

基于改进引导滤波器的多光谱去马赛克方法

齐海超 宋延嵩 张博 梁宗林 闫纲琦 薛佳音 张轶群 任斌

Multispectral demosaicing method based on an improved guided filter

QI Hai-chao, SONG Yan-song, ZHANG Bo, LIANG Zong-lin, YAN Gang-qi, XUE Jia-yin, ZHANG Yi-qun, REN Bin

引用本文:

齐海超, 宋延嵩, 张博, 梁宗林, 闫纲琦, 薛佳音, 张轶群, 任斌. 基于改进引导滤波器的多光谱去马赛克方法[J]. *中国光学*, 2023, 16(5): 1056–1065. doi: 10.37188/CO.2022–0231

QI Hai-chao, SONG Yan-song, ZHANG Bo, LIANG Zong-lin, YAN Gang-qi, XUE Jia-yin, ZHANG Yi-qun, REN Bin. Multispectral demosaicing method based on an improved guided filter[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(5): 1056-1065. doi: 10.37188/CO.2022-0231

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0231>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

推扫式多光谱遥感相机动态范围拓展方法

Dynamic range extending method for push–broom multispectral remote sensing cameras
中国光学 (中英文). 2019, 12(4): 905 <https://doi.org/10.3788/CO.20191204.0905>

基于区域滤波的模糊星图复原方法

Restoration method for blurred star images based on region filters
中国光学 (中英文). 2019, 12(2): 321 <https://doi.org/10.3788/CO.20191202.0321>

基于光电探测的多光谱测温装置

Multi–spectral temperature measuring system based on photoelectric detection
中国光学 (中英文). 2019, 12(2): 289 <https://doi.org/10.3788/CO.20191202.0289>

大视场高像质简单光学系统的光学–算法协同设计

Optical/algorithmic co–design of large–field high–quality simple optical system
中国光学 (中英文). 2019, 12(5): 1090 <https://doi.org/10.3788/CO.20191205.1090>

简单光学系统的宽光谱点扩散函数估计

Wide–spectrum PSF estimation for simple optical system
中国光学 (中英文). 2019, 12(6): 1418 <https://doi.org/10.3788/CO.20191206.1418>

基于改进HOG特征提取的车型识别算法

Vehicle type recognition algorithm based on improved HOG feature
中国光学 (中英文). 2018, 11(2): 174 <https://doi.org/10.3788/CO.20181102.0174>

文章编号 2097-1842(2023)05-1056-10

基于改进引导滤波器的多光谱去马赛克方法

齐海超¹, 宋延嵩^{1,2*}, 张博¹, 梁宗林¹, 闫纲琦¹, 薛佳音², 张轶群², 任斌³

(1. 长春理工大学光电工程学院空间光电技术研究所, 长春 130022;

2. 鹏城实验室, 深圳 518052;

3. 中国空间技术研究院西安分院, 西安 710212)

摘要:为了更好地保留多光谱去马赛克图像中的高频信息, 本文提出了一种基于改进引导滤波器的多光谱图像去马赛克方法。首先, 基于自回归模型对相邻像素点间的强相关性进行建模, 在每个像素处渐进估计其模型参数, 通过最小化局部窗口内的估计误差, 得到最优估计值来插值采样密集波段 G, 并生成高质量的引导图像; 然后, 引入加窗固有变分系数到惩罚因子中, 得到具有边缘感知能力的加权引导滤波器并重建其余稀疏采样波段。最后, 使用 CAVE 数据集和 TokyoTech 数据集进行仿真。实验结果表明: 相较于主流的 5 波段多光谱图像去马赛克方法, 本方法重建图像的峰值信噪比和结构相似度在 CAVE 数据集和 TokyoTech 数据集上分别提高了 3.40%, 2.02%, 1.34%, 0.30% 和 6.11%, 5.95%, 2.28%, 1.42%, 且更好地保留了原始图像的局部结构和颜色信息, 减少了边缘伪影和噪声现象的出现。

关键词: 计算成像; 多光谱滤光片阵列; 多光谱去马赛克方法; 自回归模型; 加权引导滤波器

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2022-0231

Multispectral demosaicing method based on an improved guided filter

QI Hai-chao¹, SONG Yan-song^{1,2*}, ZHANG Bo¹, LIANG Zong-lin¹, YAN Gang-qi¹,

XUE Jia-yin², ZHANG Yi-qun², REN Bin³

(1. Institute of Space Photoelectric Technology, School of Opto-Electronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518052, China;

3. Xi'an Branch of China Academy of Space Technology, Xi'an 710212, China)

* Corresponding author, E-mail: songyansong2006@126.com

Abstract: In order to better preserve high-frequency information in demosaicing multispectral images, we propose a new demosaicing method for multispectral images based on an improved guided filter. Firstly, the strong correlation between adjacent pixels based on the autoregressive model is constructed, gradually estimates the model parameters at each pixel, and the optimal estimation value is obtained by minimizing the estimation error in the local window, interpolates the sampling dense band G, and generates high-quality guide

收稿日期: 2022-11-13; 修订日期: 2022-12-12

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2022YFB3902500); 国家自然科学基金资助项目 (No. U2141231); 吉林省自然科学基金 (No. 202002036JC); 鹏城实验室重大攻关项目 (No. PCL2021A03-1)

Supported by National Key R & D Program of China (No. 2022YFB3902500); National Natural Science Foundation of China (No. U2141231); the Natural Science Foundation of Jilin Province (No. 202002036JC); The Major Key Project of PCL (No. PCL2021A03-1)

images. The windowed intrinsic variation coefficient is then introduced into the penalty factor to obtain a weighted guide filter with edge sensing ability and to reconstruct the remaining sparse sampling bands. Finally, the CAVE dataset and the TokyoTech dataset are used for simulation. The experimental results show that compared with the mainstream five-band multispectral image demosaicing method, the peak signal-to-noise ratio and structure similarity of the reconstructed image in the CAVE dataset and the TokyoTech dataset are improved by 3.40%, 2.02%, 1.34%, 0.30% and 6.11%, 5.95%, 2.28%, 1.42%, respectively. The local structure and color information of the original image are also better preserved, and the edge artifacts and noise are reduced.

