

基于残差和低频替换的 SONY-RGBW 阵列 彩色重构方法

王海琳, 韩正昊, 李力*, 裘溯, 金伟其

北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081

摘要 RGBW 滤光阵列常被用于提升探测器在低照度下的成像质量,但相应的彩色重构方法依然是结合拜尔阵列特点设计的,未充分利用亮度信息的优势,故重构结果较差。针对这一缺陷,首先,使用引导滤波挖掘亮度信息和彩色信息的关联性。然后,根据残差的平滑性,设计了适用于 SONY-RGBW 滤光阵列空域特点的采样率逐步提升的多步残差插值算法。接着,为改进算法边缘适应性,结合在正交方向上的插值结果,引入迭代过程并改进逐像素的评价因子。最后,利用亮度信息的高频成分增强彩色图像。在 Kodak 数据集和实际场景采集图像上的实验结果表明,所提方法能够降低颜色混叠,重构出清晰的图像细节,且有/无参考图像的客观评价指标优于现有 RGBW 滤光阵列彩色重构方法。

关键词 探测器; SONY-RGBW 滤光阵列; 残差插值; 引导滤波; 二维离散小波变换; 彩色重构

中图分类号 TN911.73; P111.49

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2004001

Residual and High-frequency Replacement Based Color Reconstruction Method for SONY-RGBW Array

Wang Hailin, Han Zhenghao, Li Li*, Qiu Su, Jin Weiqi

MoE Key Lab of Photoelectronic Imaging Technology and System, School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract RGBW filter arrays are often used to improve the imaging quality of detectors at low illuminance, but the corresponding color reconstruction methods are still designed according to the characteristics of Bayer array, and do not make full use of the advantages of luminance information, resulting in poor reconstruction results. To overcome this defect, guided filtering is applied to delve the correlation between luminance information and color information first. Then, multi-step residual-based interpolation algorithm with increasing sampling rate is designed, based on the smoothness of residual, which is applied to the spatial characteristics of the SONY-RGBW color filter array. Moreover, combined with the interpolation results in the orthogonal directions, the iterative process is introduced and the pixel-wise evaluation factor is improved to improve the edge adaptability of the algorithm. Finally, the high-frequency component of the luminance image is used to enhance the color image. Experimental results on the Kodak data set and images in real scenes show that the proposed method can reduce color aliasing, reconstruct clear image detail, and the objective criteria with or without reference images are better than the existing color reconstruction methods for RGBW color filter array.

Key words detectors; SONY-RGBW color filter array; residual interpolation; guided filtering; two-dimensional discrete wavelet transform; color reconstruction

OCIS codes 040.1240; 110.2990; 110.3010; 040.6070

收稿日期: 2020-12-10; 修回日期: 2020-12-21; 录用日期: 2021-01-07

基金项目: 陆装十三五预研基金项目(6140414050327)、微光夜视技术重点实验室基金(J20170101)

通信作者: *lili@bit.edu.cn

1 引言

随着硅基探测器灵敏度的提高,基于传统拜尔滤光阵列^[1]的 CCD/CMOS 彩色成像可拓展至低照度应用方向,但其在照度低于 1 lx 的场景下的色彩还原性和信噪比均仍难以满足应用要求。因此,研究人员提出了多种基于新型 RGBW 彩色滤光阵列(CFA)的探测成像技术及彩色重构方法^[2-3]。在基于 RGBW 滤光阵列的固态成像系统中,各通道移除了近红外截止滤光片。相比于传统可见光彩色成像系统,其拥有更宽的光谱响应范围(波长范围为 380~1100 nm),从而可有效增加系统对目标场景辐射的接收,提高在低照度条件下的成像质量。由于近红外辐射的加入会造成彩色图像的色彩失真,因此需要进行彩色重构校正处理^[4]。与 RGGB 拜尔滤光片阵列类似,SONY-RGBW 滤光阵列^[2]的 RGBW 通道也是空间离散排列的,进而需要进行各通道图像的插值重构。不同的插值重构方法所造成的残留马赛克图像和色彩混叠不尽相同,直接影响白天及低照度下的彩色成像质量。

近年来,新型 RGBW 滤光阵列的彩色重构方法成为重要的研究方向。Losson 等^[5]提出了针对 RGBW 滤光阵列的标准重构方法,即将彩色像素转化为拜尔阵列后,利用传统彩色重构算法重构亮度图像,在进行降采样操作后与彩色图像合成差值图像并插值回原有分辨率,再与亮度图像结合可得到最终图像。Mabuchi 等^[2]提出将 SONY-RGBW 滤光阵列转化为拜尔阵列排布后,再实施传统彩色重构算法。Rafinazari 等^[6]提出了基于频率域的方法,通过亮度色度解复用,有效减少了伪色现象。Paul 等^[7-8]提出了基于着色的方法,可利用少量颜色样本点重构颜色。当将该方法应用于视频重构中时,可获得高信噪比图像。Kim 等^[9]提出了基于色差的方法,即利用梯度检测通道间色差,并对对角区域的高频信息进行增强,该方法是传统彩色重构算法的拓展。Kang 等^[10]提出了基于像素块非局部正则化的方法,该方法考虑了通道间的相关性。Kwan 等^[11]提出了基于亮度引导分辨率增强的方法,即结合插值后的高分辨率亮度图像与低分辨率的彩色图像,利用多种增强方法^[12-15]重构出彩色图像。Kwan 等后续又通过引入 Demonet 深度模型^[16]和两处反馈结构^[17],改进了亮度引导分辨率增强方法,并对低照度场景图像进行了验证^[18]。

由于在滤光片上亮度 W 通道对应的像素占比

最高,且滤光片光谱透过波段宽,因此理论上图像细节保留能力较强,特别是低照度条件下的图像信噪比较高。然而,目前 RGBW 阵列颜色重构方法大多只是将彩色图像和亮度 W 图像分别处理,再结合拜尔阵列特点设计重构算法,并未充分利用亮度 W 通道信息的优势。基于色差的方法^[9]在 RGBW 彩色重构方面存在一些劣势。文献^[19]表明,在衡量重构后的像素值与初始滤光阵列像素值间的能量差异时,色差的平滑性弱于残差。在传统拜尔阵列彩色重构方法研究中,残差插值^[19]、迭代残差插值^[20]、拉普拉斯残差插值^[21]、自适应残差插值^[22]等基于残差插值的方法的峰值信噪比均优于基于色差的方法。

因此,针对 RGBW 滤光阵列彩色重构方法的不足,本文首先基于引导滤波^[23-25]保持图像细节区域的良好特性,挖掘亮度 W 信息和 RGB 彩色图像信息的灰度关联性。然后,针对 SONY-RGBW 滤光阵列空域特点,基于残差的平滑性,设计了采样率逐步提升的残差插值算法。接着,为改进算法边缘特性,通过对正交方向进行插值并引入迭代过程,改进逐像素的评价因子。最后,基于二维离散小波变换^[26],利用亮度信息的高频成分增强彩色图像。

2 引导滤波和残差彩色重构原理

图 1 为彩色成像系统中的两种 CFA。SONY-RGBW 滤光阵列的像素空域最小排布周期为 4×4 ,各像素在 RGBW 空间的采样是离散的且分布不均,其中 W 像素的数量占 50%,G 像素的数量占 25%,R 像素和 B 像素的数量都占 12.5%。此外,每个像素只对特定波长范围内的光响应。

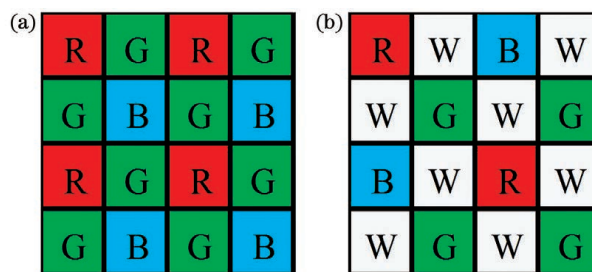


图 1 彩色成像系统中的 CFA。(a)拜尔阵列;
(b)SONY-RGBW 滤光阵列

Fig. 1 CFAs in color imaging systems. (a) Bayer array; (b) SONY-RGBW filter array

