

基于改进 SLO 算法的 MSFA 模式 多光谱图像去马赛克方法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2017.01.006

杨 鹰¹ 孔玲君^{1,2}

1. 上海理工大学
出版印刷与艺术学院
上海 200093
2. 上海出版印刷高等专科学校
印刷包装工程系
上海 200093

摘 要: 针对 MSFA 模式多光谱图像去马赛克算法精度较低和计算复杂等缺点, 利用压缩感知理论在信号恢复方面的优势, 提出一种新的光谱图像去马赛克算法。采用随机模式的多光谱滤波阵列 MSFA 获得马赛克图像, 通过将 MSFA 采样值等效为压缩感知理论中的感知矩阵采样所得数据, 将去马赛克问题转化为压缩感知稀疏信号恢复问题, 并利用多光谱图像的谱间相关性, 给出基于压缩感知框架的多光谱图像去马赛克模型, 最后采用改进的光滑 0 范数算法求解去马赛克问题, 得到重构的多光谱图像。客观评价指标显示, 该算法的峰值信噪比值相较于克罗内克压缩感知和组稀疏两种算法有明显提高; 主观评价结果表明, 该算法能有效减少重构图像中的锯齿现象, 具有更好的视觉效果。

关键词: SLO 算法; MSFA 模式; 多光谱图像; 稀疏表示; 去马赛克

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

文章编号: 1674-7100(2017)01-0034-06

1 研究背景

多光谱图像在获取物体空间尺寸信息的同时也获取了其光谱信息, 与传统的 RGB 图像相比, 能够提供更丰富的图像信息, 更好地反映图像的各种光学特征, 具有更广泛的应用价值。其应用已从最初的遥感逐步扩展至纺织、艺术品存档、生物医学、高性能色彩再现等领域^[1-3]。

多数的多光谱成像系统采用多个独立的图像传感器来获得多波段的光谱通道图像, 此类图像采集系统需要多个图像传感器, 故具有成本高、成像体积大以及像素配准困难等问题^[2]。一个可行的低成本的多光谱成像方案是采用一个彩色滤波阵列 (color filter

array, CFA) 或扩展多光谱滤波阵列 (multi-spectral filter array, MSFA) 和一个图像传感器来获得多光谱图像。通过 CFA 或 MSFA 获取的图像, 每个像素位置只采集某一个波段分量, 得到的图像是马赛克图像, 也称为 CFA 或 MSFA 模式多光谱图像^[4-7]。为了获得完整的图像, 需要对马赛克图像进行处理, 恢复每个像素位置缺失的其余波段分量, 这一过程称之为去马赛克。MSFA 模式的多光谱图像去马赛克过程如图 1 所示。

基于 CFA 的彩色图像去马赛克方法已有较多研究, 而针对 MSFA 的多光谱图像去马赛克算法研究则较少, 且基于 CFA 的彩色图像去马赛克算法不能直接应用到基于 MSFA 的多光谱图像去马赛克中, 这主

收稿日期: 2016-07-21

作者简介: 杨 鹰 (1990-), 女, 湖北荆门人, 上海理工大学硕士生, 主要研究方向为数字图像处理,
E-mail: 1731346764@qq.com

作者简介: 孔玲君 (1972-), 女, 浙江温岭人, 上海出版高等专科学校教授, 博士, 主要从事图文信息处理与色彩再现, 数字印刷及质量评价方面的教学与研究, E-mail: ljkong@sina.com

