

基于改进的引导滤波算法的多曝光图像融合

郭剑桥¹, 白雪飞¹, 杨灿美²

(1 中国科学技术大学 信息科学技术学院, 安徽 合肥 230027;

2 中国科学技术大学 先进技术研究院, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 在原有引导滤波的基础上, 提出了一种边缘特性得到改善的多曝光图像融合算法。该方法首先根据图像的对比度、饱和度信息获取初步融合权重, 再在引导滤波算法中引入内容感知因子, 对原融合权重进行修正, 得到最后的融合权重。实验结果表明, 该方法得到的融合图像边缘保持效果较好, 图像清晰度得到显著提高, 尤其在融合过渡区域表现了更多的细节信息。与其他算法相比, 有更优的主观视觉融合效果和客观性能指标。

关键词: 多曝光图像融合; 内容感知因子; 边缘保持; 引导滤波

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)11-0014-06

DOI:10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2016.11.004

Multi-exposure Image Fusion Based on Improved Guided Filter Algorithm

GUO Jian-qiao¹, BAI Xue-fei¹, YANG Can-mei²

(1 School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2 Institute of Advanced Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Based on guided filter, a new multi-exposure image fusion algorithm which can improve edge characteristics is proposed. Firstly, preliminary fusion weights are obtained according to the contrast and saturation of the images; secondly, the content-aware factor is introduced to the guided filter algorithm; and lastly, the original fusion weights are modified in order to get the final fusion weights. Experimental results show that fusion images using this method can preserve edge sharpness better, increase resolution of the images extraordinarily and have more details especially in the transition regions. Compared with other algorithms, this method has better subjective visual fusion effects and objective performance indicators.

Key words: multi-exposure image fusion; content-aware factor; edge preservation; guided filter

1 引言

真实世界中, 场景中的动态范围可能高达 10^{14} 个数量级, 但目前普通的数码相机及显示设备的动态范围仅有 10^2 到 10^3 个数量级。为了实现高动态范围图像的生成和显示, 通常需要对同一场景拍摄多张曝光程度不同的图片, 提取有效信息进行融合。多曝光图像的融合算法是目前研究的热点。

Goshtasby^[1] 对图像分块, 选择包含信息量最大的块进行融合, 但这种算法对分块边界处理效果不好。Mertens 等人^[2] 提出将对对比度、饱和度、曝光良

好程度等质量评价因子作为权重, 采用多分辨率融合方法, 获得了较好的融合效果, 但需要的融合级数太高, 不易于实现。Li 等人^[3] 应用递归滤波对初始权重进行改善, 但平滑权重图的同时, 不能完整地保留原图像中的有用信息, 边缘保持特性不够好。He 等人^[4] 提出的引导滤波具有较好的平滑保边性, 但融合过渡区域的边缘细节信息不够突出。

本文针对引导滤波算法, 提出了改进方案, 引入了内容感知因子, 很好地解决了这一问题。同时, 图像整体边缘保持效果和清晰度更好。

收稿日期: 2016-02-25; 修回日期: 2016-03-24

2 内容感知因子

本节将依次介绍显著性因子 T_b 和边缘信息因子 T_e , 提出内容感知因子 T 如下:

$$T = T_e \times T_b \quad (1)$$

2.1 显著性因子

图像视觉显著性是用来预测人类观察一个场景时主观选取的感兴趣内容. 对于多曝光图像融合算法来说, 用它来选择要融合的内容至关重要.

已经存在的视觉显著性算法有基于高斯金字塔的 Itti 算法^[5]、Hou 提出基于空间频域分析的 SR 算法^[6]等. 本文应用的显著性因子模型基于图像共生直方图 (Image Co-occurrence Histogram, ICH)^[7], 较为简洁, 且鲁棒性较好.

传统的一维图像直方图仅仅表示图像像素值分布, 而二维 ICH 能同时反映中心像素值和周围像素值分布, 可以被有效应用于显著性因子的提取.

对于输入的 RGB 图像 I 来说, $I(x, y) = [I_R(x, y), I_G(x, y), I_B(x, y)]$ 表示图像三个通道的像素值. 为了简便, 这里用 R 通道数据 I_R 为例, 描述显著性因子的计算过程.