根据残差的平滑性以及引导滤波保持图像细节的特点,利用在 RGBW 空间通过离散采样得到的 RGBW 各像素,采用基于残差修正的引导滤波方法

分别重构 RGBW 空间欠缺的像素值,如图 1(b)所示。通过初始 RGBW 滤光阵列得到的 RAW 格式的图像 $I_0(i, j)$ 的表达式为

$$I_0(i, j) = R_0(i, j) + G_0(i, j) + B_0(i, j) + W_0(i, j), \quad (1)$$

式中: (i, j) 为图像中任意点的位置, $i = 0, 1, \dots, M-1, j = 0, 1, \dots, N-1, M$ 和 N 为图像的高度和宽度; $R_0(i, j), G_0(i, j), B_0(i, j)$ 和 $W_0(i, j)$ 为由 RAW 格式的图像得到的稀疏 R、G、B 和 W 图像。 $W_0(i, j)$ 的表达式为

$$W_0(i, j) = \begin{cases} W(i, j), & I_0(i, j) = W(i, j) \\ 0, & I_0(i, j) \neq W(i, j) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $W(i, j)$ 为理论上完整的亮度 W 通道图像。同理,可得到各稀疏单色图像 $[R_0(i, j), G_0(i, j)$ 和 $B_0(i, j)]$ 的表达式。

RGBW 滤光阵列的彩色重构是在各稀疏单色图像 $[R_0(i, j), G_0(i, j), B_0(i, j)$ 和 $W_0(i, j)]$ 的空白像素点插值并重构相应的像素值,从而获得完整的 RGBW 通道图像 $[R(i, j), G(i, j), B(i, j)$ 和 $W(i, j)]$ 。

在实际成像中,与 R、G、B 滤光片的光谱透过率相比, W 滤光片的光谱透过率与探测器光谱响应的重叠程度最高,且在 RAW 图像上 W 像素密度最高。此外,每 4 个已知的 W 像素包围一个未知 W 的同时,已知 R/G/B 之一的像素。因此, W 图像的重构比 RGB 通道更为准确,应优先进行 W 图像重构。在 $W_0(i, j)$ 空白像素处插值得到的重构值除与周边已知的四像素相关外,还与该处对应的已知像素值 R_0 或 G_0 或 B_0 相关。首先,利用 W 图像自身及其与 R、G、B 图像灰度的关联性,通过引导滤波方法重构出完整的 W 图像。然后,将 W 图像作为引导图像重构 RGB 图像。

以重构亮度图像 $W(i, j)$ 为例,在 RGBW 滤光阵列 G 像素处重构亮度像素 $W_G(i, j)$ 时,将相邻通道已知的 $G_0(i, j)$ 作为引导信息,进行引导滤波重构。

首先,对 $W_0(i, j), G_0(i, j)$ 的空白像素点进行邻域像素平均操作,得到输入图像 $W_G^{\text{in}}(i, j)$ 和引导图像 $G_0^{\text{in}}(i, j)$ 。以水平方向插值为例,输入图像的表达式为

$$\begin{cases} W_G^{\text{in}}(i, j) = W_0(i, j) + [W_0(i-1, j) + W_0(i+1, j)] / 2 \\ G_0^{\text{in}}(i, j) = G_0(i, j) + [G_0(i-1, j) + G_0(i+1, j)] / 2 \end{cases} \quad (3)$$

根据 Mondriaan 色比恒定规律,在以 (p, q) 为中心的局部窗口 $\omega(p, q)$ 内,认为重构值 $\hat{W}_G(i, j)$ 和 $G_0^{\text{in}}(i, j)$ 服从线性关系

$$\hat{W}_G(i, j) = a(p, q)G_0^{\text{in}}(i, j) + b(p, q), \quad \forall (i, j) \in \omega(p, q), \quad (4)$$

式中: $a(p, q)$ 和 $b(p, q)$ 为局部窗口 $\omega(p, q)$ 内的线性系数,通过最小化代价函数 $E[a(p, q), b(p, q)]$ 得到。代价函数的表达式为

$$E[a(p, q), b(p, q)] = \sum_{(i, j) \in \omega(p, q)} \left\{ \tilde{\Delta} [W_G^{\text{in}}(i, j) - a(p, q)G_0^{\text{in}}(i, j) - b(p, q)] \right\}^2 \rightarrow \min, \quad (5)$$

式中: $\tilde{\Delta}$ 为拉普拉斯约束^[21],用来提升结果的准确性。将包含 (i, j) 不同窗口的线性系数 $a(p, q)$ 和 $b(p, q)$ 加权平均,得到初步重构结果。

然后,用残差对引导滤波的重构结果进行修正。残差是初始滤光阵列像素值和重构值间的差异^[19],根据初始单色图像 $W_0(i, j)$ 的非空白像素点以及该点的重构值 $\hat{W}_G(i, j)$,可计算残差 $d(i, j)$,其表达式为

$$d(i, j) = W_0(i, j) - \hat{W}_G(i, j). \quad (6)$$

对 $d(i, j)$ 的空白像素点进行邻域像素平均得到 $\tilde{d}(i, j)$,以水平方向插值为例:

$$\tilde{d}(i, j) = d(i, j) + [d(i-1, j) + d(i+1, j)] / 2, \quad (7)$$

则像素 G 处的亮度像素重构结果 $\tilde{W}_G(i, j)$ 为

$$\tilde{W}_G(i, j) = \hat{W}_G(i, j) + \tilde{d}(i, j). \quad (8)$$

以上仅为水平插值的情况,实际重构若需要在不同的方向插值,则需相应修改 (3)、(7) 式中的坐标表示。采用迭代反馈,即把残差修正的重构结果作为下一轮迭代引导滤波的输入,可保证重构精度。

类似地,可得到重构的 R、B 像素处的亮度像素 $W_R(i, j)$ 和 $W_B(i, j)$ 。因此,完整的亮度通道图像 $W(i, j)$ 的表达式为

$$W(i, j) = W_R(i, j) + W_G(i, j) + W_B(i, j) + W_0(i, j). \quad (9)$$

针对引导滤波的阐述包括

1) 双向引导滤波(BI-GF): 重构亮度图像时,滤

波器的输入为初始亮度图像 $W_0^{\text{in}}(i, j)$ 和单色彩色图像 $X_0^{\text{in}}(i, j)$ [$R_0^{\text{in}}(i, j)$ 或 $G_0^{\text{in}}(i, j)$ 或 $B_0^{\text{in}}(i, j)$]。将 $X_0^{\text{in}}(i, j)$ 作为引导信息, 引导 $W_0^{\text{in}}(i, j)$ 的重构, 输出近似估计 $\hat{W}_{X_0}(i, j)$ 。同时, 将 $W_0^{\text{in}}(i, j)$ 作为引导信息, 引导 $X_0^{\text{in}}(i, j)$ 的重构, 输出近似估计 $\hat{X}_0(i, j)$ 。

2) 单向引导滤波(UNI-GF): 将亮度图像作为引导图像重构 RGB 图像时, 滤波器的输入为完整的亮度图像 $W(i, j)$ 和单色彩色图像 $X_0^{\text{in}}(i, j)$ [$R_0^{\text{in}}(i, j)$ 或 $G_0^{\text{in}}(i, j)$ 或 $B_0^{\text{in}}(i, j)$]。将 $W(i, j)$ 作

