ij,k}$, $G_{ij,k}$ 和 $B_{ij,k}$ 分别表示第 k 张曝光图像的红、绿和蓝三颜色分量, S_k 为图像的饱和度。

2.2 运动物体检测

当曝光序列中存在运动物体时, 直接对图像进行融合将产生严重的鬼影现象。为了消除鬼影, 本文提出了基于差分图和邻域相关系数的去鬼影方法。考虑到每张图像的曝光量不同, 为了消除亮度对运动物体检测的影响, 需要对 I_k^{gray} 进行直方图均衡化处理, 以便让每张图像的曝光水平相似, 即:

$$I_k^E = \text{Heq}(I_k^{\text{gray}}), \quad (5)$$

其中: $\text{Heq}(\cdot)$ 表示直方图均衡化操作, I_k^E 为第 k 张直方图均衡化的结果。在 I_k^E 中选择一张曝光较好的图像作为参考图 I^{ref} , 通过计算 I_k^E 与 I^{ref} 的差分图来检测运动物体, 即:

$$I_k^{\text{dif}}(i, j) = |I_k^E(i, j) - I^{\text{ref}}(i, j)|, \quad (6)$$

式中 I_k^{dif} 表示第 k 张差分图。运动物体的检测可以通过下式确定:

$$G_k^d(i, j) = \begin{cases} 1, & I_k^{\text{dif}}(i, j) > T_1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \quad (7)$$

式中 T_1 为门限值。其中 $G_k^d(i, j) = 1$ 表示位于 (i, j) 的像素点是运动物体产生的, $G_k^d(i, j) = 0$ 表示无运动物体。尽管采用差分图能在一定程度上减少由运动物体产生的鬼影现象, 但是并不能完全消除鬼影。为了完全消除鬼影, 文中引入了邻域相关系数, 通过计算 I_k^E 与 I^{ref} 邻域内的相关系数 C_k^{corr} 来判断有无运动物体, 其计算如式(8)所示:

$$C_k^{\text{corr}}(i, j) = \text{corr}\{I_{k, \Omega_n}^E(i, j), I_{k, \Omega_n}^{\text{ref}}(i, j)\}, \quad (8)$$

式中 $\text{corr}(\cdot)$ 表示相关系数运算, Ω_n 表示以像素点 (i, j) 为中心的 $n \times n$ 的邻域。如果 I_k^E 中没有运动物体, 将得到较大的邻域相关系数, 否则邻域相关系数将较小。因此, 当相关系数小于某一门限值时, 表示该像素是运动物体产生的, 反之, 则无运动物体。其运动物体的检测可以通过式(9)确定:

$$G_k^i(i, j) = \begin{cases} 1, & |C_k^{\text{corr}}(i, j)| < T_2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \quad (9)$$

式中 T_2 为门限值, 其中 $G_k^i(i, j) = 1$ 表示位于

(i, j) 的像素点是由运动物体产生的, $G_k^c(i, j) = 0$ 表示无运动物体。

2.3 计算权值图

为了保留更多的场景细节以及丰富的色彩信息,同时消除运动物体对融合结果的影响,将图像特征指标与运动检测结果加权相乘得到权值图,即:

$$\hat{W}_k(i, j) = D_k(i, j) \times EB_k(i, j) \times S_k(i, j) \times [1 - G_k^d(i, j)] \times [1 - G_k^c(i, j)]. \quad (10)$$

需要注意的是:当曝光图像处于静态场景时,式(10)中的 $G_k^d(i, j)$ 和 $G_k^c(i, j)$ 是不需要考虑的。然后对权值图进行归一化处理,以确保每个像素点的权值和为 1,即:

$$\hat{W}_k^{\text{norm}}(i, j) = \frac{\hat{W}_k(i, j)}{\sum_{m=1}^N \hat{W}_m(i, j)}. \quad (11)$$

2.4 加权融合

由于权值图在处理过程中容易引入噪声,为了消除噪声的影响,以便得到精确的权值图,需要对权值图进行滤波处理。递归滤波是一种实时的边缘保持滤波器,已广泛用于图像和视频处理^[19]。将权值图进行递归滤波处理能有效滤除噪声,从而得到精确平滑的权值图 W_k 。其处理过程如式(12)所示:

$$W_k(i, j) = RF(\hat{W}_k^{\text{norm}}(i, j), I_k(i, j)), \quad (12)$$

式中 $RF(\cdot)$ 表示递归滤波操作。得到精确的权值图后,通过加权融合得到最后的融合图像 F ,即:

$$F(i, j) = \sum_{k=1}^N I_k(i, j) \times W_k(i, j). \quad (13)$$

3 实验结果与分析

所有的实验都是在 Intel i5 处理器(3.5 GHz, 64 位), 4 G 内存的 PC 平台上利用 MATLAB (R2012a)编程完成。分别在静态场景和动态场景对多组曝光序列进行了测试,并将本文算法与