Key words: computational imaging; multispectral filter array; multispectral demosaicing method; autoregressive model; weighted guided filter

1 引言

多光谱图像比 RGB 图像拥有更完整的空间和光谱信息, 目前已广泛应用于医学成像^[1-3]、食品检测^[4]和人脸识别^[5-6]等领域。多光谱图像由多光谱滤光片阵列 (Multispectral Filter Array, MSFA) 成像获得。该技术通过在图像传感器前端放置具有马赛克模式的滤光片阵列^[7], 经一次曝光就可得到物体的全部光谱信息。由滤光片阵列直接得到的图像称为 Raw 图像, 在每个采样点处估计其余波段丢失信息的过程称为多光谱去马赛克过程^[8]。与传统彩色滤光片阵列 (Color Filter Array, CFA) 相比, 由于 MSFA 增加了波段数, 每个波段 Raw 图像的空间采样率更低, 在去马赛克过程中会丢失大量细节信息, 且传统 CFA 去马赛克方法无法直接应用到 MSFA 去马赛克问题中, 因此多光谱去马赛克问题是近年来的一个难点。

与深度学习^[9-11]不同, 插值类方法不需要大量的多光谱图像来训练和验证模型, 因此更适合应用于某些实时场景中。目前, 大多数去马赛克工作中的滤光片阵列都是基于 Miao^[12]等人提出的二叉树通用 MSFA 模式而设计的。对于给定的波段数及其出现概率 (Probability of Appearance, POA), 该方法通过对棋盘格进行二元分解来得到所需阵列。针对该通用模式, Miao 等人利用边缘信息^[13]逐步估计每个波段的缺失像素值, 当阵列波段数较多时, 其重建图像会出现严重的模糊。Gupta^[14]等人为不同波段数的 MSFA 分别设计了特定的低通滤波器, 并通过卷积操作来重建稀疏图像, 该方法速度快, 但重建图像质量较

差。随后, Gupta 等人又提出了一种自适应渐进多光谱去马赛克方法 (Adaptive and Progressive Multispectral Image Demosaicking, APMID)^[15]。该方法首先使用自适应渐进插值估计中间波段 (POA 最高), 然后利用插值后的中间波段, 采用渐进谱差法对其它波段进行插值, 完成去马赛克过程。Sun^[16]等人设计了一种具有等空间概率比的八波段 MSFA 成像系统, 作者利用邻域采样点的像素值和梯度值, 结合泰勒多项式估计未采样点并完成图像的重建。RATHI^[17]等人使用改进的方向加权插值来估计缺失的像素值, 该方法是通用的, 作者在五到十六波段的 MSFA 上验证了其性能。Monno^[18]等人受 CFA 的启发, 设计了一种特定模式的五波段 MSFA, 该阵列中 G 波段的 POA 为 1/2。作者基于引导滤波方法 (Guided Filter, GF), 首先使用自适应高斯上采样插值 G 波段原始图像, 并将其作为引导图像插值其余波段, 该方法的重建图像精度严重依赖于引导图的质量, 且固定的惩罚因子对图像的不同区域不能自适应调整。

针对 Monno 等人方法的不足, 本文提出了一种基于改进引导滤波器的多光谱图像去马赛克方法。首先使用二维信号的自回归模型对 G 波段进行插值, 提高引导图的精度; 然后使用具有边缘感知权重的引导滤波器重建其余稀疏带, 使本方法能够自适应处理图像的边缘和纹理区域, 且重建图像的细节信息更接近于真实图像。

2 MSFA 模式设计与方法基本原理

2.1 基于二叉树的 5 波段 MSFA 模式设计

MSFA 模式的选择对后续去马赛克方法重建

效果至关重要, 基于二叉树法的通用 MSFA 模式设计应遵循以下准则: (1) 应满足光谱一致性要求, 保证每个谱段采样点邻域内的像素始终具有相同的排列方式, 以避免光学串扰效应的影响; (2) 应满足空间均匀性要求, 每个光谱带的采样点在整幅图像内应尽可能均匀分布; (3) 应具有周期性以确保图像重建的效率。

基于以上准则, 本文所设计的 5 波段 MSFA 包括一个密集采样波段 G 和 4 个稀疏采样波段 B、C、R、Y, 其二叉树分裂过程如图 1(a)(彩图见期刊电子版)所示。二叉树根节点的 POA 为 1, 包含所有谱段的信息, 从根节点出发开始二元分裂, 在每次分裂过程中, 父通道平均分为两个子通道, 子通道的采样率为父通道的一半, 即位于第 n 级节点上的谱段空间采样率为 2^{-n} 。在最后得到的 MSFA 模式中, G 波段在第一级节点上, 采样率为 1/2, 其余 4 个波段在第三级节点上, 采样率为 1/8。MSFA 排列模式如图 1(b)(彩图见期刊电子版)所示。

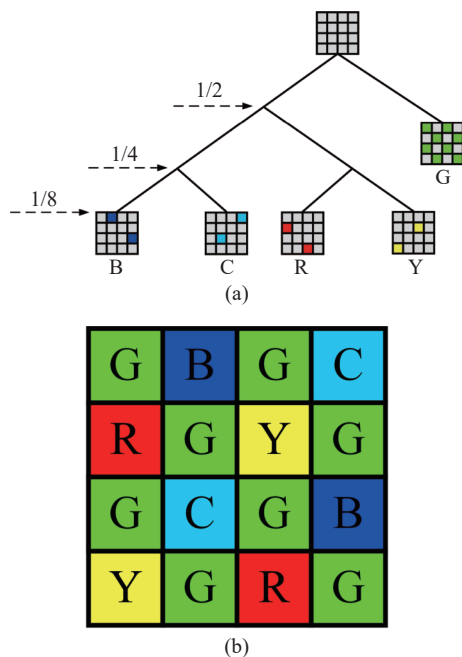


图 1 5 波段 MSFA(a) 二叉树分裂过程及 (b) 排列模式
Fig. 1 (a) Binary tree splitting process and (b) arrangement of Five-band MSFA

