

## 暗通道与交叉通道多先验联合多光谱超分辨率算法

石神<sup>1,2,3,4</sup>, 尹增山<sup>2,4\*</sup>, 王龙<sup>2</sup><sup>1</sup>中国科学院上海微系统与信息技术研究所, 上海 200050;<sup>2</sup>中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201203;<sup>3</sup>中国科学院大学, 北京 100049;<sup>4</sup>上海科技大学信息科学与技术学院, 上海 201210

**摘要** 针对多光谱遥感图像超分辨率重建易受噪声和色差影响的问题, 提出了暗通道与交叉通道多先验联合的多光谱超分辨率算法。首先, 在传统全变分先验的基础上, 引入了暗通道先验与交叉通道先验。然后, 基于最大后验概率估计理论, 建立了多先验联合的多光谱超分辨率重建算法。所提算法可实现图像边缘信息恢复、图像纹理信息恢复、噪声抑制、阶梯效应抑制和色差抑制, 进而综合提升了重建图像的质量。最后, 开展了实验验证, 结果表明, 在不同信噪比(10~40 dB)和色差干扰下, 相比已有算法, 所提算法的重建效果显著提升。

**关键词** 图像处理; 多帧超分辨率; 多光谱图像; 多先验联合

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1010001

## Dark Channel and Cross Channel Based Multi-Prior Combined Multi-Spectral Super-Resolution Algorithm

Shi Shen<sup>1,2,3,4</sup>, Yin Zengshan<sup>2,4\*</sup>, Wang Long<sup>2</sup><sup>1</sup> Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China;<sup>2</sup> Innovation Academy of Microsatellites of Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China;<sup>3</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;<sup>4</sup> School of Information Science and Technology, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China

**Abstract** In order to solve the problem that super-resolution reconstruction of multi-spectral remote sensing images is susceptible to noise and chromatic aberration, a dark channel and cross channel based multi-prior combined multi-spectral super-resolution algorithm is proposed. First, dark channel prior and cross channel prior are introduced on the basis of traditional total variational prior. Then, based on the maximum posterior probability estimation theory, a multi-spectral super-resolution reconstruction algorithm with multi-prior combination is established. The proposed algorithm can achieve image edge information restoration, image texture information restoration, noise suppression, step effect suppression and chromatic aberration suppression, which can comprehensively improve the quality of reconstructed images. Finally, the experimental verification is carried out, and the results show that the reconstruction effect of the proposed algorithm is significantly improved compared with the existing algorithms under different signal-to-noise ratios (10–40 dB) and chromatic aberrations.

**Key words** image processing; multi-frame super resolution; multi-spectral image; multi-prior combination

收稿日期: 2021-08-20; 修回日期: 2021-09-30; 录用日期: 2021-12-13

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB0502902)、上海市科技人才计划(18QA1404000)

通信作者: \*yinzs@microsate.com

# 1 引言

图像超分辨率重建技术能够突破传统成像系统的固有限制,提升图像质量,已成为遥感、医疗等领域中的研究热点之一<sup>[1]</sup>。多光谱遥感图像能够提供丰富的地物细节,在城市规划、环境监测和智能农业等领域中有着广泛的应用<sup>[2]</sup>。因此,开展多光谱遥感图像超分辨率重建技术研究有着重要的科学意义与工程应用价值。一般而言,受成像系统限制,获取的全色图像分辨率通常高于多光谱图像,而融合全色图像空间信息可有效提升多光谱图像分辨率<sup>[3]</sup>。随着遥感技术的发展,新一代小卫星如 SkySat 8~14、Blacksky Global 1~4、SuperDove 等,其多光谱图像与全色图像分辨率逐渐接近甚至相同,为采用超分辨率重建技术进一步提升多光谱图像分辨率创造了有利条件。