Mertens 等^[9]、Bruce^[11]、Gallo 等^[13]、Li 等^[14]、Oh 等^[15]以及 Liu 等^[16]提出的算法进行了比较分析。

实验过程中对算法的相关参数进行了设置。为了获得图像的细节,引导滤波的滤波半径和平滑系数分别取 $r=5$ 和 $\epsilon=0.1$ 。递归滤波器的空间参数和值域参数分别设为 $\sigma_s=80$ 和 $\sigma_r=3$ 。大量的测试显示,当门限值 $T_1=0.15$ 、 $T_2=0.85$,同时选择 9×9 邻域时,可以精确地检测运动物体。

3.1 静态场景的测试与分析

图 1(彩图见期刊电子版)和图 2(彩图见期刊电子版)分别为不同的多曝光序列融合结果以及局部细节图。在图 1 中, Mertens 算法呈现出了较好的全局对比度以及丰富的色彩,但较亮区域的细节有所损失(如图 1(b)中的教堂天窗的细节部分不够清晰)。Li 算法呈现出了较好的全局对比度,但较亮区域的天窗细节损失严重。Bruce 提出的算法导致融合后的图像亮度较暗,整体对比度较低,色彩不够鲜艳,天花板左侧部分细节损失严重。Liu 算法呈现出了较好的对比度,但天窗区域的周边比较模糊。本文算法呈现出了较好的视觉效果,同时保留了丰富的场景细节,如教堂顶部的天窗和左右两侧的天窗呈现出的细节更加清晰,色彩更加自然。

在图 2 中, Mertens 算法呈现出了较好的全局对比度和色彩饱和度,但局部对比度低,塔体部分较暗,塔体细节损失严重。与 Mertens 算法相比, Li 算法和 Bruce 算法一定程度上保留了塔体的细节,但这两种方法都呈现出了一定的颜色退化现象,例如花草的颜色不够鲜艳,并且场景细节也不够清晰。Liu 算法可较好地保留细节,但与本文算法相比,色彩稍显暗淡(如图 2(e)中草坪上花朵的颜色)。本文算法展现出了较好的对比度和色彩饱和度,清晰地呈现了场景的细节(如图 2(f)中塔体的细节),并且色彩更加鲜艳、真实,视觉效果好。