2.2 G 波段去马赛克

多光谱图像邻域内像素点间通常存在着较大的相关性, 自回归模型是一种对该相关性建模的通用模型之一^[19]。二维图像信号 $Y_{m,n}$ 可以利用自回归模型建模为:

$$Y_{m,n} = \sum_{(p,q) \in T} \alpha_{p,q} \times X_{m+p,n+q} + \gamma_{m,n} \quad (1)$$

其中, T 是以像素点 (m,n) 为中心的空间邻域窗口, $X_{m+p,n+q}$ 是 T 内异于中心的任意像素点, $\alpha_{p,q}$ 为其自回归模型参数, $\gamma_{m,n}$ 为误差项。考虑到存在变量不足、测量噪声等不确定因素, 该误差会导致构建的自回归模型具有不完全准确性, 使 $Y_{m,n}$ 和真实值之间产生一定的差异。本方法引入软决策自适应插值 (Soft decision Adaptive Interpolation, SAI)^[20] 思想, 完成 G 波段马赛克图像的重建, 下面详细阐述具体流程。

首先, 对于每个待估计像素, 以其为中心选定一个大小为 7×7 的局部窗口 T , 为便于表达, 对 T 内像素点进行编号, 令 x_i 表示已知像素点, y_j 表示未知像素点, 已知像素点集合为 $X = \{x_1, \dots, x_{24}\}$, 未知像素点集合为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{25}\}$ 。如图 2 所示, 窗口内实心圆点表示已知像素, 空心圆点表示未知像素。

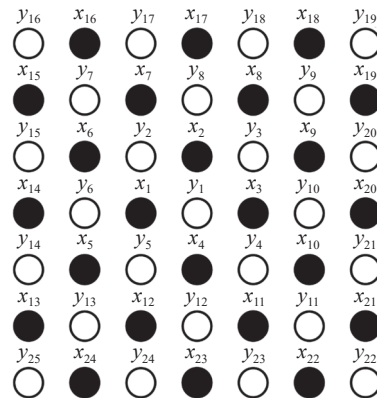


图 2 邻域 T 内像素排列

Fig. 2 Pixel arrangement in neighborhood T

然后, 利用自回归模型对窗口 T 内像素点间的相关性在水平-垂直方向上进行建模, 如图 3 所

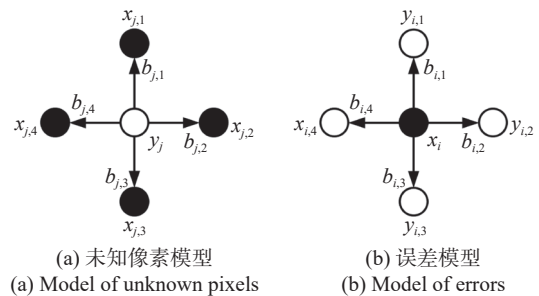


图 3 水平-垂直方向上的自回归模型
Fig. 3 Autoregressive model in the horizontal-vertical direction

示, $\{x_{j,t}, y_{i,t} | t = 1, 2, 3, 4\}$ 分别表示 y_j 和 x_i 四邻域内的第 t 个邻居, $\{b_{j,t}, b_{i,t} | t = 1, 2, 3, 4\}$ 表示对应的自回归模型参数。图 3(a) 表示利用相关性由已知像素估计未知像素的过程, 图 3(b) 表示一种反馈过程, 即计算估计的未知像素与已知像素的匹配误差。

两个过程可以用式 (1) 建模为:

$$y_j = \sum_{t=1}^4 b_{j,t} \times x_{j,t} + \gamma_j, \quad (2)$$

$$x_i = \sum_{t=1}^4 b_{i,t} \times y_{i,t} + \gamma_i, \quad (3)$$

式中 γ_j, γ_i 分别为 y_j 和 x_i 的估计误差, 在假设自回归模型参数 $b_{j,t}, b_{i,t}$ 给定的前提下, 通过最小化窗口 T 内像素点的估计误差总和, 可以得到未知像素点 y_j 的最优估计值, 该过程等价于最小二乘问题:

$$\hat{y} = \arg \min_y \left\{ \begin{array}{l} \sum_{j \in T} (y_j - \sum_{t=1}^4 b_{j,t} \times x_{j,t})^2 + \\ \sum_{i \in T} (x_i - \sum_{t=1}^4 b_{i,t} \times y_{i,t})^2 \end{array} \right\}. \quad (4)$$

求解上述最小二乘问题, 得到局部窗口 T 内一组待估计像素的最优解后, 将局部窗口在图像空间内进行遍历, 完成整幅图像的插值过程。

考虑到 SAI 在每个局部窗口内采用固定的模型参数, 当边缘或纹理尺寸小于窗口时, 估计的模型参数会产生较大误差。因此, 本文采用渐进方法独立估计每一个像素点的模型参数 b , 使自回归模型对图像的纹理和细节具有更好的适应能力。基于像素之间的空间连续性, 首先使用已知像素点强度之间的高斯梯度函数计算待估计像素参数 $b_{j,t}$:

$$b_{j,t} = \exp \left\{ -\frac{(x_{j,s} - x_{j,t})^2}{\sigma_j^2}, \quad \begin{array}{l} s = t + 2, t = 1, 2 \\ s = t - 2, t = 3, 4 \end{array} \right\}, \quad (5)$$