为引导信息, 引导 $X_0^{\text{in}}(i, j)$ 的彩色重构, 输出近似估计 $\hat{X}(i, j)$ 。

3 基于残差和低频替换的 RGBW 滤光阵列彩色重构方法

3.1 彩色重构流程

保留图像信息边缘并克服颜色重构中常见的色彩混叠是高性能彩色重构算法的关键。为了利用 W 通道的优势, 提出了如图 2 所示的基于残差和高

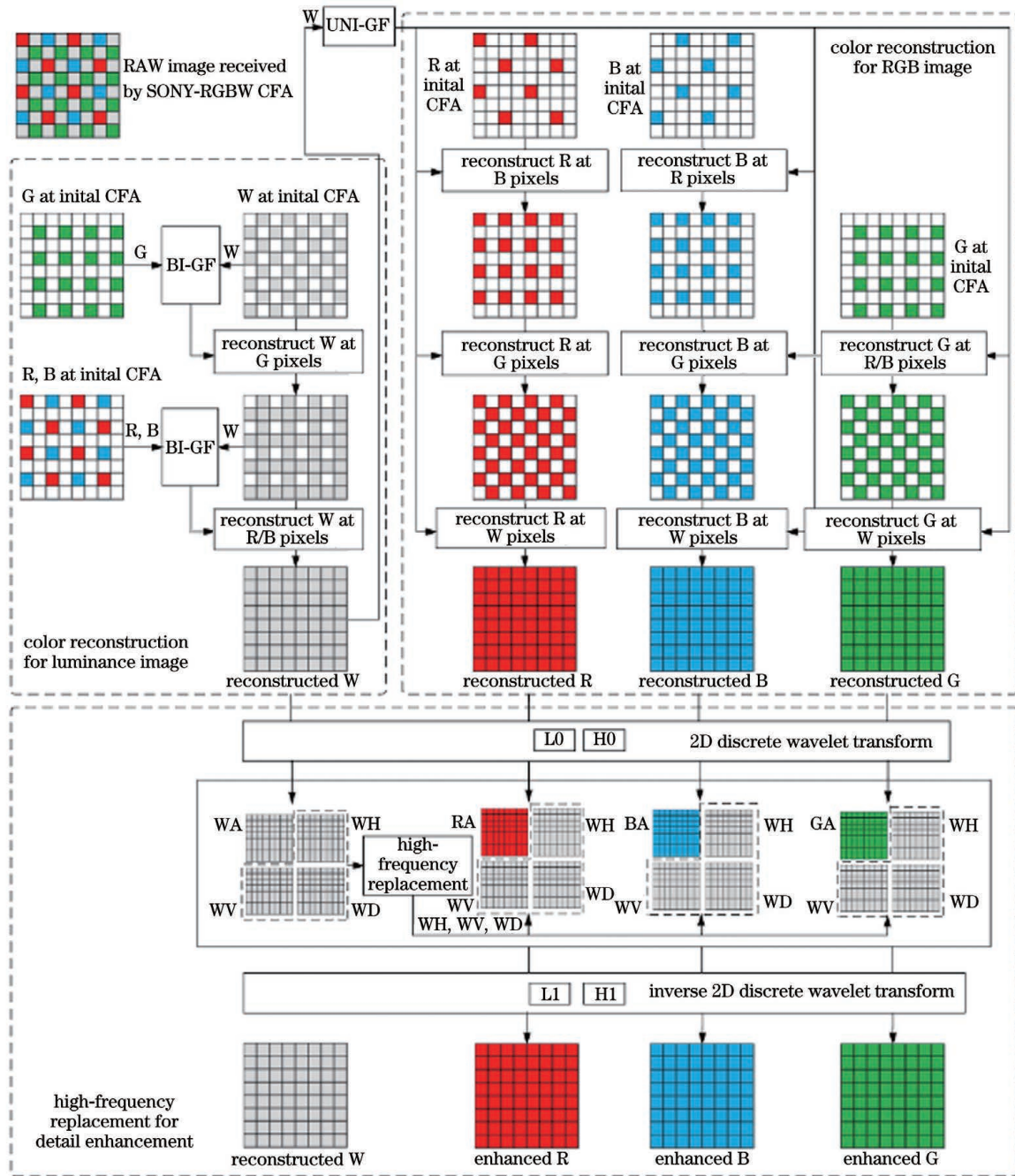


图 2 RIHR-CRM 方法的流程图
Fig. 2 Flow chart of RIHR-CRM

频替换的 RGBW 滤光阵列彩色重构方法(RIHR-CRM),其中 WA、WV、WH、WD 分别为 W 像素的近似估计(A)成分、水平高频(H)成分、垂直高频(V)成分和对角线高频(D)成分,RA、BA、GA 分别为 R 像素、B 像素、G 像素的近似估计,L0、H0、L1、H1 为滤波器,具体流程为

1) 重构初始滤光阵列 G 像素位置处的亮度 W 像素,利用 BI-GF 的迭代残差插值。

2) 重构初始滤光阵列 R 像素、B 像素位置处的亮度 W 像素,利用 BI-GF 的迭代残差插值,并将步骤 1)、2)重构出的 W 通道图像作为步骤 3)~5)的引导图像。

3) 重构初始滤光阵列 R 像素位置处的 B 像素以及 B 像素位置处的 R 像素,利用 UNI-GF 的迭代残差插值。

4) 重构初始滤光阵列 G 像素位置处的 B 像素、R 像素以及步骤 3)重构后 R 像素、B 像素位置处的 G 像素,利用 UNI-GF 的迭代残差插值。

5) 重构初始滤光阵列 W 像素位置处的 R 像素、G 像素、B 像素,利用 UNI-GF 的迭代残差插值。

6) 将重构的 R、G、B 通道图像高频成分用 W 通道图像高频成分替换,利用二维离散小波变换。

3.2 正交方向的逐步插值思想

为改进算法对图像边缘的适应性,在两个正交方向上分别对缺失的像素点插值重构,最终将两个方向上的插值结果加权平均。在 3.1 节中,步骤 1)、3)、5)的插值方向为水平或垂直方向,步骤 2)、4)的插值方向为对角线 45° 或 135° 方向。相应地,根据初始像素位置选定图像的插值区域 Ω_L ,步骤 1)为初始 G 像素的水平或垂直区域,步骤 2)为初始 R 像素、B 像素的对角线 45° 或 135° 区域,步骤 3)为初始 R 像素、B 像素的水平或垂直区域,步骤 4)为初始 R 像素、G 像素、B 像素的对角线 45° 或 135° 区域,步骤 5)为初始 R 像素、G 像素、B 像素的水平或垂直区域。

初始滤光阵列的像素值影响残差的计算精度,进而影响彩色重构的准确性。SONY- RGBW 滤光阵列 RAW 格式的图像中 R 像素、G 像素、B 像素、W 像素在空域内占比稀疏且分布不均,若直接将采样率提升至 100%,会导致插值区域内的残差计算精度不足。因此,设计采样率逐步提升的残差插值算法,使 W 像素的采样率从 50%逐步提升至 75%、100%,R 像素、B 像素采样率从 12.5%逐步提升至 25%、50%、100%,G 像素采样率从 25%逐步提升

至 50%、100%。

随着采样率的提升,引导窗口尺寸逐渐降低。在相同采样率下,由于对角线方向插值涉及的像素空域范围更广,因此要适当扩大引导窗口,进而确定步骤 1)~5)的窗口尺寸分别为 5×5 、 11×11 、 9×9 、 5×5 和 5×5 。

3.3 迭代插值流程及逐像素评价因子

在彩色重构过程中,引入迭代反馈可以有效提高算法的准确性。图 3 为基于迭代的残差插值流程,其中图 3(a)为双向引导滤波,以 3.1 节中步骤 1)重构 W 水平方向插值过程为例,图 3(b)为单向引导滤波,以 3.1 节中步骤 3)重构 R 水平方向插值过程为例。初始时,引导滤波的输入由对插值区域 Ω_L 内的初始 RGBW 滤光阵列像在插值方向上进行邻域像素平均得到,与(3)式类似,这使得 Ω_L 内像素采样率提升一倍。在第二轮迭代后,将第 $k-1$ 轮迭代残差修正的彩色重构结果作为第 k 轮迭代的引导滤波输入图像。

在第 k 轮迭代中,根据初始滤光阵列像素 $X_0(i, j)$,以及 3.2 节中选定的插值区域 Ω_L 内基于引导滤波对像素的近似估计 $\hat{X}_k(i, j)$,该轮迭代的残差 $d_k(i, j)$ 为

$$d_k(i, j) = M_X(i, j) [X_0(i, j) - \hat{X}_k(i, j)], \quad (i, j) \in \Omega_L, \quad (10)$$