要是因为 MSFA 的每个光谱波段分量严重欠采样, 且设计去马赛克算法时还要考虑 MSFA 的采样模式。

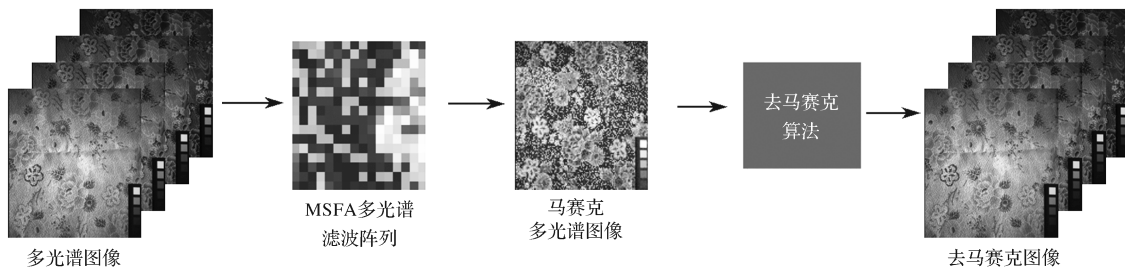


图 1 MSFA 模式的多光谱图像去马赛克过程

Fig. 1 Demosaicking process of multi-spectral image in MSFA pattern

Miao L. 等人^[1]提出基于二进制树的 MSFA 模式和基于边缘检测的多光谱图像去马赛克算法, 该算法虽然考虑了光谱通道间的边缘相关性, 但所提出的滤波阵列中每种像素只能以 $1/2$ 幂次的概率形式出现, 不能处理任意概率的 MSFA 模式。H. K. Aggarwal 等人^[2]将压缩感知 (compressive sensing, CS) 理论引入 MSFA 的多光谱图像去马赛克算法研究中, 并且提出了两种 MSFA 模式, 即随机的 MSFA 模式和均匀的对角线方向的 MSFA 模式, 同时提出了基于克罗内克压缩感知 (kronecker compressive sensing, KCS) 和组稀疏 (group sparsity, GS) 的 l_1 范数最小化的两种去马赛克恢复算法。这两种 MSFA 模式都较容易扩展到任何数量的通道, 但均匀采样模式不利于 CS 的恢复。本文以 CS 框架为理论基础, 提出基于改进 SLO 算法的 MSFA 模式多光谱图像去马赛克方法, 此方法能够用于任意的 MSFA 模式, 光滑 0 范数 (SLO) CS 重构算法通过引入光滑函数序列, 将求解最小 0 范数问题转化为光滑函数的优化问题, 有利于稀疏信号的恢复。

2 基于 CS 理论的图像去马赛克方法

2.1 模型建立

CS 理论表明, 在一定条件下可以使用少量的观测值以较高概率重构出原始信号, 而多光谱图像去马赛克问题正是需要采用少量的观测样本 (马赛克图像) 重构出多光谱图像, 因此, 完全可以使用 CS 重构框架进行重构。

多光谱图像去马赛克过程中, 在感知阶段“一个像素单一波段分量”的约束条件下, 马赛克图像仅包含多光谱图像的一部分数据, 利用像素间和光谱通道间的相关性, 通过正交匹配追踪 (orthogonal

matching pursuit, OMP) 算法、链式追踪 (chaining pursuit, CP) 算法、基追踪 (basic pursuit, BP) 算法等 CS 重构算法, 计算出待恢复多光谱图像在稀疏表示矩阵 (如离散余弦变换系数、Fourier 系数、小波分解系数等稀疏基函数以及过完备字典域) 下的稀疏表示系数, 从而恢复出多光谱图像^[8-10]。另外, 为更好地满足 CS 的约束等距性条件, 本文采用一种新的随机 MSFA 模式来提高算法的有效性。

假设 X_c 为原始图像, 其由 c 层基本的光谱平面构成, 在某个正交基或紧框架 Ψ 上的系数向量 $\theta_c = \Psi^T X_c$ 是稀疏的, 即只有少数的非零系数。 Φ 为 MSFA 模式的测量矩阵, 则马赛克图像可以记为

$$Y_c = \Phi * X_c. \quad (1)$$

相应的, 去马赛克模型可以描述为式 (2) 所示的 CS 问题:

$$\begin{aligned} \min \sum_c \|\Psi^T X_c\|, \\ \text{s.t. } Y_c = \Phi_c X_c = \Phi_c \Psi_c \theta_c = A\theta, \end{aligned} \quad (2)$$