R 通道数据 I_R 像素值域的 ICH 表示为:

$$H_R^i = [h_R^i(m, n)] \quad 1 \leq m, n \leq K \quad (2)$$

式中, H_R^i 为 $K \times K$ 大小的对称正方阵, $h_R^i(m, n)$ 为其中的元素. 对于 8 比特图像来说, K 为 256.

$\Omega_z(x, y)$ 代表像素点 (x, y) 周围半径为 z 的正方形窗口, 这里 z 取 2. I_R 的 ICH 元素 $h_R^i(m, n)$ 表示在窗口 $\Omega_z(x, y)$ 中, 像素值 m, n 同时存在的数目. H_R^i 的概率密度函数 Φ_R^i 可以通过式(3) 计算得到:

$$\Phi_R^i = \frac{H_R^i}{\sum_{m=1}^K \sum_{n=1}^K h_R^i(m, n)} \quad (3)$$

因为显著性通常与像素值出现的频率成负相关关系, 计算概率密度函数的逆 $\bar{\Phi}_R^i$ 为:

$$\bar{\rho}_R^i(m, n) = \begin{cases} 0 & \text{if } \rho_R^i(m, n) = 0 \\ 0 & \text{if } \rho_R^i(m, n) > \frac{1}{U_R^i} \\ \frac{1}{U_R^i} - \rho_R^i(m, n) & \text{if } \rho_R^i(m, n) \leq \frac{1}{U_R^i} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\bar{\rho}_R^i(m, n)$ 为 $\bar{\Phi}_R^i$ 中的元素, U_R^i 为 H_R^i 中非零元素的总个数.

显然, 当图像像素值出现频率超过平均数时, 被认为不是显著区域. 视觉显著性可以通过 $\bar{\Phi}_R^i$ 计算得

到. 对于像素点 (x, y) 来说, 该点的显著性算子 $S_R^i(x, y)$ 定义为:

$$S_R^i(x, y) = \sum_{x'=x-z}^{x+z} \sum_{y'=y-z}^{y+z} \bar{\rho}_R^i(I_R(x, y), I_R(x', y')) \quad (5)$$

同理, G, B 通道的显著性算子 $S_G^i(x, y), S_B^i(x, y)$ 可以依据上述过程得到. 将几个算子归一化到 $[0, 1]$, 并累加得到像素值域的显著性算子 $S^i(x, y)$.

除了图像的亮度和色度信息, 在计算综合显著性因子时, 还需要考虑图像的梯度方向信息. 对于每一个像素点, 图像梯度方向可以首先量化为 180 个数量级 (1 ~ 180 度). 可以类比式(2), 得到梯度方向共生直方图 H_R^o, H_G^o, H_B^o . 类比式(3) 至式(5), 可以得到相应的梯度方向的概率密度函数的逆 $\bar{\Phi}_R^o, \bar{\Phi}_G^o, \bar{\Phi}_B^o$ 和显著性算子 $S_R^o(x, y), S_G^o(x, y), S_B^o(x, y)$.

当图像像素点梯度小于平均梯度时, 被认为是非显著区域. 将上述各通道梯度方向显著性算子归一化到 $[0, 1]$, 并累加得到梯度方向域的显著性算子 $S^o(x, y)$.

综合显著性算子 $S_F(x, y)$ 为:

$$S(x, y) = \phi_1(S^i(x, y) + S^o(x, y)) \quad (6)$$

$$S_F(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \frac{S(x, y)}{S(x', y')} \quad (7)$$

式中, ϕ_1 为标准高斯平滑函数. M, N 为图像的长、宽.

最终, 提出显著性因子 T_b 如下式所示:

$$T_b(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } S_F(x, y) \leq 1 \\ S_F(x, y) & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

2.2 边缘信息因子

令 $\Omega_\theta(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 周围半径为 θ 的正方形窗口. $\mu_\theta(x, y)$ 和 $\delta_\theta^2(x, y)$ 分别代表窗口 $\Omega_\theta(x, y)$ 中图像亮度信息的均值和方差. 图像的亮度分量通过 RGB 到 YUV 转换公式 $Y = 0.299I_R + 0.587I_G + 0.114I_B$ 得到. 本文中 θ 取 15.