目前,多光谱遥感图像的超分辨率技术可分为基于学习的方法和基于重建的方法。基于学习的方法通过训练学习,建立高分图像与低分图像的映射关系,实现超分辨率重建。目前的主流方法有稀疏表示法、回归模型方法和深度学习法等。其中,深度学习算法通过模仿人类视觉系统,利用特征提取、非线性映射等多重网络结构构建超分辨率神经网络模型,能够有效提高超分辨率重建效果,重建图像更加接近真实图像。然而,单幅图像所包含的信息有限,故该类方法的图像高频信息恢复能力有限<sup>[13]</sup>。针对多光谱遥感应用,由于成像环境复杂,且训练样本集较少,故目前的关注点有如何通过小样本进行学习重建<sup>[14]</sup>、如何使重建图像更加自然真实和如何利用多帧图像提升重建图像细节等方面。对于基于重建的方法,考虑成像过程中图像所受到的变形、模糊、下采样和噪声干扰,结合成像模型,并引入图像

先验信息进行求解。常见算法有频率解混叠算法<sup>[21, 22]</sup>、凸集投影法和最大后验概率估计算法等。基于重建的方法适应性强,可适应复杂运动变换模型、不同噪声和不同模糊核等多类应用场景。

对于基于重建的方法,图像先验是影响其重建效果的重要因素。目前,多光谱遥感超分辨率重建先验主要有全变分先验、色差先验等。其中:全变分先验对图像纹理信息保护较好,但会导致图像平滑区域出现阶梯效应<sup>[29]</sup>;多光谱色差先验可以有效增强光谱相关性约束,降低图像色差,但会一定程度上增强图像噪声。因此,亟需针对多光谱遥感图像,发展一种既能够抑制噪声和阶梯效应,又能够降低图像色差与伪影的超分辨率重建算法。

本文以最大后验概率估计算法为理论框架,提出了联合多种先验的多光谱超分辨率重建算法。该算法联合全变分先验、暗通道先验和交叉通道先验,利用全变分先验实现图像边缘纹理恢复,利用暗通道先验实现图像噪声抑制,利用交叉通道先验实现谱段信息保护,最终可综合提升重建图像质量。实验表明,在图像噪声影响和色差干扰的条件下,所提算法重建图像的峰值信噪比和结构相似性指标均优于已有算法,重建效果明显提升。

## 2 多先验联合多光谱超分辨率算法

超分辨率重建过程即是根据成像退化模型进行逆向推导的过程。本文在分析多光谱遥感成像过程的基础上,针对边缘信息损失、纹理信息损失、噪声干扰和色差干扰,构建了超分辨率重建算法模型。

### 2.1 成像退化模型

多光谱遥感图像的成像退化过程不仅包含运动变换、图像模糊和降采样过程,还包含通过分光获得多光谱图像等过程。具体的成像退化模型如图 1 所示。

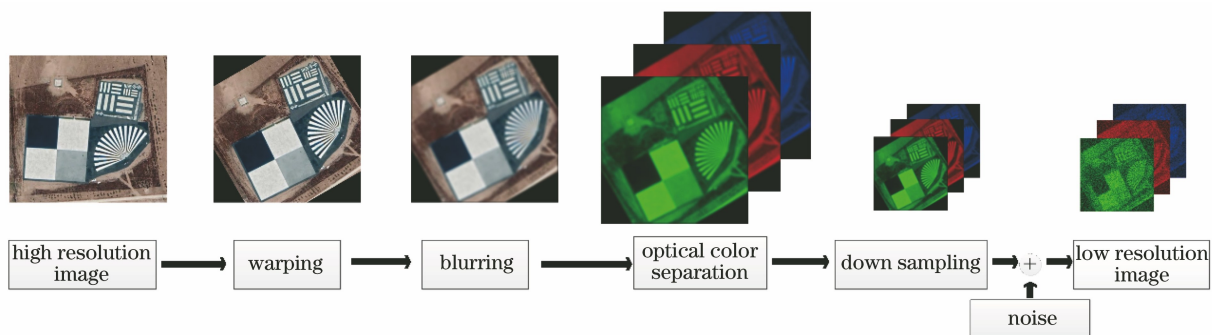


图 1 由高分辨率图像到低分辨率图像的多光谱遥感成像退化模型

Fig. 1 Multi-spectral remote sensing imaging degradation model from high resolution images to low resolution images