(a)输入的 Memorial 多曝光序列

(a)Input Memorial multi-exposure sequence

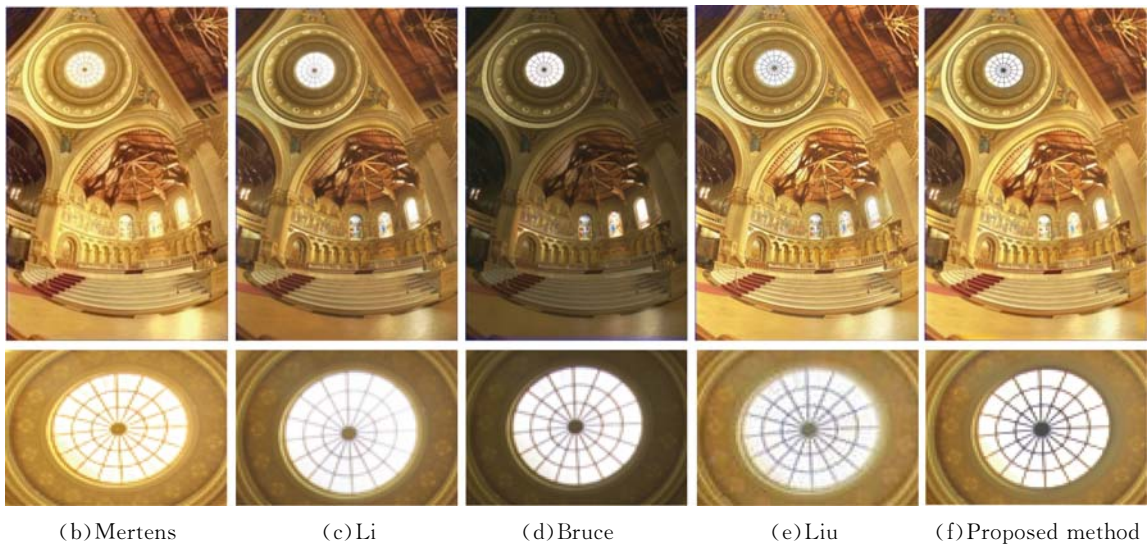


图 1 Memorial 图像序列曝光融合结果

Fig. 1 Exposure fusion results of Memorial sequence



(a)输入的 Tower 多曝光序列

(a)Input Tower multi-exposure sequence

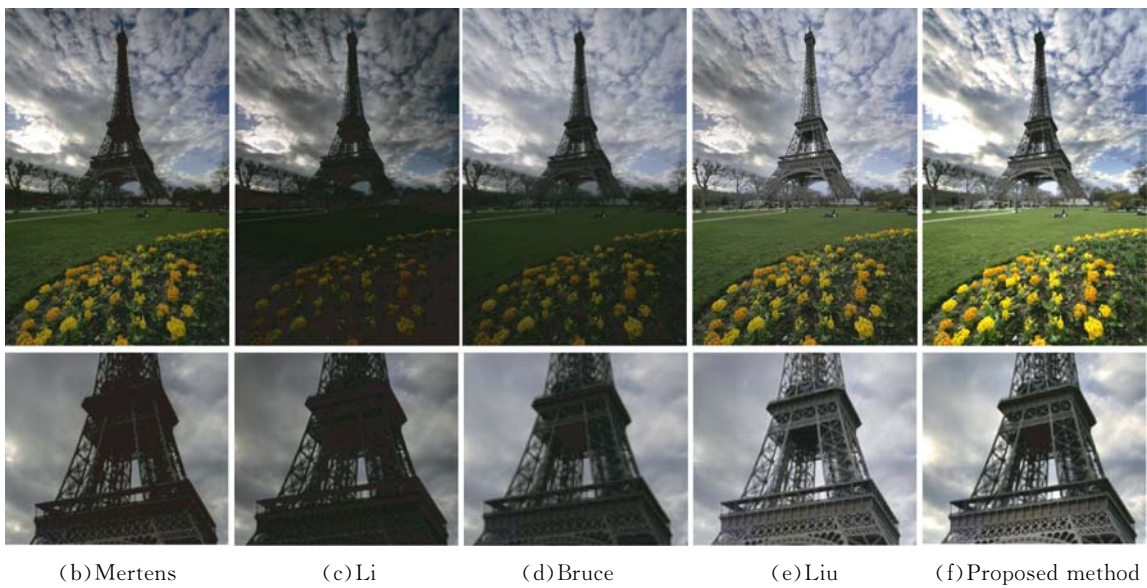


图 2 Tower 图像序列曝光融合结果

Fig. 2 Exposure fusion results of Tower sequence

3.2 动态场景的测试与分析

图 3(彩图见期刊电子版)、图 4(彩图见期刊电子版)和图 5(彩图见期刊电子版)分别为曝光序列 Arch、Sculpture garden 和 Puppet 的测试结果。从实验结果可以看出, Mertens 算法虽然呈现出了较好的对比度和色彩饱和度,但产生了严重的鬼影(如图 3(b)和图 4(b)中的行人,图 5(b)中的橄榄球)。Gallo 的算法能有效消除鬼影现象,但引入了块效应(如图 3(c)中走廊边缘的地

板)和颜色扭曲失真(如图 3(c)中柱子底部方框区域以及图 4(c)中的方框区域)。Li 的算法一定程度上减少了鬼影,但仍然存在鬼影现象(如图 3(d)和图 4(d)中的行人以及图 5(d)中的橄榄球)。Liu 算法和 Oh 算法在很大程度上减少了鬼影现象,但仔细观察仍然可以发现鬼影存在(如图 4(e)中的行人以及图 5(e)和图 5(f)中的橄榄球)。相比之下,本文算法能有效消除鬼影现象并较好地保留场景细节,视觉效果好。