式中: $M_X(i, j)$ 为初始滤光阵列 X 像素的二值掩膜,表示 X 的稀疏性,在非零值像素点处取 1,在零值像素点处取 0。

$d_k(i, j)$ 分布与插值区域 Ω_L 内初始滤光阵列分布一致。在插值方向上对插值区域 Ω_L 内的 $d_k(i, j)$ 进行邻域像素平均,与(7)式类似,使 Ω_L 内残差采样率提升一倍,得到 $\tilde{d}_k(i, j)$ 。 $\tilde{d}_k(i, j)$ 加上引导滤波得到的近似估计 $\hat{X}_k(i, j)$,即可得到该轮迭代修正的彩色重构结果 $\tilde{X}_k(i, j)$,其表达式为

$$\tilde{X}_k(i, j) = \hat{X}_k(i, j) + \tilde{d}_k(i, j), \quad (i, j) \in \Omega_L. \quad (11)$$

由于文献[20]表明彩色重构的迭代过程会趋于收敛,因此将每轮迭代重构像素点 (i, j) 的平均绝对误差 $D_k(i, j)$ 定义为相邻两轮迭代的重构结果 $\tilde{X}_k(i, j)$ 和 $\tilde{X}_{k-1}(i, j)$ 差值的绝对值,其表达式为

$$D_k(i, j) = |\tilde{X}_k(i, j) - \tilde{X}_{k-1}(i, j)|. \quad (12)$$

传统迭代方法的迭代终止条件为 $\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} D_k(i, j) / MN < \eta$, η 为选取的全局阈值。为提升算法的

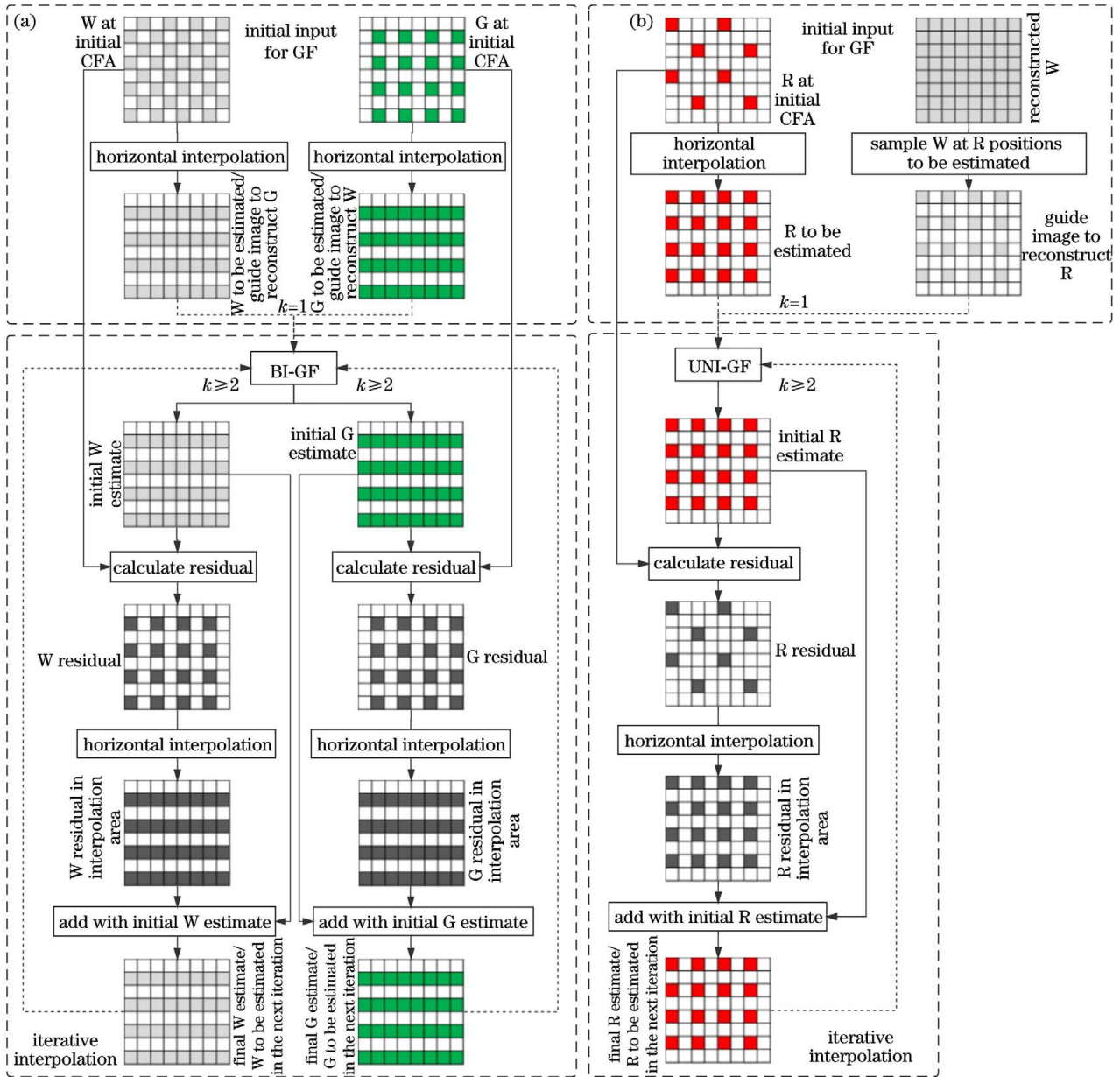


图 3 基于迭代的残差插值流程。(a)双向引导滤波;(b)单向引导滤波

Fig. 3 Flow chart of iterative residual interpolation. (a) Bidirectional guided filtering; (b) unidirectional guided filtering

局部适应性,采用 Monno^[22]提出的改进逐像素评价因子 $C_k(i, j)$,同时引入梯度约束 $\tilde{\nabla}$ 和拉普拉斯

约束 $\tilde{\Delta}$ 考察 $D_k(i, j)$ 的平滑程度。 $C_k(i, j)$ 的表达式为

$$C_k(i, j) = [D_k(i, j)]^2 (|\tilde{\nabla} D_k(i, j)| + |\tilde{\Delta} D_k(i, j)|). \quad (13)$$

以水平方向插值为例,此时

$$\begin{cases} \tilde{\nabla} D_k(i, j) = D_k(i + 1, j) - D_k(i - 1, j) \\ \tilde{\Delta} D_k(i, j) = 2D_k(i, j) - D_k(i - 1, j) - D_k(i + 1, j) \end{cases} \quad (14)$$

在重构像素点 (i, j) 时,若第 k 轮迭代计算出的评价因子小于第 $k - 1$ 轮,则 (i, j) 位置的最终彩色重构结果 $X_{out}(i, j)$ 用第 k 轮迭代的彩色重构结果 $\tilde{X}_k(i, j)$ 更新:

$$X_{out}(i, j) = \{\tilde{X}_k(i, j) \mid C_k(i, j) < C_{k-1}(i, j)\}. \quad (15)$$

在两个正交插值方向分别进行(10)~(15)式中的操作,最终将两个方向的结果加权平均:

$$X_{\text{out}}(i, j) = \frac{\omega_h(i, j)X_{\text{out},h}(i, j) + \omega_v(i, j)X_{\text{out},v}(i, j)}{\omega_h(i, j) + \omega_v(i, j)}, \quad (16)$$

或

$$X_{\text{out}}(i, j) = \frac{\omega_{d45}(i, j)X_{\text{out},d45}(i, j) + \omega_{d135}(i, j)X_{\text{out},d135}(i, j)}{\omega_{d45}(i, j) + \omega_{d135}(i, j)}, \quad (17)$$