通常而言, 对于两个像素点 (x, y) 和 (x', y') , 如果 (x', y') 位于平坦区域, (x, y) 位于边缘区域, 有:

$$\frac{\delta_\theta^2(x, y)}{\mu_\theta^2(x, y)} > \frac{\delta_\theta^2(x', y')}{\mu_\theta^2(x', y')} \quad (9)$$

基于此经验公式, 定义边缘信息因子 T_e 为:

$$T_e(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \frac{(\frac{\delta_\theta^2(x, y)}{\mu_\theta^2(x, y)} + v_1)^\xi}{(\frac{\delta_\theta^2(x', y')}{\mu_\theta^2(x', y')} + v_2)^\xi} \quad (10)$$

式中, ξ 是一个常数, 通常取 0.5 到 1 之间, 本文取 0.75. 常量 v_1 避免 $\delta_\theta^2(x, y)$ 趋近于 0 时出现不稳定现象, 这里取 0.3^2 . 常量 v_2 防止出现分母为 0 的情况, 通常取 10^{-9} . M, N 为图像的长、宽.

3 多曝光图像融合

本文提出了一种改进的引导滤波算法, 应用于多曝光图像的融合. 融合过程中, 首先依据两种图像质量度量标准, 得到欠曝光、过曝光两幅图像的初始权重值, 再应用引入内容感知因子的引导滤波对初始权重值进行修正, 消除噪声等带来的不良现象, 同时保证图像中相似亮度、色度的临近像素的权重具有空间连续性, 从而得到最终的融合图像. 具体的算法步骤见图 1 所示.

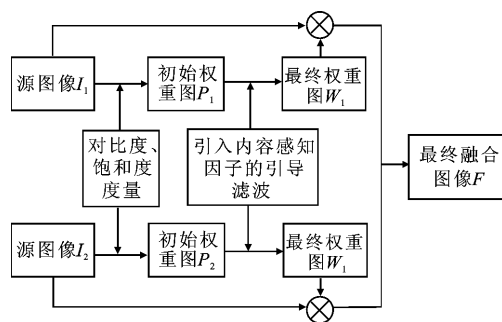


图 1 基于改进的引导滤波算法的多曝光图像融合实现步骤

3.1 初始融合权重

由于过曝、曝光不足等原因的影响, 不同曝光度的图像中的有效信息也不尽相同. 本文 I^n , 表示第 n 个输入图像 ($n = 1, 2$, 分别代表欠曝光、过曝光源图像). 下文中所有的变量的上标 n 均代表第 n 个图像的处理结果.

显然, 包含细节较多和色彩较饱满的部分应该赋予较大的权重^[2], 为此引入了对比度、饱和度来进行度量.

(1) 对比度

首先对输入图像 I^n 的灰阶图 G^n 应用拉普拉斯滤波器 L , 得到原图像的高通部分 D^n , 包含细节信息. 再对 D^n 的绝对值应用高斯低通滤波器 ϕ_2 , 平滑得到对比度量因子 C^n .

$$D^n = G^n * L \quad (11)$$

$$C^n = |D^n| * \phi_2 \quad (12)$$

(2) 饱和度

对输入图像 I^n 的 R, G, B 通道数据 I_R^n, I_G^n, I_B^n 先求平均得到 I_{av}^n , 再做标准差, 可以得到饱和度度量因子 A^n .

$$I_{av}^n = \frac{(I_R^n + I_G^n + I_B^n)}{3} \quad (13)$$

$$A^n = \sqrt{\frac{((I_{av}^n - I_R^n)^2 + (I_{av}^n - I_G^n)^2 + (I_{av}^n - I_B^n)^2)}{3}} \quad (14)$$

综合考虑对比度、饱和度度量因子, 将二者相乘, 得到 \hat{P}^n , 归一化得到初始的融合权重 P^n .

$$\hat{P}^n(x, y) = C^n(x, y) \times A^n(x, y) \quad (15)$$

$$P^n(x, y) = \frac{\hat{P}^n(x, y) + \epsilon}{\sum_{n=1}^N (\hat{P}^n(x, y) + \epsilon)} \quad (16)$$

式中, N 取 2; ϵ 取一个小的正值, 如 10^{-12} .