式中, σ_j 是待估计像素 y_j 四邻域内已知像素点间的标准差。如图 4(a) 所示, $x_{j,t}$ 和 $x_{j,s}$ 为 y_j 在水平-垂直方向上最近邻的已知采样像素点, 计算出 $b_{j,t}$ 后, 利用式 (2) 可以得到未知像素的初步估计值:

$$\tilde{y}_j = \sum_{t=1}^4 b_{j,t} \times x_{j,t}, \quad (6)$$

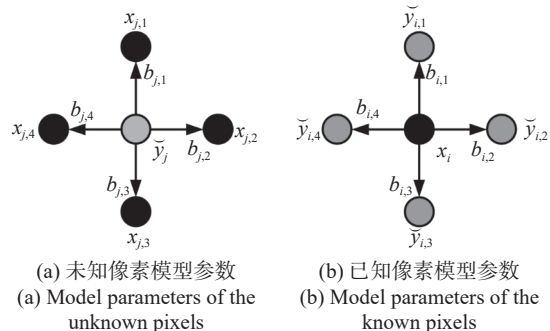


图 4 模型参数估计

Fig. 4 Estimation of model parameter

如图 4(b) 所示, 对于已知像素 x_i 的模型参数 $b_{i,t}$, 可利用其与四邻域内未知像素的初步估计值间的相似性得到:

$$b_{i,t} = \exp \left\{ \frac{(\tilde{y}_{i,t} - x_i)^2}{\sigma_i^2} \right\}, \quad (7)$$

式中, σ_i 是已知像素点八邻域内像素的标准差。若 $\tilde{y}_{i,t}$ 像素值接近于 x_i , 则意味着该区域是平滑区域或沿该方向存在着边缘, 此时 x_i 和 $\tilde{y}_{i,t}$ 具有较大的相似程度, 二者之间的参数 $b_{i,t}$ 较大。

计算出每个像素点处的权重参数 b 后, 对其进行归一化, 保证权重和为 1, 并将式 (4) 重写为矩阵形式:

$$y = \arg \min_y \{ \|Py - Qx\|^2 \}, \quad (8)$$

$$P = \begin{pmatrix} I_{13 \times 13} \\ P_1 \end{pmatrix}, \quad Q = \begin{pmatrix} Q_1 \\ Q_2 \end{pmatrix}, \quad (9)$$

其中, y 和 x 分别是窗口 T 内的未知像素点和已知像素点集合, $I_{13 \times 13}$ 为 13 阶单位矩阵, 其余子矩阵定义如下:

$$P_1 = \{p_1(i, j)\} (i = 1, 2, 3, 4, j = 1, 2, \dots, 13),$$

$$p_1(i, j) = \begin{cases} b_{i,t}, & y_j \in \{x_{i,t} | t = 1, 2, 3, 4\} \\ 0, & \text{other} \end{cases}, \quad (10)$$

$$Q_1 = \{q_1(j, i)\} (i = 1, 2, \dots, 24, j = 1, 2, \dots, 13),$$

$$q_1(j, i) = \begin{cases} b_{j,t}, & x_i \in \{y_{j,t} | t = 1, 2, 3, 4\} \\ 0, & \text{other} \end{cases}, \quad (11)$$

$$Q_2 = (I_{4 \times 4}, \mathbf{0}_{4 \times 20}). \quad (12)$$

则公式 (8) 的解析解可以表示为:

$$\mathbf{y} = (\mathbf{P}^T \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} \quad (13)$$

本方法输出式 (13) 中与窗口 T 内中心像素初步估计值 \hat{y}_1 差异最小的 y 值作为最后的插值结果。

2.3 其余四波段去马赛克

与密集波段 G 相比, 其余 4 个稀疏带的采样率很低, 仅利用空间相关性进行重建无法得到满意的结果。基于多光谱图像不同波段间边缘信息高度相似这一假设, 利用改进引导滤波器来对稀疏带图像去马赛克。以稀疏带 R 为例, 图 5(彩图见期刊电子版) 说明了其去马赛克流程。引导滤波器^[21] 由局部线性模型导出, 其通过考虑引导图像的内容来计算滤波器的输出, 能够将引导图像的结构信息转移到输出图像中, 因此具有良好的边缘保持特性。

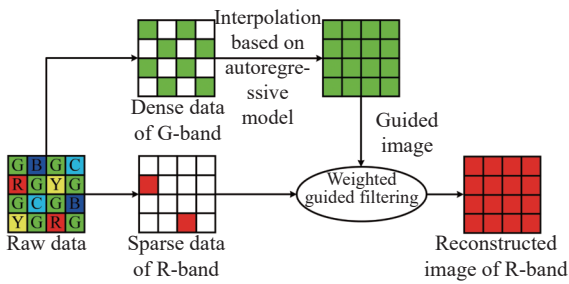


图 5 基于加权引导滤波的去马赛克流程

Fig. 5 Demosaicing process based on weight-guided filtering

传统引导滤波器对整幅图像使用统一的线性模型和固定的正则化参数, 无法适应图像自身不同区域的纹理特性^[22], 因此将加窗固有变分系数 (Windowed Inherent Variation, WIV)^[23] 作为边缘感知权重引入到引导滤波器中, WIV 系数能够突出图像边缘和纹理上的像素, 捕捉窗口内的空间变化。对于一幅输入图像 I , $L_x(p)$ 和 $L_y(p)$ 分别为其上像素点 p 在 x 和 y 方向上的 WIV 系数, 表达式为:

$$L_x(p) = \left| \sum_{q \in R_r(p)} g_{p,q} \times (\partial_x I)_q \right|, \quad (14)$$

$$L_y(p) = \left| \sum_{q \in R_r(p)} g_{p,q} \times (\partial_y I)_q \right|, \quad (15)$$