式中:下标 h、v、d45、d135 分别代表水平、垂直、对角线 45°、135°插值方向; $\omega_h(i, j) = 1/[C_h(i, j) + \epsilon]$, $\omega_v(i, j) = 1/[C_v(i, j) + \epsilon]$, $\omega_{d45}(i, j) = 1/[C_{d45}(i, j) + \epsilon]$, $\omega_{d135}(i, j) = 1/[C_{d135}(i, j) + \epsilon]$ 为各插值方向的权重,其中 $C_h(i, j)$ 、 $C_v(i, j)$ 、 $C_{d45}(i, j)$ 、 $C_{d135}(i, j)$ 为迭代终止时的评价因子, ϵ 取值为 1×10^{-10} 。考虑计算时间和性能,步骤 1)、2)的迭代次数为 5,步骤 3)~5)的迭代次数为 3。

3.4 基于二维离散小波变换的高频替换

图像细节主要集中在高频成分。初始 R 像素、G 像素、B 像素的采样率很低,插值后 RGB 图像的细节保留能力不如亮度图像。为了充分挖掘亮度信息,利用二维离散小波变换^[26]增强 RGB 图像的水平、垂直、对角区域高频信息。

将 RGB 图像分解成 A、H、V、D 四部分。对 $X_{\text{out}}(i, j)$ 的行列方向使用 $l_0 = [1 \ 2 \ 1]/4$, $h_0 = [1 \ -2 \ 1]/4$ 滤波器进行分解,表示为

$$\begin{cases} X_A(i, j) = l_0(i) * [l_0(j) * X_{\text{out}}(i, j)] \\ X_H(i, j) = h_0(i) * [l_0(j) * X_{\text{out}}(i, j)] \\ X_V(i, j) = l_0(i) * [h_0(j) * X_{\text{out}}(i, j)] \\ X_D(i, j) = h_0(i) * [h_0(j) * X_{\text{out}}(i, j)] \end{cases}, \quad (18)$$

式中: $X_A(i, j)$ 、 $X_H(i, j)$ 、 $X_V(i, j)$ 、 $X_D(i, j)$ 为 RGB 彩色图像的 A、H、V、D 成分;“*”为卷积运算。

类似地,对亮度图像分解得到 $W_A(i, j)$ 、 $W_H(i, j)$ 、 $W_V(i, j)$ 、 $W_D(i, j)$,即亮度图像的 A、

H、V、D 成分。将 RGB 图像的高频成分 $X_H(i, j)$ 、 $X_V(i, j)$ 、 $X_D(i, j)$ 用 $W_H(i, j)$ 、 $W_V(i, j)$ 、 $W_D(i, j)$ 替换,再对各成分使用 $l_1 = [-1 \ 2 \ 6 \ 2 \ -1]/8$, $h_1 = [1 \ 2 \ -6 \ 2 \ 1]/8$ 滤波器重构,得到增强后的 RGB 彩色图像 $X_{\text{enh}}(i, j)$ 。高频替换和重构过程表示为

$$\begin{aligned} X_{\text{enh}}(i, j) = & l_1(i) * [l_1(j) * X_A(i, j)] + \\ & h_1(i) * [l_1(j) * W_H(i, j)] + \\ & l_1(i) * [h_1(j) * W_V(i, j)] + \\ & h_1(i) * [h_1(j) * W_D(i, j)]. \end{aligned} \quad (19)$$

利用(18)、(19)式可挖掘亮度成分的细节信息,提高重构图像的清晰度。

4 RIHR-CRM 的彩色重构实验验证

4.1 测试图像及实验采集装置

测试图像使用的是广泛用于图像处理的 Kodak 数据集中的图像和实际场景下采集的 15 张自然图像,分别如图 4、5 所示。



图 4 Kodak 数据集中的图像
Fig. 4 Images in Kodak data set



图 5 实际场景中 15 张自然图像
Fig. 5 15 natural images in real scenes

图像采集系统采用法国 Photonis NOCTURN XL 低照度 CMOS 黑白相机(像素数为 1280×1024 , 像素尺寸为 $9.7 \mu\text{m}$, 动态范围为 60 dB, 帧率为 100 Hz), 美国 Edmund TECHSPEC 的焦距为 50 mm

的定焦物镜以及美国 Thorlabs FD1D 高对比度 RGB 滤光片。滤光片固定在滤光转轮上, 通过基于 FPGA 和 ARM 的控制电路进行同步通信。采用标准色卡进行后续的色彩校正。图 6 为图像采集系统。

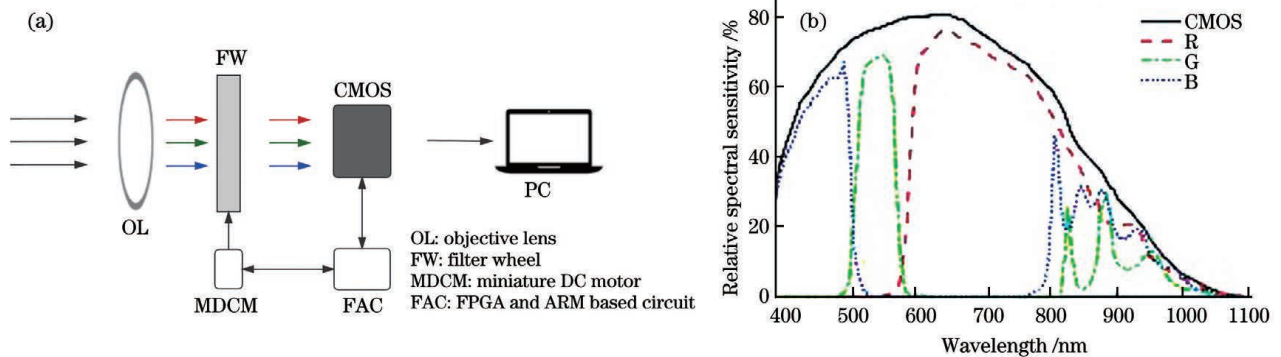


图 6 图像采集系统。(a) 系统组成; (b) 各通道光谱灵敏度
Fig. 6 Image acquisition system. (a) System composition; (b) relative spectral sensitivity of each band

针对 SONY-RGBW 滤光阵列特点, 在初始单色图像的非零像素点处对测试图像进行采样, 得到稀疏的各单色图像表示, 且后续的彩色重构在预处理图像上进行。利用参考文献[9]中的方法, 亮度 W 通道为 R、G、B 三个通道的亮度平均

$$W(i, j) = \frac{R(i, j) + G(i, j) + B(i, j)}{3} \quad (20)$$

图 6(b) 表明, R、G、B 通道在近红外波段(波长范围为 $780 \sim 1100 \text{ nm}$)有一定响应, 该响应可近似看作常量 Φ_{nir} , 则(20)式可表示为

$$W(i, j) = \frac{[R_{\text{vis}}(i, j) + \Phi_{\text{nir}}] + [G_{\text{vis}}(i, j) + \Phi_{\text{nir}}] + [B_{\text{vis}}(i, j) + \Phi_{\text{nir}}]}{3} = W_{\text{vis}}(i, j) + \Phi_{\text{nir}}, \quad (21)$$

式中: $R_{\text{vis}}(i, j)$ 、 $G_{\text{vis}}(i, j)$ 、 $B_{\text{vis}}(i, j)$ 、 $W_{\text{vis}}(i, j)$ 代表可见光波段(波长范围为 $380 \sim 780 \text{ nm}$)的响应。真实 RGBW 相机 W 通道在近红外波段存在响应, 故在方案中引入一个常量是有必要的。

4.2 图像客观评价指标的选取

为衡量 RIHR-CRM 在测试图像上的清晰度及色彩准确性, 从颜色表现、清晰程度等方面进行定量分析。在有参考图像的情况下, 使用峰值信噪比

(PSNR)^[27]、结构相似度(SSIM)^[27]、颜色角误差(AE)^[4]、CIE1976 $L^*a^*b^*$ 颜色空间色差(ΔE_{ab})^[4]验证颜色重构效果,PSNR、SSIM 的值越大表示图像重构效果越好,AE、 ΔE_{ab} 值越小表示颜色失真程度越低,颜色混叠现象少。

考虑到实际成像过程往往不存在参考图像,引入归一化方差(NV)、Brenner 梯度、Tenenbaum 梯度衡量图像的清晰度评价参数^[28],数值越大表示图像越清晰。