3.2 引入内容感知因子的引导滤波算法

若直接使用初始融合权重 P^n 进行融合, 得到的融合图噪声较大, 效果较差, 这里应用引入内容感知因子的引导滤波器对 P^n 进行修正.

以 P^n 为输入图像, G^n 为引导图像, 采用引导滤波器^[4], 得到修正后的权重图 W^n 为:

$$W^n(x, y) = a^n(x, y)G^n(x, y) + b^n(x, y) \quad \forall (x, y) \in \Omega_k(x', y') \quad (17)$$

式中, $W^n(x, y)$ 表示第 n 幅图像的 (x, y) 像素点对应的修正后权重值; $\Omega_k(x', y')$ 为以 (x', y') 为中心半径为 k 的正方形窗口; 本文 k 取 20. $a^n(x, y)$ 、 $b^n(x, y)$ 在窗口 $\Omega_k(x', y')$ 中为常量.

$a^n(x, y)$ 、 $b^n(x, y)$ 可以通过最小二乘方法计算得到. 如下式:

$$E(a^n(x, y), b^n(x, y)) = \sum_{(x, y) \in \Omega_k} [T(x', y')(a^n(x, y)G^n(x, y) + b^n(x, y) - G^n(x, y))^2 + \lambda a^n(x, y)^2] \quad (18)$$

式中, λ 为调节参数, 本文取 0.1. $T(x', y')$ 为式 (1) 中 (x', y') 像素点的内容感知因子值. 当像素点 (x', y') 位于边缘区域, $T_e(x', y')$ 值通常大于 1; 当像素点 (x', y') 位于平坦区域时, $T_e(x', y')$ 值通常小于 1. 当像素点 (x', y') 位于较显著区域时, $T_b(x', y')$ 值通常大于 1; 当像素点 (x', y') 位于不太显著区域时, $T_b(x', y')$ 值通常等于 1. 因此, 当像素点 (x', y') 位于边缘且较显著的区域时, $T(x', y')$ 值通常大于 1; 当像素点 (x', y') 位于平坦且不太显著的区域时, $T(x', y')$ 值通常小于 1.

由此可见,

(1) 如果像素点 (x', y') 处于边缘区域, $W^n(x, y)$ 对原来权重 $P^n(x, y)$ 保真度更高.

(2) 如果像素点 (x', y') 处于平坦区域, $W^n(x,$

$y)$ 对原来权重 $P^n(x, y)$ 平滑程度高。

(3) 如果像素点 (x', y') 处于较显著区域, $W^n(x, y)$ 对原来权重 $P^n(x, y)$ 保真度更高。

(4) 如果像素点 (x', y') 处于不太显著区域, $W^n(x, y)$ 对原来权重 $P^n(x, y)$ 平滑程度高。

$a^n(x, y)$ 、 $b^n(x, y)$ 最优的计算结果如下所示:

$$a^n(x, y) =$$

$$\frac{T(x', y) \times \left(\frac{1}{|w|} \sum_{(x, y) \in \Omega_k(x', y)} G^n(x, y) P^n(x, y) - \bar{G}^n(x, y) \bar{P}^n(x, y) \right)}{T(x', y) \times \delta^n(x, y) + \lambda} \quad (19)$$

$$b^n(x, y) = \bar{P}^n(x, y) - a^n(x, y) \bar{G}^n(x, y) \quad (20)$$

式中, $\bar{G}^n(x, y)$ 、 $\delta^n(x, y)$ 为窗口 $\Omega_k(x', y)$ 中 G^n 的平均值和方差。 $|w|$ 为窗口中像素个数, $\bar{P}^n(x, y)$ 为窗口 $\Omega_k(x', y)$ 中 P^n 平均值。