式中, $R_r(p)$ 是以像素点 p 为中心, 以 r 为半径的局部邻域窗口, q 是窗口 $R_r(p)$ 内异于 p 的任意像素

点, ∂_x 和 ∂_y 分别表示 x 和 y 方向上的偏导数, $g_{p,q}$ 是根据空间相似性定义的高斯权重函数:

$$g_{p,q} = \exp\left(-\frac{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (16)$$

其中 (x_p, y_p) 和 (x_q, y_q) 是窗口内像素点 p 和 q 的空间坐标, σ 是控制窗口的空间尺度。最终 p 点的 WIV 系数定义为:

$$L(p) = \sqrt{L_x^2(p) + L_y^2(p)}. \quad (17)$$

边缘处像素点的 L 值通常大于纹理和平滑区域内像素点的 L 值, 这是因为纹理区域内的 ∂I 值因方向不同相互抵消, 而平滑区域内 ∂I 值的模长很小, 所以 WIV 系数能够有效地检测出边缘信息。

本文将重建后的 G 波段作为引导图像 P , 并使用加权引导滤波来重建其余波段的图像。引导滤波的关键假设是引导图像 P 和输出 q 在一个二维局部窗口内满足线性关系, 如下:

$$q_i = a_k P_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (18)$$

式中, ω_k 是以像素 k 为中心的窗口, i 是窗口内的任意像素点。 (a_k, b_k) 是 ω_k 内一组假定为常数的线性系数。对等式两边同时求梯度可以得到 $\nabla q = a \nabla P$, 说明输出 q 和引导图 P 有相似的梯度, 即引导滤波器具有边缘保持特性。

为了确定线性系数 (a_k, b_k) , 需要确保滤波器输出 q 和原始图像 I 之间的差异最小, 通过最小化下述代价函数来实现该目的:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} M_i \left\{ (a_k P_i + b_k - I_i)^2 + \frac{\varepsilon}{\psi(k)} a_k^2 \right\}, \quad (19)$$

式中, M_i 是二元掩模, 在原始图像 I 内已采样点处的值为 1, 其余位置值为 0, 第二项是正则化项, 用来对系数 a_k 进行惩罚, ε 是惩罚因子, $\psi(k)$ 是基于 WIV 系数的边缘感知权重, 该权重能够自适应地调整惩罚因子 ε , 对于纹理或边缘区域, 系数 a_k 的值较大^[24], 需要较小的惩罚系数; 对于平滑区域, 系数 a_k 值较小, 需要较大的惩罚系数。 $\psi(k)$ 定义为:

$$\psi(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{L(k) + \lambda}{L(i) + \lambda}, \quad (20)$$

其中, k 为中心像素, i 取遍图像的所有像素, N 为像素总数, λ 是取值为 $(0.001 \times D)^2$ 的常数, D 为图像 I 的动态范围 (8 位图像的动态范围为 0~255)。式 (19) 的解为:

$$a_k = \frac{\overline{IP} - \bar{I}\bar{P}}{\sigma_p^2 + \frac{\varepsilon}{\psi(k)}}, \quad (21)$$

$$b_k = \bar{I} - a_k \times \bar{P}, \quad (22)$$

式中, σ_p^2 为引导图 P 的方差; \bar{I} 、 \bar{P} 、 \overline{IP} 分别表示原始图像 I 、引导图像 P 和二者的哈达玛积在局部窗口 ω_k 的平均值; 惩罚因子 $\varepsilon = 0.001$ 。

3 实验结果与分析

为了评估本方法的性能, 本文使用以下两个公开的、著名的多光谱图像数据集进行验证:

(1) CAVE^[25] 数据集: CAVE 数据集由哥伦比亚大学提出, 该数据集由 32 类场景图片组成, 每种场景共包含 31 个波段, 波长范围在 400 ~ 700 nm 之间, 光谱分辨率为 10 nm, 空间分辨率为 512×512。该数据集是由 VariSpec 液晶可调滤波器和冷 CCD 拍摄的。

(2) TokyoTech^[26] 数据集: 该数据集包含 30 种场景图像, 这些图像具有丰富的色彩和纹理。每种多光谱图像包含 31 个波段, 波长范围为 420~720 nm, 光谱间隔为 10 nm, 空间分辨率为 500×500。

首先在每种数据集中选择 10 种不同场景, 然后通过 31 波段原始图像模拟得到 5 波段真实图像, 并根据指定的 MSFA 对真实图像进行下采样, 生成 Raw 图像, 最后采用 GF 方法、APMID 方法作为对比方法来重建马赛克图像。实验使用线性模型估计光谱反射率^[27], 并基于文献 [26] 中的

$$CIEDE2000(L_1^*, a_1^*, b_1^*, L_2^*, a_2^*, b_2^*) = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)}, \quad (26)$$

式中, k_L 、 k_C 、 k_H 是权重因子, 在标准观测条件下, $k_L = k_C = k_H = 1$ 。 S_L 、 S_C 、 S_H 表示校正颜色空间均匀性的权重函数, $\Delta L'$ 、 $\Delta C'$ 、 $\Delta H'$ 代表明度差、色度差和色相差, R_T 是旋转函数, 用于校正蓝色区域宽容度椭圆的主轴方向, 上述参数具体计算方法详见文献 [29]。

方法将 5 波段重建图像变换到 sRGB 颜色空间中。为避免卷积操作跨越图像边界带来的影响, 本方法从原始图像和去马赛克图像中排除了 5 个边界像素。

3.1 去马赛克图像质量客观评价

采用 sRGB 空间的峰值信噪比^[28] (sRGB Peak Signal-to-Noise Ratio, sRGB PSNR)、结构相似度^[28] (sRGB Structural Similarity, sRGB SSIM) 和 CIEDE 2000^[29] 作为重建图像质量的定量指标对 3 种方法进行分析。sRGB PSNR 计算每个波段的真实图像 I 和重建图像 K 中对应像素间的差异, 并取均值, 其中每个通道的 PSNR 为:

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left\{ \frac{\max^2 I}{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I(i, j) - K(i, j)]^2} \right\}, \quad (23)$$

式中, $\max I$ 为真实图像的像素强度最大值, 针对 8 位图像数据, $\max I = 255$ 。sRGB SSIM 与人眼视觉理解一致, 通过亮度、对比度、结构 3 个方面衡量图像相似程度^[30], 与 PSNR 类似, 每个通道的 SSIM 为:

$$SSIM = \frac{(2\mu_I \mu_K + c_1)(2\sigma_{IK} + c_2)}{(\mu_I^2 \mu_K^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + c_2)}, \quad (24)$$

其中图像 I 和图像 K 的均值分别为 μ_I 、 μ_K , 方差分别为 σ_I 、 σ_K , 协方差为 σ_{IK} 。 c_1 和 c_2 是由图像动态范围 L 决定的常数:

$$c_1 = (k_1 L)^2, c_2 = (k_2 L)^2, \quad (25)$$

式中 k_1 和 k_2 通常为默认值, 分别取 0.01 和 0.03。

CIEDE2000 色差公式是基于 CIELAB 颜色空间定义的, 对于一对给定的 CIELAB 空间颜色值 (L_1^*, a_1^*, b_1^*) 和 (L_2^*, a_2^*, b_2^*) , 其定义如下:

表 1 和表 2 分别为 3 种方法在 CAVE 数据集和 TokyoTech 数据集上的重建图像精度对比。在表 1 中, 本方法的 sRGB PSNR、sRGB SSIM 分别较 GF 方法、APMID 方法提高了 1.36 dB、0.82 dB, 0.0129、0.0029; 在表 2 中, 本方法的 sRGB PSNR、sRGB SSIM 比 GF 方法、APMID 方法高 2.25 dB、

1.27 dB, 0.0218、0.0137; CIEDE 2000 衡量不同图像之间的色差, 数据值越小, 色差越小, 本方法重建图像的色差均小于另外两种方法。可以看出本方法在两种数据集上的去马赛克图像质量大多优于另外两种方法, 这是因为:

(1) 本方法提出的自回归模型插值基于渐进的思想逐点估计模型参数, 根据图像梯度信息自适应计算插值权重。并且引入了误差反馈机制, 该机制通过最小化未知像素估计值和已知像素值之间的误差使得估计值更接近于真实值。

表 1 CAVE 数据集上 3 种方法的客观评价指标

Tab. 1 Objective evaluation metrics of the three methods on the CAVE dataset

CAVE	sRGB PSNR/dB			sRGB SSIM			CIEDE 2000		
	GF	APMID	Pro	GF	APMID	Pro	GF	APMID	Pro
Balloons	41.62	42.68	43.11	0.9859	0.9916	0.9936	1.18	1.06	0.99
Clay	37.33	37.63	38.69	0.8758	0.8817	0.8852	1.07	0.94	0.89
Beers	41.57	42.18	43.52	0.9816	0.9868	0.9894	1.25	1.28	1.07
Lemons	42.91	42.87	42.91	0.9749	0.9805	0.9822	1.11	1.08	1.03
Peppers	42.14	42.08	42.52	0.9715	0.9801	0.9805	0.89	0.78	0.73
Feathers	35.64	35.94	35.99	0.9413	0.9593	0.9614	2.30	2.10	2.04
Flowers	38.93	41.18	42.50	0.9523	0.9778	0.9824	1.26	0.91	0.83
Paints	36.16	34.88	36.32	0.9696	0.9729	0.9797	2.40	2.43	2.17
Apples	45.24	45.10	45.68	0.9838	0.9875	0.9886	0.77	0.75	0.70
Toys	38.83	41.29	42.77	0.9666	0.9845	0.9891	1.24	0.90	0.80
Avg	40.04	40.58	41.40	0.9603	0.9703	0.9732	1.35	1.22	1.13

表 2 TokyoTech 数据集上 3 种方法的客观评价指标

Tab. 2 Objective evaluation metrics of the three methods on the TokyoTech dataset

TokyoTech	sRGB PSNR/dB			sRGB SSIM			CIEDE 2000		
	GF	APMID	Pro	GF	APMID	Pro	GF	APMID	Pro
Butterfly	37.53	38.95	40.44	0.9596	0.9678	0.9810	1.60	1.42	1.17
Butterfly3	38.42	42.94	41.99	0.9487	0.9777	0.9793	1.37	0.91	0.84
Butterfly4	40.63	40.73	42.37	0.9691	0.9590	0.9827	1.12	1.23	0.87
CD	32.20	32.78	32.87	0.9450	0.9580	0.9629	1.97	1.72	1.65
Character	37.74	37.45	38.14	0.9673	0.9736	0.9835	1.83	1.94	1.73
Cloth	34.18	35.00	35.87	0.9321	0.9481	0.9573	3.34	3.22	2.75
Color	39.22	38.62	41.36	0.9782	0.9630	0.9895	1.74	2.00	1.47
Colorchart	42.83	44.79	47.80	0.9819	0.9847	0.9941	0.92	0.77	0.55
Fan2	32.68	33.29	34.09	0.9257	0.9426	0.9629	2.63	2.34	2.04
Party	32.79	33.45	35.78	0.9366	0.9509	0.9693	2.06	1.66	1.36
Avg	36.82	37.80	39.07	0.9544	0.9625	0.9762	1.86	1.72	1.44

(2) 得益于引入的边缘感知权重 WIV, 改进的引导滤波器能够根据图像不同结构自适应改变惩罚系数 ε , 更好地保留了图像的高频分量部分。

表 3 为 3 种方法分别在 CAVE 数据集和 TokyoTech 数据集上的平均运行时间, 用时从长到短排序依次为: GF 方法>本文方法>APMID 方法。