4.3 实验结果与分析

选取典型实验图像区域,对 6 种 RGBW 阵列

彩色重构算法重构图像质量进行人眼主观和客观评价。6 种重构算法分别为 CFA2.0 标准方法^[5](Standard)、基于主成分分析^[14]的亮度引导分辨率增强方法^[11](Pan+PCA)、基于 Brovey 转换^[29]的亮度引导分辨率增强方法(Pan+BT)、基于快速亮度-色调-饱和度图像融合^[30]的亮度引导分辨率增强方法(Pan+IHS)、基于 Gram-Schmidt 正交分解^[14]的亮度引导分辨率增强方法(Pan+GS)和基于金字塔颜色映射^[15]的亮度引导分辨率增强方法(Pan+HCM)。同时,给出其与线性插值法(Bilinear)以及交替投影法(AP)^[31]的对比结果,如图 7 所示。

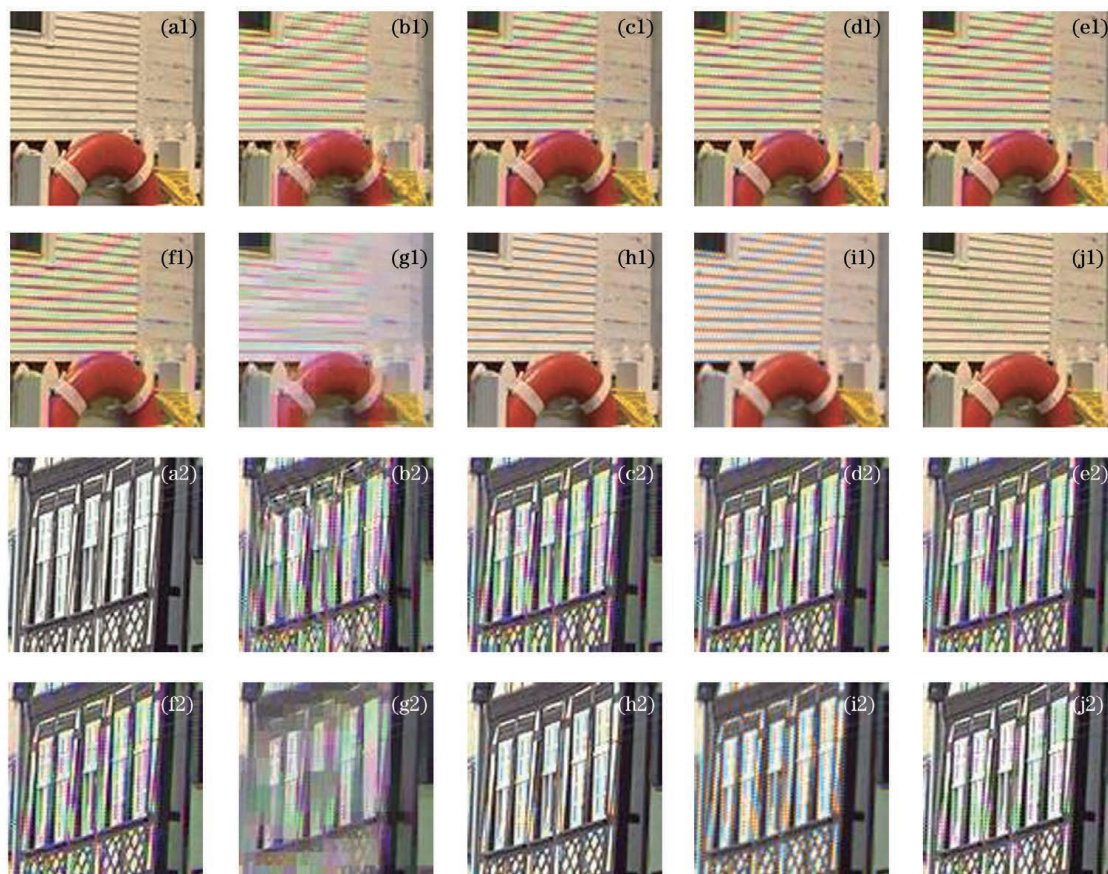


图 7 在不同方法下,Kodak 数据集中尺寸为 100 pixel \times 100 pixel 的局部图块彩色重构结果。(a1) (a2) 参考图像;(b1) (b2) Standard; (c1) (c2) Pan+PCA; (d1) (d2) Pan+BT; (e1) (e2) Pan+IHS; (f1) (f2) Pan+GS; (g1) (g2) Pan+HCM; (h1) (h2) AP; (i1) (i2) Bilinear; (j1) (j2) RIHR-CRM

Fig. 7 Color reconstruction results for local patches with 100 pixel \times 100 pixel patch size in the Kodak data set by different methods. (a1) (a2) Reference image; (b1) (b2) Standard; (c1) (c2) Pan+PCA; (d1) (d2) Pan+BT; (e1) (e2) Pan+IHS; (f1) (f2) Pan+GS; (g1) (g2) Pan+HCM; (h1) (h2) AP; (i1) (i2) Bilinear; (j1) (j2) RIHR-CRM

对于空间水平方向周期性重复的区域,如图 7(a1)~(j1)所示,RIHR-CRM 较好地恢复出了细节信息,视觉上清晰可辨,颜色复原准确,没有产生错误的颜色栅格。Standard、Pan+PCA、Pan+BT、Pan+IHS 和 Pan+GS 的重构结果中均出现了

不同程度的伪色栅格。Pan+HCM 的重构结果清晰度较差,边缘模糊不清。AP 方法恢复出了较清晰的图像,但图像整体有轻微色偏。Bilinear 重构结果中出现了伪色栅格。对于垂直纹理比较细密的典型区域,如图 7(a2)~(j2)所示,RIHR-CRM 较

好地恢复出了细节信息,在边缘区域存在轻微的伪色,但颜色复原基本准确。Standard、Pan+PCA、Pan+BT、Pan+IHS、Pan+GS 和 Pan+HCM 的重构结果中边缘区域高频信息缺失较为严重,存在模糊不可辨的视觉效果,且伪色栅格比较明显。AP 和 Bilinear 的重构结果中边缘区域存在轻微的伪色栅

格,且图片整体较模糊。

表 1 给出 Kodak 数据集中 24 张图像的平均客观评价结果,可以看出,RIHR-CRM 在 PSNR、AE、 ΔE_{ab} 、NV、Brenner 梯度指标上均优于其他方法,在 SSIM 指标上略差于 AP,在 Tenenbaum 梯度指标上略差于 Pan+BT。表 1 中加粗数值为指标最优值。

表 1 Kodak 数据集中 24 张图像的平均客观评价结果

Table 1 Average objective evaluation results of 24 images in the Kodak data set

Method	PSNR	SSIM	AE / (°)	ΔE_{ab}	NV / 10^5	Tenenbaum gradient / 10^7	Brenner gradient / 10^4
Standard	27.8958	0.8996	8.2931	4.6224	1.0737	8.9788	2.3830
Pan+PCA	30.7391	0.9722	8.6045	4.6332	1.0227	8.9342	2.6498
Pan+BT	30.3443	0.9715	8.5520	4.7163	1.1769	9.4156	3.3962
Pan+IHS	31.1460	0.9710	8.2395	4.4054	1.0228	8.9407	2.6481
Pan+GS	30.9867	0.9716	8.4802	4.5743	1.0234	8.9421	2.6656
Pan+HCM	26.6498	0.8100	7.7380	6.3052	0.9840	8.7758	1.5265
Bilinear	29.9875	0.9423	7.2701	4.6420	1.0749	8.9779	2.3075
AP	34.3974	0.9836	6.2552	3.1303	1.1001	9.0433	2.5763
RIHR-CRM	35.0781	0.9831	5.3147	2.5905	1.1190	8.2401	2.7829