(a)输入的 Arch 多曝光序列
(a)Input Arch multi-exposure sequence



(b)Mertens (c)Gallo (d)Li (e)Liu (f)Oh (g)Proposed method

图 3 Arch 图像序列曝光融合结果

Fig. 3 Exposure fusion results of Arch sequence



(a)输入的 Sculpture garden 多曝光序列
(a)Input Sculpture garden multi-exposure sequence



图 4 Sculpture garden 图像序列曝光融合结果

Fig. 4 Exposure fusion results of Sculpture garden sequence



(a) 输入的 Puppet 多曝光序列

(a) Input Puppet multi-exposure sequence

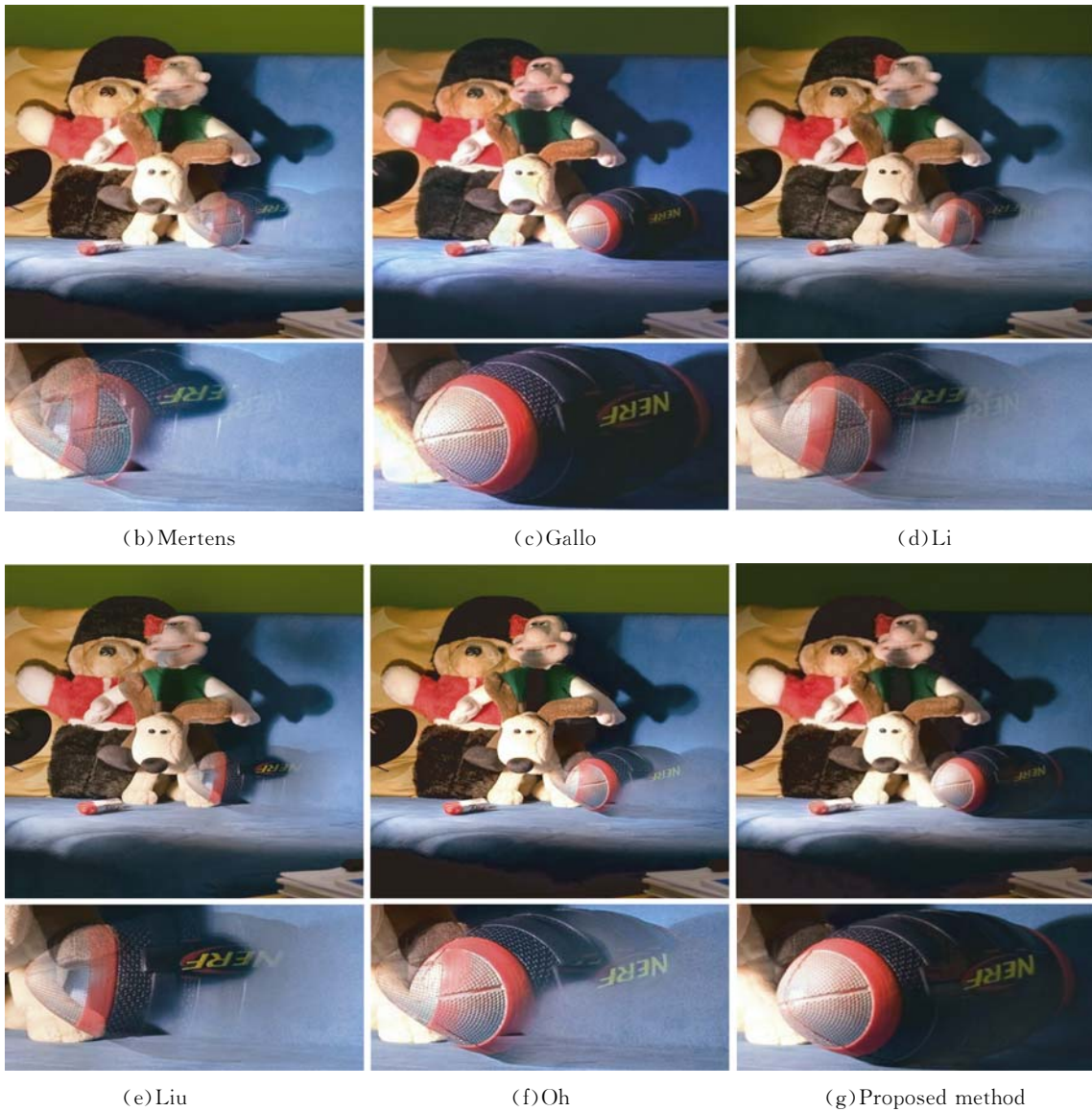


图 5 Puppet 图像序列曝光融合结果
Fig. 5 Exposure fusion results of Puppet sequence

3.3 客观评价

采用信息熵和图像清晰度^[20]两项客观指标评价算法的性能。信息熵用来衡量图像包含的信息量多少,信息熵越大,则图像的信息量越大,表明其保留的细节越丰富,计算方法如式(14)所示:

$$H = - \sum_{z=0}^{255} p_z \log(p_z), \quad (14)$$

式中 p_z 为灰度图中像素 z 的概率。

图像的清晰度利用图像的平均梯度来描述,其值越大表示图像所包含的微小细节越丰富,表现为图像越清晰,其计算公式为:

$$\Lambda = \frac{1}{(R-1)(C-1)} \times \sum_{r=1}^{R-1} \sum_{c=1}^{C-1} \sqrt{\frac{(z_{r,c} - z_{r+1,c})^2 + (z_{r,c} - z_{r,c+1})^2}{2}}, \quad (15)$$

式中 $z_{r,c}$ 表示位于第 r 行第 c 列的像素灰度值, R 和 C 分别表示输入图像的行数和列数。

选取多组不同场景的多曝光序列,分别计算信息熵和图像清晰度两项指标,测试结果如表 1 和表 2 所示。从测试结果可以看出,在大多数情况下,本文算法要优于其它的对比较算法,即本文算法保留了更多的场景细节。

表1 图像信息熵评价结果

Tab.1 Evaluated results of information entropy

Image	Mertens	Li	Gallo	Bruce	Liu	Proposed method
Office	7.235	7.237	7.185	7.205	7.241	7.287
Cave	7.218	7.487	7.106	6.926	7.524	7.490
Kluki	7.662	7.619	7.603	7.678	7.572	7.794
Memorial	7.639	7.374	7.418	6.835	7.567	7.645
Window	7.157	7.219	6.997	6.497	7.034	7.318
Venice	7.585	7.510	7.339	7.573	7.465	7.607
Arch	7.577	7.680	7.531	7.493	7.650	7.762
Tower	7.586	6.989	7.472	7.317	7.583	7.804

表2 图像清晰度评价结果

Tab.2 Evaluated results of definition

Image	Mertens	Li	Gallo	Bruce	Liu	Proposed
Office	8.231	8.127	8.847	6.547	8.713	9.058
Cave	12.689	13.192	13.238	9.352	13.251	13.340
Kluki	9.951	9.101	10.276	7.328	9.775	10.537
Memorial	12.251	11.462	11.314	7.005	11.579	12.988
Window	2.226	1.928	2.169	1.662	2.026	2.237
Venice	9.296	8.034	9.178	6.423	9.312	9.281
Arch	7.028	6.322	6.189	4.760	5.957	7.225
Tower	8.878	4.671	9.071	6.169	9.193	10.016

3.4 计算效率

表3给出了4种多曝光图像融合算法的计算效率对比结果,所对比的4种算法都采用MATLAB编程实现,所有的运行时间都是在Intel i5处理器(3.5 GHz, 64位),4 G内存的PC

平台上运行得到。从对比结果可以看出,本文算法的计算效率明显优于Liu和Oh的算法,与Li提出的快速曝光融合算法相当。

表3 计算效率对比

Tab.3 Comparison of computation efficiency (second)

Image	Image size	Li	Liu	Oh	Proposed
Memorial	340×512×16	3.52	4.76	58.3	3.71
Kluki	512×340×3	0.79	1.93	23.4	0.75
Cave	512×380×4	0.96	2.55	28.7	1.04
Arch	669×1024×5	6.68	6.98	77.1	6.25
Sculpture garden	1024×754×5	6.51	7.49	84.3	6.42
Window	1600×1067×3	4.94	9.35	92.6	5.18

4 结论

本文提出了一种具有较好细节保留特点的多曝光图像融合算法。利用图像的特征指标计算权重值,同时消除运动物体对融合结果的影响,以避免产生鬼影现象。选取10组不同的曝光序列,分别从主观和客观两方面对算法进行比较分析,实验结果表明本文算法很好地保留了亮区和暗区细节信息,呈现出了更加生动自然的现实场景,并且有效去除了由运动物体产生的鬼影现象。本文算法优于6种比较算法,在静态场景和动态场景都产生了更好的融合效果。

参考文献:

- [1] CHAURASIYA R K, RAMAKRISHNAN K R. High dynamic range imaging [C]. *IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, 2013: 83-89.
- [2] QIAN X, YU H, CHEN S, *et al.*. A high dynamic range CMOS image sensor with dual-exposure charge subtraction scheme [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(2): 661-662.
- [3] 武星星, 刘全国, 周怀得, 等. 制冷对电子倍增CCD相机成像质量的影响[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10增): 528-532.
- [4] 刘慧, 刘学斌, 陈小来, 等. 基于驱动时序控制CCD曝光时间的设计与实现[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(S1): 199-204.
- [5] LIU H, LIU X B, CHEN X L, *et al.*. Design and implementation of CCD exposure time control based on driver timing [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S1): 199-204. (in Chinese)
- [6] WANG T H, CHIU C W, WU W C, *et al.*. Pseudo multiple exposure based tone fusion with local region adjustment [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17(4): 470-484.
- [7] 吕伟振, 刘伟奇, 魏忠伦, 等. 基于DMD的高动态范围成像光学系统设计[J]. *红外与激光工程*, [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10Suppl.): 528-532. (in Chinese)

- 2014,43(4): 1167-1171.
- LV W ZH, LIU W Q, WEI ZH L, *et al.*. Design of high dynamic range imaging optical system based on DMD [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014,43(4): 1167-1171. (in Chinese)
- [7] 周晓波,程海龙,贾琦. 图像分块融合算法速度优化处理研究[J]. 北京交通大学学报, 2014, 38(5): 33-36.
- ZHOU X B, CHENG H L; JIA Q. Optimization of image block fusion algorithm in speed [J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2014, 38(5): 33-36. (in Chinese)
- [8] 付争方,朱虹,薛杉,等. 基于 Sigmoid 函数拟合的多曝光图像直接融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2321-2329.
- FU ZH F, ZHU H, XUE SH, *et al.*. Direct fusion algorithm for multi exposed images based on Sigmoid function fitting [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(10): 2321-2329. (in Chinese)
- [9] MERTENS T, KAUTZ J, VANREETH F. Exposure fusion; a simple and practical alternative to high dynamic range photography [J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(1): 161-171.
- [10] SHEN J B, ZHAO Y, YAN S C, *et al.*. Exposure fusion using boosting Laplacian pyramid [J]. *IEEE T. Cybernetics*, 2014, 44(9): 1579-1590.
- [11] BRUCE N D B. ExpoBlend: information preserving exposure blending based on normalized log-domain entropy [J]. *Computers & Graphics*, 2014, 39: 12-23.
- [12] VANMALI A V, DESHMUKH S S, GADRE V M. Low complexity detail preserving multi-exposure image fusion for images with balanced exposure [C]. *IEEE National Conference on Commun-*
- ications*, 2013: 1-5.
- [13] GALLO O, GELFAND N, CHEN W C, *et al.*. Artifact-free high dynamic range imaging [C]. *IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, 2009: 1-7.
- [14] LI S, KANG X. Fast multi-exposure image fusion with median filter and recursive filter [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2012, 58(2): 626-632.
- [15] 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.
- [16] LIU Y, WANG Z. Dense SIFT for ghost-free multi-exposure fusion [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 31(8): 208-224.
- [17] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [18] JINNO T, OKUDA M. Multiple exposure fusion for high dynamic range image acquisition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(1): 358-365.
- [19] GASTAL E S L, OLIVEIRA M M. Domain transform for edge-aware image and video processing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(4): 1-11.
- [20] 金伟其, 贾晓婷, 高绍姝, 等. 彩色融合图像的质量主观评价[J]. 光学精密工程, 2015, 23(12): 3465-3471.
- JIN W Q, JIA X T, GAO SH SH, *et al.*. Subjective evaluation of quality for color fusion images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(12): 3465-3471. (in Chinese)

作者简介:



李卫中(1983—),男,湖北孝感人,博士研究生,2005年、2008年于中国地质大学分别获得学士、硕士学位,现为武汉大学电子信息学院博士研究生,主要从事光学图像及多媒体信息处理方面的研究。E-mail: weizhong@whu.edu.cn



易本顺(1965—),男,湖北武汉人,教授,博士生导师,中国通信学会高级会员,1986年、1989年和1996年于华中理工大学分别获得工学学士、硕士和博士学位,主要从事多媒体信息处理以及无线通信网络方面的研究。E-mail: yibj@whu.edu.cn