对于一个像素点 (x, y) , 同时存在多个 $a^n(x, y)$ 、 $b^n(x, y)$, 将所有可能的值取平均得到:

$$W^n(x, y) = \bar{a}^n(x, y) G^n(x, y) + \bar{b}^n(x, y) \quad (21)$$

式中,

$$\bar{a}^n(x, y) = \frac{1}{|w|} \sum_{(x', y') \in \Omega_k(x, y)} a^n(x', y') \quad (22)$$

$$\bar{b}^n(x, y) = \frac{1}{|w|} \sum_{(x', y') \in \Omega_k(x, y)} b^n(x', y') \quad (23)$$

经过改善后的归一化融合权重 \hat{W}^n 为:

$$\hat{W}^n(x, y) = \frac{W^n(x, y) + \epsilon}{\sum_{n=1}^N (W^n(x, y) + \epsilon)} \quad (24)$$

式中, N 取 2; ϵ 取一个小的正值, 如 10^{-12} 。

3.3 最终融合

根据式(24)得到的最终融合权重图, 对输入图像 I^n 加权平均, 得到融合图像 F 如下式:

$$F(x, y) = \sum_{n=1}^N \hat{W}^n(x, y) \times I^n(x, y) \quad (25)$$

式中, N 取 2。

4 实验结果与分析

本文实验在 Matlab2014a 上实现, 运行环境为 CPU Core i3 3.30GHz, 操作系统为 32 位 Windows 10。实验所采用的两组图像均来自 <http://ivc.uwaterloo.ca> 的图片库, 实验结果分析采用主观评价和客观评价相结合的方式。

4.1 主观评价

图 2、图 3 中(a)和(b)为待融合欠曝光和过曝光的图像, (c)、(d)、(e)分别是 FMMR 算法^[3]、原引

导滤波算法^[4]、本文算法的融合结果。(f)、(g)、(h)分别是(c)、(d)、(e)的局部放大图。



(a) 欠曝光



(b) 过曝光



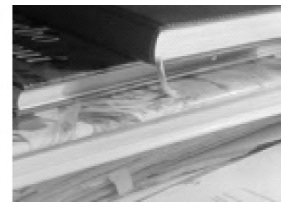
(c) FMMR 算法



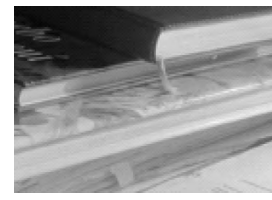
(d) 原引导滤波



(e) 本文算法



(f) (c) 局部图



(g) (d) 局部图



(h) (e) 局部图

图 2 实验图组 1 各算法融合效果图及局部图

从主观效果上看, FMMR 算法的处理结果图 2(c), 灯罩附近、桌子上书本及文字区域较为模糊; 图 3(c) 中右侧热气球及人群区域也较为模糊, 融合整体效果较差。相较而言, 经过原引导滤波算法和本文算法处理后的结果图 2(d)、2(e) 和 3(d)、3(e) 能较好地保留图 2(a)、2(b) 和 3(a)、3(b) 中各部分图像信息, 且图 2(e)、3(e) 整体边缘保持效果和清晰度最好。

选取图 2(a)、2(b) 和 3(a)、3(b) 融合时的过渡区域进行观察, 如局部放大图 2(f)、2(g)、2(h) 和 3(f)、3(g)、3(h) 所示。这些区域均是显著性较高和边缘细节信息较多的区域。可以看出, 对比原引导滤波算法处理得到的图 2(g)、3(g) 和 FMMR 算法处理得到的图 2(f)、3(f), 本文算法处理得到的图 2(h)、3(h) 表现了更多的细节, 边缘信息更突出, 色

彩更饱满,视觉效果更好.这与上面的理论分析一致.