进一步简化为

$$\begin{aligned} \min \|\theta\|, \\ \text{s.t. } Y = \Phi X = \Phi \Psi \theta = A\theta. \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 模型求解

根据 CS 理论, 投影系数 θ 越稀疏越有利于图像的恢复。因此, 为了获得高精度重建效果, 可借鉴光滑 0 范数算法^[11], 将其应用于稀疏信号恢复, 对 SLO 算法进行改进, 将改进后的 SLO 算法应用于求解去马赛克模型中。

SLO 算法的基本思想是选取合适的光滑连续函数 (如标准高斯函数) 来近似 0 范数, 从而将离散函数的最优化问题转化为连续的最优化问题, 通过凸优化

的方法对其求解，在迭代过程中采用最速下降法和梯度投影原理，经过多次迭代后逐步逼近最优解^[12-14]。

SL0 算法通过 0 均值高斯函数近似表示 0 范数，其公式为：

$$\|\theta\|_0 \approx F_\sigma(\theta) = N - \sum_i e^{-\frac{\theta_i^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

因此，求解信号最稀疏解转换成求解有约束最小化问题，即

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \arg \min F_\sigma(\theta), \\ \text{s.t. } & \mathbf{y} = \mathbf{A}\theta. \end{aligned} \quad (5)$$

同时，SL0 算法采用最速下降法迭代求解最小化问题，即

$$\hat{\theta}^{(i+1)} = \hat{\theta}^{(i)} - u \nabla F_\sigma(\hat{\theta}^{(i)}) \hat{\theta}^{(i)}. \quad (6)$$

在 SL0 算法中，最速下降的过程中需要收敛到固定的迭代次数，但在某些 σ 下，最后几次迭代得到的恢复信号 s 相差很小，且迭代次数越多，运算时间越长，甚至会增大恢复误差，故最后几次的迭代可

以省略。为此，改进后的算法简称 OSLO (optimistic SL0) 算法，考虑定义余量 r 来判断是否需要继续迭代到 L 次：

$$\mathbf{r} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\theta. \quad (7)$$

其中，初始余量 r_0 设置为 0，当相邻两次内部迭代的余量满足

$$\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_0\| < e, \quad (8)$$

这表明在当前 σ 条件下已经不需要再继续迭代下去了。其中， r_0 是上一次迭代的余量， r 是当前迭代的余量。OSLO 是在原 SL0 算法的基础上加入余量来判断是否需要继续迭代，具有较快的收敛速度和较高的收敛精度。

3 基于 CS 理论的去马赛克算法实现

本文采用一种新的 MSFA 模式，在感知阶段得到马赛克图像，通过基于 CS 的图像去马赛克算法，得到可视化性能良好的多光谱图像。其算法流程如图 2 所示。

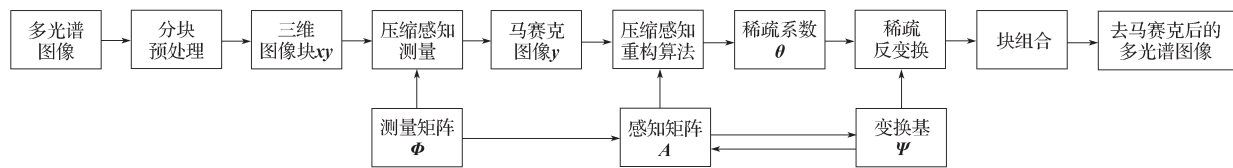


图 2 压缩感知去马赛克算法流程

Fig. 2 Flow chart of compressed sensing multi-spectral demosaicking algorithm

算法的实现过程如下：

1) 图像分块。为了利用多光谱图像的谱间相关性信息，将大小为 $M=N \times N \times L$ 的多光谱图像的每个波段图像分成大小为 $B \times B$ 的子块，对多波段图像同时进行分块处理，取多波段同一位置图像块组成一个三维图像块，将这个三维图像块按列拉成一个列向量，第 j 块三维图像块向量形式记为 \mathbf{x}_j ($j=1, 2, \dots, n$; $n=(N \times N \times L)/(B \times B)$)。