APMID 方法运行速度最快, 这是因为其简单地使用了邻域加权插值, 而本方法引入误差反馈机制, 通过牺牲一定的实时性换取了重建图像更高的峰值信噪比、结构相似度以及更低的色差。

表 3 不同方法在两种数据集上的运行时间
Tab. 3 Running times of different methods on the two datasets (s)

数据集	GF	APMID	Pro
CAVE	1.49	0.71	1.33
TokyoTech	1.36	0.56	1.29

3.2 去马赛克图像视觉效果评价

分别选取 CAVE 数据集的 Balloons 场景和 TokyoTech 数据集的 CD、Party 场景作为原始图

像, 对 3 种方法的去马赛克图像进行视觉效果评价。如图 6、7、8(彩图见期刊电子版)所示。可以看出: GF 方法的重建图像中, 边缘附近存在着明显的颜色伪影, 且平滑区域内出现了虚假纹理和显著的噪声, 造成了图像的失真, 这是因为 GF 方法的惩罚系数固定, 不能适应边缘信息; 而 APMID 方法由于仅使用邻域内像素均值来插值未知像素, 因此当未知像素点在边缘附近时, 插值操作会引入跨越边缘的法向误差, 导致 APMID 方法的重建图像中边缘附近有明显的噪声出现; 相比于以上两种方法, 本方法的重建图像中仅有少量的边缘伪影, 且图像不同区域之间过渡更加平滑, 更接近于真实图像, 说明本方法能够提高重建图像的精度, 对边缘信息有更好的适应能力, 综合性能优于 GF 方法和 APMID 方法。

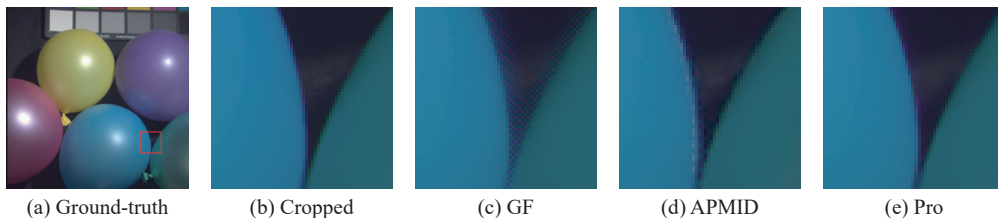


图 6 不同算法 Balloons 场景重建图像对比

Fig. 6 Comparison of Balloons images reconstructed by different algorithms

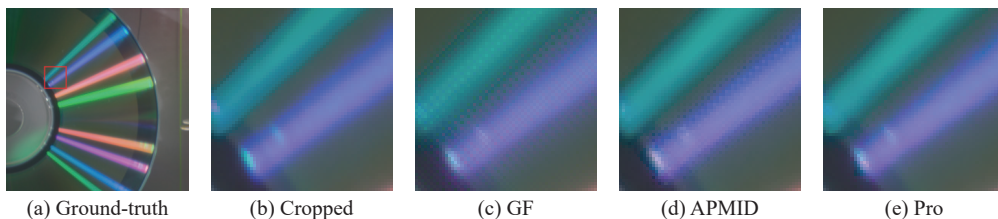


图 7 不同算法 CD 场景重建图像对比

Fig. 7 Comparison of CD images reconstructed by different algorithms

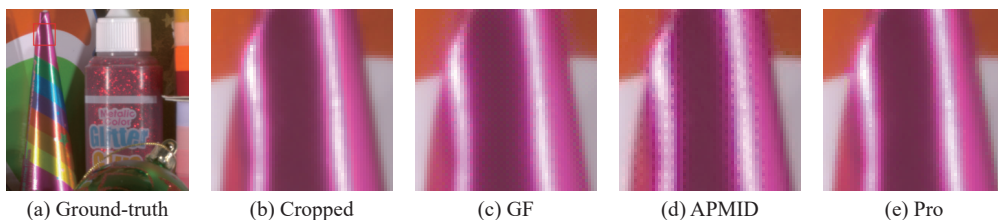


图 8 不同算法 Party 场景重建图像对比

Fig. 8 Comparison of party images reconstructed by different algorithms

4 结 论

本文提出了一种基于改进引导滤波器的多光

谱图像去马赛克方法。本方法首先采用逐像素点渐进估计模型参数的自回归模型插值密集采样波段 G, 提高了 G 波段 Raw 图像的重建质量, 并间接提高了引导图像的精度; 然后基于边缘感知

权重 WIV, 提出了一种边缘自适应的加权引导滤波器来插值其余波段。根据 CAVE 数据集和 TokyoTech 数据集上的实验结果表明, 本方法的综合性能优于 GF 方法和 APMID 方法, 其中重建图像的峰值信噪比和结构相似度分别提高了

3.40%, 2.02%, 1.34%, 0.30% 和 6.11%, 5.95%, 2.28%, 1.42%, 且本方法有效地抑制了边缘伪影现象, 减少了噪声的出现, 重建图像的色差更小, 视觉效果更接近于真实图像。

参考文献:

- [1] ORTEGA S, HALICEK M, FABELO H, *et al.*. Hyperspectral and multispectral imaging in digital and computational pathology: a systematic review[J]. *Biomedical Optics Express*, 2020, 11(6): 3195-3233.
- [2] 王成, 刘宾, 周楚, 等. 窄带LED照明的多光谱显微成像系统研究[J]. *中国激光*, 2020, 47(12): 1207006.
WANG CH, LIU B, ZHOU CH, *et al.*. Multispectral microimaging system with narrowband LED illumination[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(12): 1207006. (in Chinese)
- [3] 唐凌宇, 葛明锋, 董文飞. 全自动推扫式高光谱显微成像系统设计与研究[J]. *中国光学*, 2021, 14(6): 1486-1494.
TANG L Y, GE M F, DONG W F. Design and research of fully automatic push-broom hyperspectral microscopic imaging system[J]. *Chinese Optics*, 2021, 14(6): 1486-1494. (in Chinese)
- [4] SU W H, SUN D W. Multispectral imaging for plant food quality analysis and visualization[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2018, 17(1): 220-239.
- [5] CHAMBINO L L, SILVA J S, BERNARDINO A. Multispectral facial recognition: a review[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 207871-207883.
- [6] WU F, JING X Y, FENG Y J, *et al.*. Spectrum-aware discriminative deep feature learning for multi-spectral face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2021, 111: 107632.
- [7] 李云辉. 压缩光谱成像系统中物理实现架构研究综述[J]. *中国光学 (中英文)*, 2022, 15(5): 929-945.
LI Y H. Review of physical implementation architecture in compressive spectral imaging system[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(5): 929-945. (in Chinese)
- [8] 杨鹰, 孔玲君, 刘真. 基于压缩感知的多光谱图像去马赛克算法[J]. *液晶与显示*, 2017, 32(1): 56-61.
YANG Y, KONG L J, LIU ZH. Multi-spectral demosaicking method based on compressive sensing[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(1): 56-61. (in Chinese)
- [9] HABTEGEBRIAL T A, REIS G, STRICKER D. Deep convolutional networks for snapshot hyperpectral demosaicking[C]. *2019 10th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, IEEE, 2019: 1-5.
- [10] FENG K, ZHAO Y Q, CHAN J C W, *et al.*. Mosaic convolution-attention network for demosaicking multispectral filter array images[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2021, 7: 864-878.
- [11] 肖树林, 胡长虹, 高路尧, 等. 像元映射变分辨率光谱成像重构[J]. *中国光学 (中英文)*, 2022, 15(5): 1045-1054.
XIAO SH L, HU CH H, GAO L Y, *et al.*. Pixel mapping variable-resolution spectral imaging reconstruction[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(5): 1045-1054. (in Chinese)
- [12] MIAO L D, QI H R. The design and evaluation of a generic method for generating mosaicked multispectral filter arrays[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(9): 2780-2791.
- [13] MIAO L D, QI H R, RAMANATH R, *et al.*. Binary tree-based generic demosaicking algorithm for multispectral filter arrays[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3550-3558.
- [14] GUPTA M, RAM M. Weighted bilinear interpolation based generic multispectral image demosaicking method[J]. *Journal of Graphic Era University*, 2019, 7(2): 108-118.
- [15] GUPTA M, RATHI V, GOYAL P. Adaptive and progressive multispectral image demosaicking[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2022, 8: 69-80.
- [16] 孙帮勇, 袁年曾, 胡炳樑. 一种八波段滤光片成像系统设计[J]. *光子学报*, 2020, 49(5): 0511001.
SUN B Y, YUAN N Z, HU B L. Design of an eight-band filter imaging system[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(5): 0511001. (in Chinese)
- [17] RATHI V, GOYAL P. Generic multispectral Demosaicking based on directional interpolation[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 64715-64728.

- [18] MONNO Y, TANAKA M, OKUTOMI M. Multispectral demosaicking using guided filter[J]. *Proceedings of SPIE*, 2012, 8299: 82990O.
- [19] 任杰, 刘家瑛, 白蔚, 等. 基于隐式分段自回归模型的图像插值算法[J]. *软件学报*, 2012, 23(5): 1248-1259.
REN J, LIU J Y, BAI W, *et al.*. Image interpolation algorithm based on implicit piecewise autoregressive model[J]. *Journal of Software*, 2012, 23(5): 1248-1259. (in Chinese)
- [20] ZHANG X J, WU X L. Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(6): 887-896.
- [21] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [22] LI ZH G, ZHENG J H, ZHU Z J, *et al.*. Weighted guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 120-129.
- [23] XU L, YAN Q, XIA Y, *et al.*. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): 139.
- [24] 路陆, 姜鑫, 杨锦程, 等. 基于自适应引导滤波的红外图像细节增强[J]. *液晶与显示*, 2022, 37(9): 1182-1189.
LU L, JIANG X, YANG J CH, *et al.*. Adaptive guided filtering based infrared image detail enhancement[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(9): 1182-1189. (in Chinese)
- [25] YASUMA F, MITSUNAGA T, ISO D, *et al.*. Generalized assorted pixel camera: Postcapture control of resolution, dynamic range, and spectrum[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(9): 2241-2253.
- [26] MONNO Y, KIKUCHI S, TANAKA M, *et al.*. A practical one-shot multispectral imaging system using a single image sensor[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(10): 3048-3059.
- [27] PARK J I, LEE M H, GROSSBERG M D, *et al.*. Multispectral imaging using multiplexed illumination[C]. *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2007: 1-8.
- [28] SARA U, AKTER M, UDDIN M S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study[J]. *Journal of Computer and Communications*, 2019, 7(3): 8-18.
- [29] SHARMA G, WU W CH, DALAL E N. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations[J]. *Color Research & Application*, 2005, 30(1): 21-30.
- [30] 贾婷婷, 王慧琴, 王可, 等. 相位相关性增强的自适应低重叠率多光谱图像快速拼接算法[J]. *液晶与显示*, 2022, 37(4): 483-493.
JIA T T, WANG H Q, WANG K, *et al.*. Adaptive low overlap multispectral image fast mosaic algorithm based on phase correlation enhancement[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(4): 483-493. (in Chinese)

作者简介:



齐海超(1997—), 男, 吉林长春人, 硕士研究生, 2019年于长春理工大学获得学士学位, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: qihaichao2019@163.com



宋延嵩(1983—), 男, 吉林长春人, 博士, 研究员, 博士生导师, 2006年、2009年、2014年于长春理工大学分别获得学士、硕士及博士学位, 主要研究方向为空间激光通信技术。E-mail: songyansong2006@126.com