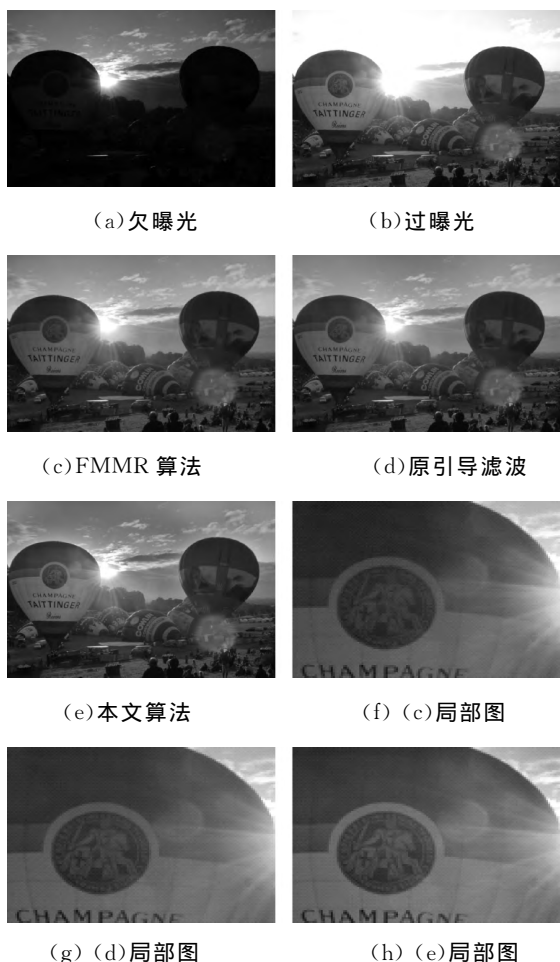


图 3 实验图组 2 各算法融合效果图及局部图

4.2 客观评价

对多曝光图像融合算法来说,仅仅采用主观评价是不够的,还需要使用一定的客观评价标准对算法的效果进行客观评价.本文使用以下三种客观评价标准:

(1) 互信息 Q^{MI}

Hossny 等人^[8]通过计算原图像与融合后图像的联合直方图等信息,来得到互信息. Q^{MI} 越大,说明融合后的图像从原图像中所获得的信息量越大,融合效果越好.

$$Q^{MI} = 2 \left[\frac{MI(A, F)}{H(A) + H(F)} + \frac{MI(B, F)}{H(B) + H(F)} \right] \quad (26)$$

式中, $H(A)$ 、 $H(B)$ 、 $H(F)$ 分别表示图像 A 、 B 、 F 的熵, $MI(A, F)$ 、 $MI(B, F)$ 分别表示 A 、 F 及 B 、 F 联合信息熵对应的互信息.

(2) 特征相似度 Q^F

Xydeas 等人^[9]提出通过计算边缘信息算子,

评估融合后图像与原图像的特征相似度. Q^F 越大,说明融合后图像和原图像的特征相似度越高,融合效果越好.

$$Q^{AF}(x, y) = Q_g^{AF}(x, y) Q_a^{AF}(x, y) \quad (27)$$

$$Q^{BF}(x, y) = Q_g^{BF}(x, y) Q_a^{BF}(x, y) \quad (28)$$

$$Q^F =$$

$$\frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [Q^{AF}(x, y) w^A(x, y) + Q^{BF}(x, y) w^B(x, y)]}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [w^A(x, y) + w^B(x, y)]} \quad (29)$$

式中, $Q_g^{AF}(x, y)$ 、 $Q_a^{AF}(x, y)$ 、 $w^A(x, y)$ 分别为像素点 (x, y) 处 A 、 F 相关的边缘强度、方向保护值和 $Q^{AF}(x, y)$ 的权重. $Q_g^{BF}(x, y)$ 、 $Q_a^{BF}(x, y)$ 、 $w^B(x, y)$ 分别为像素点 (x, y) 处 B 、 F 相关的边缘强度、方向保护值和 $Q^{BF}(x, y)$ 的权重.

(3) 平均梯度 Q^{AG}

平均梯度^[10]反映了融合后图像中微小细节的表现能力. Q^{AG} 的值越大,图像越清晰.

$$Q^{AG} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\frac{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2}{2}} \quad (30)$$

式中 ΔI_x 、 ΔI_y 分别表示图像在 x 和 y 方向上的梯度. M 、 N 表示图像的长、宽.