2) 将三维图像块进行稀疏表示。本文稀疏基选用离散余弦变换基 (discrete cosine transform, DCT)，稀疏表示系数 $\theta = \Psi^T \mathbf{x}$ 。

3) 依据压缩感知理论和 MSFA 阵列结构，构造相应的观测矩阵 Φ 。

4) 对每个三维图像块采用相同的观测矩阵进行观测 $\mathbf{y}_j = \Phi \mathbf{x}_j$ ，得到图像块的观测值向量，也就是马赛克图像的列向量形式 \mathbf{y} 。

5) 依据每个三维图像块的观测值 \mathbf{y} ，得到每个图像块的重构图像。利用基于改进的 SL0 重构算法，求解目标函数的最优值，得到稀疏系数

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \arg \min \|\theta\|_0, \\ \text{s.t. } & \mathbf{y} = \mathbf{A}\theta = \Phi \Psi \theta, \end{aligned}$$

对稀疏系数进行离散余弦反变换，得到每个三维图像块的重构图像 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

6) 将每个三维图像块的重构图像组合，得到原图像的重构图像。

7) 对重构的图像进行滤波处理，以减少重构图像中的噪声。

4 实验结果与分析

实验所用的 balloons、beads、cloth、flowers 图像数据来源于 Columbia 大学的 Multispectral Images

Database 数据库^[15]。各谱段图像像素大小为 512 pixel × 512 pixel, 光谱范围为 400~700 nm, 光谱分辨率为 10 nm。图 3 所示为 4 幅图像的彩色效果图。



图 3 实验图像的彩色效果

Fig. 3 Color version of experiment image

采用本文提出的去马赛克算法, 分别对 4 幅多光谱图像前 3 个通道的图像和前 4 个通道的图像进行去马赛克仿真实验, 实验中图像块大小设定为 64 pixel × 64 pixel。实验选用基于 GS 和 KCS 两种去马赛克算法, 与本文提出的图像去马赛克算法进行比较。

为了从客观上验证去马赛克算法的性能, 采用图像处理中评价重建图像质量常用的峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 来反映重建图像与原始图像的符合程度, 其值越大, 表明去马赛克效果越好。表 1 所示为 3 通道图像去马赛克结果的 PSNR 值, 表 2 所示为 4 通道图像去马赛克结果的 PSNR 值。

比较表 1 和表 2 中不同去马赛克算法得到的 PSNR 值可知, 本文提出的图像去马赛克算法, 其图像 PSNR 值都明显高于另外两种算法的图像 PSNR 值。在 3 通道图像去马赛克算法中, 利用本文提出的算法得到的图像 PSNR 值高出 KCS 算法的 PSNR 值 0.78~9.07 dB, 高出 GS 算法 0.91~9.44 dB; 在 4 通道图像去马赛克算法中, 也高出 KCS 算法 0.12~7.68 dB, 高出 GS 算法 1.51~8.76 dB。

此外, 由表 1 和表 2 中的数据可以发现, 每一种

去马赛克算法的图像 PSNR 值都随着通道数的增加而减小, 这是因为采样率随着通道数的增加而减小, 在 3 通道时采样率为 1:3, 而 4 通道时采样率为 1:4, 采样率越低, 重建越困难。

表 1 对 3 通道图像去马赛克处理后得到的图像 PSNR 值

Table 1 PSNR for 3-channel demosaicking algorithms reconstruction dB

实验图像	KCS	GS	OSL0
beads	28.78	25.78	32.14
cloth	27.59	26.10	33.71
flowers	32.85	32.48	41.92
balloons	38.18	38.05	38.96