图 8 给出了实际场景中图像的局部图块彩色重

构结果。可以看出,对于细节丰富、包含较多复杂信

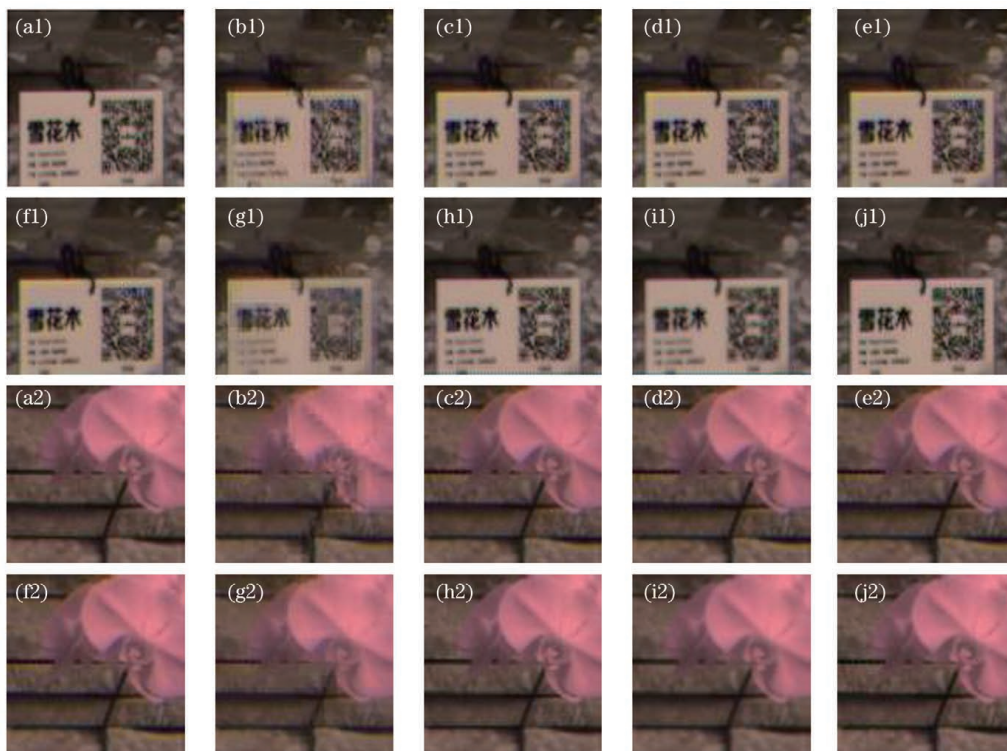


图 8 在不同方法下,实际场景中尺寸为 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$ 的局部图块彩色重构结果。(a1) (a2) 参考图像; (b1) (b2) Standard; (c1) (c2) Pan+PCA; (d1) (d2) Pan+BT; (e1) (e2) Pan+IHS; (f1) (f2) Pan+GS; (g1) (g2) Pan+HCM; (h1) (h2) AP; (i1) (i2) Bilinear; (j1) (j2) RIHR-CRM

Fig. 8 Color reconstruction results for local patches with $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$ patch size in real scenes by different methods. (a1) (a2) Reference image; (b1) (b2) Standard; (c1) (c2) Pan+PCA; (d1) (d2) Pan+BT; (e1) (e2) Pan+IHS; (f1) (f2) Pan+GS; (g1) (g2) Pan+HCM; (h1) (h2) AP; (i1) (i2) Bilinear; (j1) (j2) RIHR-CRM

息的典型区域,如图 8(a1)~(j1)所示,RIHR-CRM 较好地恢复出了细节信息,能够避免锯齿效应,伪色现象较少。Standard 的重构结果中边缘区域存在视觉上难以忍受的锯齿效应和伪色现象,且丢失图像高频信息。Pan+PCA、Pan+BT、Pan+IHS、Pan+GS 能够较好地恢复出图像细节信息,但图像边缘区域中均存在一定的伪色现象。Pan+HCM 的重构图像较模糊,出现棋盘格,图像高频信息缺失严重,边缘区域存在一定的伪色现象。AP 的重构结果中边缘区域存在锯齿效应。Bilinear 的重构图像较模糊,且丢失高频信息。对于包含各方向信息的典型区域,如图 8(a2)~(j2)所示,RIHR-CRM 较

好地恢复出细节信息,在颜色跳变区域避免了锯齿效应的发生,各方向细节过渡自然。Standard 的重构图像中颜色跳变区域存在难以忍受的锯齿效应。Pan+HCM 的重构图像较为模糊。Pan+PCA、Pan+BT、Pan+IHS、Pan+GS、AP、Bilinear 能够较好地恢复出图像细节信息。

表 2 给出实际场景采集的 15 张自然图像的平均客观评价结果。可以看出,RIHR-CRM 在 PSNR、SSIM、NV、Tenenbaum 梯度、Brenner 梯度指标上优于其他方法,在 AE 指标上略差于 Bilinear,在 ΔE_{ab} 指标上略差于 Bilinear 和 AP。表 2 中加粗数值为指标最优值。

表 2 实际场景中采集的 15 张自然图像的平均客观评价结果

Table 2 Average objective evaluation results of 15 natural images in real scenes

Method	PSNR	SSIM	AE / (°)	ΔE_{ab}	NV / 10^5	Tenenbaum gradient / 10^7	Brenner gradient / 10^4
Standard	32.1782	0.9397	6.8866	3.5140	2.3837	16.0011	1.4930
Pan+PCA	35.0570	0.9881	6.9797	3.2265	2.3527	15.9921	1.6205
Pan+BT	35.0757	0.9879	6.8445	3.2465	2.3534	15.9958	1.6301
Pan+IHS	35.0801	0.9878	6.9869	3.2334	2.3527	15.9929	1.6160
Pan+GS	35.0750	0.9879	6.9827	3.2465	2.3530	15.9931	1.6230
Pan+HCM	33.1137	0.9576	6.5504	3.5308	2.3178	15.8917	1.2117
Bilinear	39.8064	0.9889	3.6776	1.6720	2.4228	16.0129	1.4732
AP	39.5536	0.9876	4.1182	1.9004	2.4373	16.0344	1.5414
RIHR-CRM	39.9237	0.9907	3.9344	2.5687	2.5267	17.7630	1.7438

综合典型区域的分析和评价可以得出:典型 RGBW 滤光阵列彩色重构方法是结合了传统拜尔阵列的特点进行重构的,像素平均后会损失大量颜色细节信息,无法保证重构精度,进而容易出现伪色、边缘锯齿和错误的颜色栅格。RIHR-CRM 利用残差插值和采样率逐步提升的重构流程来保证重构精度,利用亮度信息细节保留能力强的优点来保留图像高频信息,进而能够减少色彩混叠。此外,RIHR-CRM 的大多数客观指标优于两种典型的拜尔阵列彩色重构方法,而 R、G、B 各像素占比又远小于如图 1(a)所示的拜尔阵列,故最终的重构准确度令人满意。

由图 6(b)可知,成像过程中各通道中会混入近红外辐射,故实际场景采集图像在彩色重构后依然存在颜色失真现象。图 9 为实际场景中图像的颜色校正结果。图 9(a1)~(a3)为在采集装置前增加近红外截止滤光片采集的图像,并将其视作参考图像。

图 9(b1)~(b3)为利用 RIHR-CRM 重构的图像,由于各通道在近红外光谱范围内均存在响应,因此色彩饱和度会下降。图 9(c1)~(c3)为利用颜色校正矩阵(CCM)^[4]进行颜色校正后的结果。

从图 9 中可以看出,通过 CCM 颜色校正,图像颜色饱和度提升,复杂场景具有层次感。图 9 中的色卡、花朵、树干、墙壁、花瓶等场景颜色得到较为准确的恢复,色彩符合人眼视觉认知,但对于树叶、小草等植被颜色,校正后的色彩依然存在偏差,这是因为 CCM 将颜色校正作为“乘”性问题解决。然而,在波长范围为 760~1100 nm 的近红外波段内颜色失真为“加”性问题,系统源色彩到标准值的映射较复杂。