从表 1 和表 2 的数据可以看出,本文算法在互信息、特征相似度及平均梯度等客观评价标准上均优于其他算法.

表 1 实验图组 1 的客观评价标准对比

	Q^{MI}	Q^F	Q^{AG}
FMMR 算法 ^[3]	0.807 5	0.594 2	5.344 1
原引导滤波算法 ^[4]	0.839 0	0.596 1	4.993 9
改进后算法	0.842 0	0.624 1	5.674 9

表 2 实验图组 2 的客观评价标准对比

	Q^{MI}	Q^F	Q^{AG}
FMMR 算法 ^[3]	0.809 9	0.697 8	4.065 9
原引导滤波算法 ^[4]	0.823 2	0.717 2	4.127 4
改进后算法	0.893 3	0.776 4	4.492 6

5 结束语

本文介绍了内容感知因子中的显著性因子和边缘信息因子,并提出将其引入到引导滤波算法,应用于解决多曝光图像融合问题.实验结果表明,与目前

其他优秀算法相比,边缘保持效果和图像清晰度较好.同时,该算法还可以被应用到解决曝光图像多于两张的情况,且效果较好.

参考文献:

- [1] Goshtasby A A. Fusion of multi-exposure images [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(6): 611-618.
- [2] Mertens T, Kautz J, Van Reeth F. Exposure fusion: a simple and practical alternative to high dynamic range photography [J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2009, 28(1): 161-171.
- [3] Li S, Kang X. Fast multi-exposure image fusion with median filter and recursive filter [J]. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2012, 58 (2): 626-632.
- [4] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [5] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1998, 20 (11): 1254-1259.
- [6] Hou X, Zhang L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//Computer Vision and Pattern Rec-

ognition, CVPR'07. IEEE Conference on. USA: Minneapolis, IEEE, 2007: 1-8.

- [7] Lu S, Tan C S, Lim J H. Robust and efficient saliency modeling from image co-occurrence histograms [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2014, 36(1): 195-201.
- [8] Hossny M, Nahavandi S, Creighton D. Comments on 'Information measure for performance of image fusion' [J]. Electronics letters, 2008, 44(18): 1066-1067.
- [9] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics letters, 2000, 36 (4): 308-309.
- [10] 张少辉, 崔仲远, 于来行. 基于 DWT 结合 NSCT 的快速图像融合算法[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32 (9): 40-44.

作者简介:

郭剑桥 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为多曝光图像融合算法、硬件实现.

白雪飞(通信作者) 男, (1977-), 博士, 讲师. 研究方向为集成电路设计. E-mail: cbguo@mail.ustc.edu.cn.

杨灿美 男, (1965-), 博士, 研究员. 研究方向为信号处理、低功耗与高密度 SoC 架构与设计.

(上接第 13 页)

- [4] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [5] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33 (3): 859-871.
- [6] 郝振华, 梅莉, 祝远鉴. 复合策略惯性权重的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2116-2119.
- [7] 韩江洪, 李正荣, 魏振春. 一种自适应粒子群优化算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(10): 2969-2971.
- [8] 敖永才, 师奕兵, 张伟, 等. 自适应惯性权重的改进粒子群算法[J]. 电子科技大学学报, 2014, 55(6): 874-881.
- [9] Wei Hong Lim, Nor Ashidi Mat Isa. Two-layer particle swarm optimization with intelligent division of labor

[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 2327-2348.

- [10] Epitropakis M C, Plagianakos V P, Vrahatis M N. Evolving cognitive and social experience in particle swarm optimization through differential evolution: a hybrid approach[J]. Information Sciences, 2010, 216 (24): 50-92.
- [11] Wei Hong Lim, Nor Ashidi, Mat Isa. An adaptive two-layer particle swarm optimization with elitist learning strategy [J]. Information Sciences, 2014 (273): 49-72.

作者简介:

周志勇 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为群体智能优化算法的研究及其应用. E-mail: 15189828818@163.com.

李荣雨 男, (1977-), 教授. 研究方向为工业系统的监控与优化控制.