表 2 对 4 通道图像去马赛克处理后得到的图像 PSNR 值

Table 2 PSNR for 4-channel demosaicking algorithms reconstruction dB

实验图像	KCS	GS	OSL0
beads	24.54	22.91	28.88
cloth	26.50	25.04	30.89
flowers	31.33	30.25	39.01
balloons	37.21	35.82	37.33

图 4 给出了 beads 图像 4 通道的第 3 通道的原始图像以及分别经 GS、KCS 和 OSL0 算法处理后的重构图像。

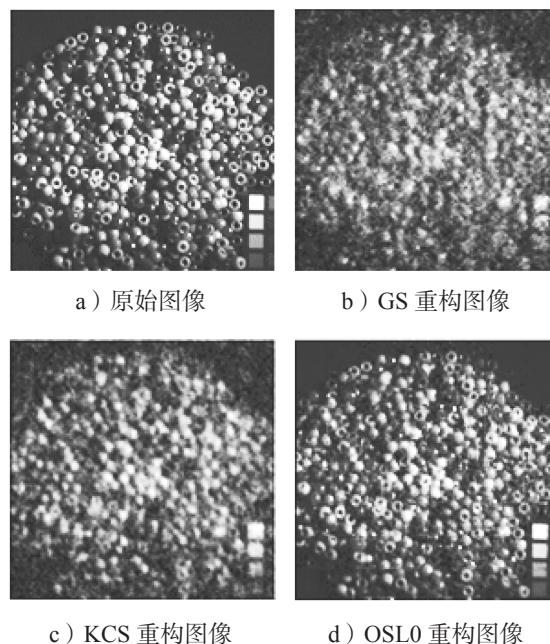


图 4 Beads 原始图像及不同算法去马赛克重构图像

Fig. 4 The original and demosaicking reconstructed images of beads and other algorithms

由图 4 可以看出, 本文提出的去马赛克算法重构

图像与原始图像较为接近, 视觉效果上优于另外两种算法。采用GS算法恢复的图像, 出现了较严重的块效应, 边缘处的拉链效应也比较严重; 而KCS算法的实验结果也出现了失真现象。由此可见, 本文提出的基于压缩感知的去马赛克算法因加入了基于维纳滤波的去噪处理, 具有较好的恢复效果, 未出现明显的块效应, 而且边缘部分也拥有比较清晰的轮廓。主观和客观评价结果都显示了本文所提出算法的优越性。

5 结语

本文提出了一种基于改进SLO算法的MSFA模式多光谱图像去马赛克方法。此算法将图像去马赛克问题转化为CS稀疏信号恢复问题, 并采用随机的MSFA模式和CS进一步提高算法的优越性。客观评价指标显示, 该算法的峰值信噪比值相较于克罗内克压缩感知和组稀疏两种算法有明显提高; 主观评价结果表明, 该算法能有效减少重构图像中的锯齿现象, 具有更好的视觉效果。仿真实验结果分析表明, 本文提出算法的性能指标比两种对照方法的更高, 重构效果更好。

参考文献:

[1] MIAO L, QI H, 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.

[2] AGGARWAL H K, MAJUMDAR A. Compressive Sensing Multi-Spectral Demosaicing from Single Sensor Architecture[C]//Signal and Information Processing(China SIP), 2014 IEEE China Summit & International Conference. [S. l.]: IEEE, 2014: 334-338.

[3] MONNO Y, KIKU D, KIKUCHI S, et al. Multispectral Demosaicking with Novel Guide Image Generation and Residual Interpolation[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). [S. l.]: IEEE, 2014: 645-649.

[4] 刘丹华, 李平, 高大化, 等. 基于压缩感知的正六边形CFA模式彩色图像去马赛克方法[J]. 光电子·激光, 2015(2): 360-367.

LIU Danhua, LI Ping, GAO Dahua, et al. Color Demosaicing Method Based on Regular Hexagon CFA Pattern and Compressive Sensing[J]. Journal of

Optoelectronics-Laser, 2015(2): 360-367.