5 结 论

研究了基于残差和高频替换的 SONY-RGBW 滤光阵列彩色重构方法——RIHR-CRM。在

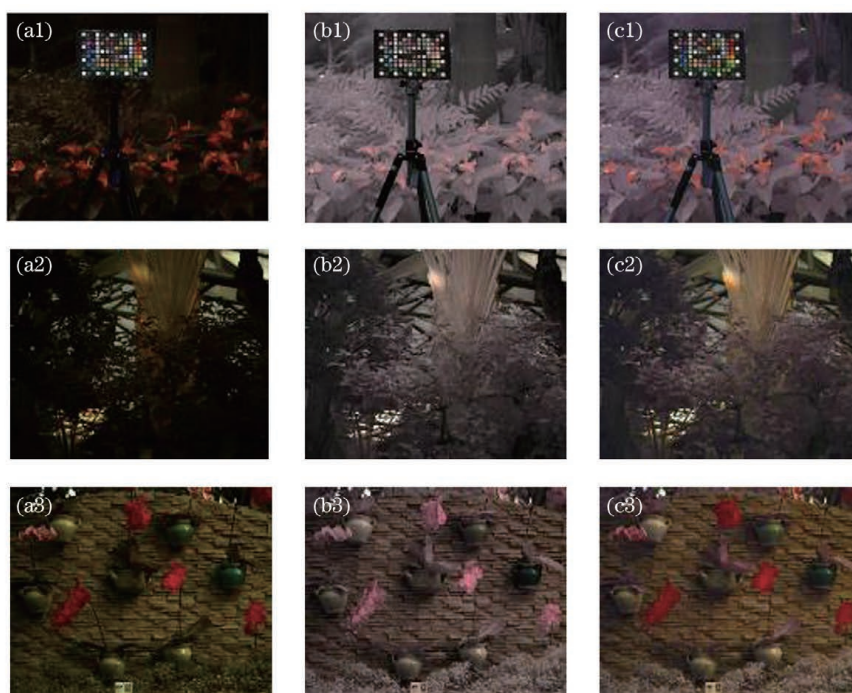


图 9 实际场景中图像的颜色校正结果

Fig. 9 Color correction results for images in real scenes

Kodak 数据集和实际场景采集图像上的实验结果表明,RIHR-CRM 能够重构出清晰的细节信息,有效减小颜色混叠和锯齿效应。在衡量清晰度和色彩还原度的有/无参考图像客观评价指标方面,RIHR-CRM 优于现有典型的 RGBW 滤光阵列彩色重构方法。

虽然 RIHR-CRM 需要通过残差与高频替换计算来实现,但是从采用 FPGA 等硬件平台流水处理的角度考虑,算法可望在较低的处理延迟下实现实时处理。因此,下一步将综合考虑成像系统的最低工作照度阈、阈值信噪比以及颜色校正中的色彩优化等因素,以真实的 RGBW 相机为参照对象,完善彩色图像重构算法,实现算法的硬件实时处理,为低照度成像下新型 RGBW 滤光阵列彩色重构算法设计提供参考。

参 考 文 献

- [1] Bayer B E. Color imaging array: US3971065 [P]. 1976-07-20.
- [2] Mabuchi K. Solid-state imaging device, signal processing method of solid-state imaging device, and electronic apparatus: US8098311 [P]. 2012-01-17.
- [3] Hamilton J F Jr, Compton J T. Processing color and panchromatic pixels: US8274715 [P]. 2012-09-25.
- [4] Han Z H, Jin W Q, Li L, et al. Nonlinear regression color correction method for RGBN cameras[J]. IEEE Access, 2020, 8: 25914-25926.
- [5] Losson O, Macaire L, Yang Y. Comparison of color demosaicing methods [J]. Advances in Imaging and Electron Physics, 2010, 162: 173-265.
- [6] Rafinazari M, Dubois E. Demosaicking algorithm for the Kodak-RGBW color filter array [J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9395: 939503.
- [7] Oh P, Lee S, Kang M G. Colorization-based RGB-white color interpolation using color filter array with randomly sampled pattern [J]. Sensors, 2017, 17 (7): E1523.
- [8] Lee S H, Oh P, Kang M G. Three dimensional colorization based image/video reconstruction from white-dominant RGBW pattern images [J]. Digital Signal Processing, 2019, 93: 87-101.
- [9] Kim J, Kang M G. Color interpolation algorithm for the Sony-RGBW color filter array [J]. Electronic Imaging, 2018, (13): 1-4.
- [10] Kang M, Jung M. Low-dimensional manifold model for demosaicking from a RGBW color filter array [J]. Signal, Image and Video Processing, 2020, 14(1): 143-150.
- [11] Kwan C, Chou B, Kwan L Y M, et al. Debayering RGBW color filter arrays: a pansharpening approach [C]//2017 IEEE 8th Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference (UEMCON), October 19-21, 2017, New York, NY, USA. New York: IEEE Press, 2017: 94-100.
- [12] Vivone G, Alparone L, Chanussot J, et al. Acritical

- comparison among pansharpening algorithms [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5): 2565-2586.
- [13] Chavez P S Jr, Kwarteng A W. Extracting spectral contrast in landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1989, 55(3): 339-348.
- [14] Aiazzi B, Baronti S, Selva M. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS + Pan data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(10): 3230-3239.
- [15] Kwan C, Choi J H, Chan S H, et al. A super-resolution and fusion approach to enhancing hyperspectral images[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1416.
- [16] Gharbi M, Chaurasia G, Paris S, et al. Deep joint demosaicking and denoising [J]. ACM Transactions on Graphics, 2016, 35(6): 1-12.
- [17] Kwan C, Chou B. Further improvement of debayering performance of RGBW color filter arrays using deep learning and pansharpening techniques[J]. Journal of Imaging, 2019, 5(8): 68.
- [18] Kwan C, Larkin J. Demosaicing of Bayer and CFA 2.0 patterns for low lighting images[J]. Electronics, 2019, 8(12): 1444.
- [19] Kiku D, Monno Y, Tanaka M, et al. Residual interpolation for color image demosaicking[C]//2013 IEEE International Conference on Image Processing, September 15-18, 2013, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 2304-2308.
- [20] Ye W, Ma K K. Color image demosaicing using iterative residual interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5879-5891.
- [21] Kiku D, Monno Y, Tanaka M, et al. Beyondcolor difference: residual interpolation for color image demosaicking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(3): 1288-1300.
- [22] Monno Y, Kiku D, Tanaka M, et al. Adaptive Residual Interpolation for Color and Multispectral Image Demosaicking [J]. Sensors, 2017, 17(12): 2787.
- [23] He K, Sun J, Tang X, et al. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [24] Li Y M, Sun H Y, Guo H C. Image preprocessing method based on bilateral filtering combined with guided filtering to enhance laser three-dimensional images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(15): 151007.
李媛森, 孙华燕, 郭惠超. 双边滤波与引导滤波增强激光三维图像的图像预处理方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(15): 151007.
- [25] Wang S, Zhou X L, Zhu P, et al. Remote sensing image enhancement based on non-subsampled contourlet transform and weighted guided filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121018.
王圣, 周兴林, 朱攀, 等. 基于非下采样轮廓波变换和加权引导滤波的遥感图像增强 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121018.
- [26] Subhashrahul S, Pradeep S K. 2-D discrete wavelet transform [J]. International Journal of Engineering Research & Technology, 2012, 1(5): 1-4.
- [27] Horé A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [C] // 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, August 23-26, 2010, Istanbul, Turkey. New York: IEEE Press, 2010: 2366-2369.
- [28] Treeby B E, Varslot T K, Zhang E Z, et al. Automatic sound speed selection in photoacoustic image reconstruction using an autofocus approach[J]. Journal of Biomedical Optics, 2011, 16(9): 090501.
- [29] Gillespie A R, Kahle A B, Walker R E. Color enhancement of highly correlated images. II. Channel ratio and "chromaticity" transformation techniques [J]. Remote Sensing of Environment, 1987, 22(3): 343-365.
- [30] Tu T M, Su S C, Shyu H C, et al. A new look at IHS-like image fusion methods [J]. Information Fusion, 2001, 2(3): 177-186.
- [31] Gunturk B K, Altunbasak Y, Mersereau R M. Color plane interpolation using alternating projections [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(9): 997-1013.