[5] 杨斌, 罗颖. 基于压缩传感理论的彩色图像去马赛克[J]. 南华大学学报(自然科学版), 2013, 27(2): 32-36.

YANG Bin, LUO Jie. Color Image Demosaicing Based on Compressed Sensing Theory[J]. Journal of University of South China(Science and Technology), 2013, 27(2): 32-36.

[6] 朱同华. CFA图像插值与去噪研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.

ZHU Tonghua. A Brief CFA Image Interpolation and Denoising[D]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University, 2012.

[7] 张平. 基于非局部模型的CFA图像去马赛克[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.

ZHANG Ping. Demosaicing of CFA Images Based on Nonlocal Model[D]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University, 2014.

[8] 成芳. 基于压缩感知的多光谱成像和多聚焦图像融合方法研究[D]. 衡阳: 南华大学, 2015.

CHENG Fang. The Study of Compressive Sensing Multispectral Image and Multi-Focus Fusion Methods[D]. Hengyang: University of South China, 2015.

[9] 丁丽媛. 基于稀疏表示的Bayer彩色滤波阵列插值算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2011.

DING Liyuan. Research on Bayer Color Filter Array Interpolation Algorithm Based on Sparse Reconstruction [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2011.

[10] 康彬, 朱卫平. 一种基于压缩感知的图像去马赛克算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2014, 34(4): 39-43.

KANG Bin, ZHU Weiping. Compressed Sensing Based Image Demosaicing Algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science), 2014, 34(4): 39-43.

[11] MOHIMANI H, BABAIE-ZADEH M, JUTTEN C. A Fast Approach for Overcomplete Sparse Decomposition Based on Smoothed Norm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 289-301.

[12] 王宏志, 王贤龙, 周婷婷. 基于光滑 l_0 范数的图像分块压缩感知恢复算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2015, 45(1): 322-327.

WANG Hongzhi, WANG Xianlong, ZHOU Tingting. Image Block Compressive Sensing Reconstruction Based on Smooth l_0 Norm[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2015, 45(1): 322-327.

[13] 周礼. 压缩感知SAR成像重构算法研究[D]. 成都:

- 西南交通大学, 2013.
- ZHOU Li. Research on Reconstruction Algorithm of Compressive Sensing SAR Imaging[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.
- [14] 闫敬文, 刘 蕾, 屈小波. 压缩感知及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 76-84
- YAN Jingwen, LIU Lei, QU Xiaobo. Compressive Sensing and Its Application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015: 76-84.
- [15] 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.

Multi-Spectral Demosaicking Method Based on MSFA Pattern and Improved SLO Algorithm

YANG Ying¹, KONG Lingjun^{1,2}

- (1. College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Department of Printing and Packaging Engineering, Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China)

Abstract: In order to overcome the shortcomings such as low accuracy and high complexity of multi-spectral image demosaicking algorithm in MSFA pattern, a new method of spectral image demosaicking algorithm was proposed based on the advantage of compressed sensing theory in signal reconstruction. Mosaic images were obtained by using a random MSFA pattern. The sampling value of MSFA was equivalent to the data obtained from the perceptual matrix sampling in the compressed sensing theory. The problem of multi-spectral demosaicking of MSFA pattern was transformed into the problem of sparse signal reconstruction in compressed sensing and the spectral correlation of multi-spectral images was utilized. A framework of multi-spectral demosaicking based on compressive sensing was presented. Finally, the optimization method was used to solve the problem of the 0 norm for recovering the multi-spectral image. The objective evaluation results showed that the peak signal to noise ratio of the algorithm was significantly improved compared with those of two algorithms based on Kronecker and the group sparse. Subjective evaluation indicated it could effectively reduce the aliasing in the reconstructed image with better visual effect.

Keywords: SLO; MSFA pattern; multi-spectral image; sparse representation; demosaicking