成像退化模型对应的数学形式为

$$y_{i,c} = \mathbf{SKW}_i x_c + \mathbf{N}_i, \quad (1)$$

式中:  $y_{i,c}$  为观察到的第  $i$  帧多光谱低分辨率图像的单谱段图像;  $i = 1, 2, \dots, s$ ;  $c = r, g, b$ ;  $\mathbf{S}$  为降采样矩阵;  $\mathbf{K}$  为模糊矩阵;  $\mathbf{W}_i$  为第  $i$  帧图像对应的运动变换矩阵;  $x_c$  为目标场景的单谱段图像;  $s$  为低分辨率图像总帧数;  $\mathbf{N}_i$  为加性噪声。

## 2.2 传统超分辨率算法模型

超分辨率重建目标的过程即是根据低分辨率图像序列  $\mathbf{Y}$ , 通过反卷积等方法, 重建高分辨率图像  $\mathbf{X}$ 。根据最大后验概率估计理论, 超分辨率重建可用概率密度函数求解形式表示, 相应的表达式为

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmax}} \{p(\mathbf{X} | \mathbf{Y})\} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmax}} \{p(\mathbf{X}, \mathbf{Y})\}, \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{X} = \{x_r, x_g, x_b\}$  为由 RGB 三谱段构成的高分辨率多光谱图像;  $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_s\}$  为低分辨率多光谱图像序列, 每个低分辨率图像  $y_i = \{y_{i,r}, y_{i,g}, y_{i,b}\}$  由 RGB 三谱段构成;  $p(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  为联合概率密度函数;  $p(\mathbf{X} | \mathbf{Y})$  为成像退化模型。

在传统超分辨率算法中, 通常将联合概率密度函数分解为

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) p(\mathbf{X}), \quad (3)$$

式中:  $p(\mathbf{X})$  为图像先验信息, 通常的先验信息为全变分先验。

在成像退化模型中, 通常假设图像噪声为高斯白噪声<sup>[31]</sup>, 此时  $p(\mathbf{Y} | \mathbf{X})$  的数学表达式为

$$\begin{cases} p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^s \prod_{c=r,g,b} p(y_{i,c} | x_c, \eta_i) \\ p(y_{i,c} | x_c, \eta_i) \propto \eta_i^{\frac{n_{lr}}{2}} \exp\left(-\frac{\eta_i}{2} \|y_{i,c} - \mathbf{SKW}_i x_c\|_2^2\right) \end{cases}, \quad (4)$$

式中:  $\eta_i$  为衡量噪声大小的超参数;  $n_{lr}$  为单谱段低分辨率图像  $y_{i,c}$  所包含的像素数量。

图像先验信息代表图像的某种统计规律。其中, 全变分先验在超分辨率过程中可有效保护图像边缘与纹理等图像高频信息<sup>[32]</sup>, 故被广泛使用, 其表现形式为

$$\begin{cases} p(\mathbf{X}) = \prod_{c=r,g,b} p(x_c | \eta_{tv}) \\ p(x_c | \eta_{tv}) \propto \eta_{tv}^{\frac{n_{hr}}{2}} \exp\left(-\frac{\eta_{tv}}{2} \|\nabla x_c\|_1\right) \end{cases}, \quad (5)$$

式中:  $n_{hr}$  为单谱段高分辨率图像  $x_c$  所包含的像素数量;  $\eta_{tv}$  为用于调整权重的超参数;  $\nabla x_c$  为  $x_c$  的梯度值。

## 2.3 基于联合先验的改进算法模型

在多光谱遥感图像超分辨率重建中, 现有超分辨率算法由于对光谱相关性利用不足, 故其重建图像易出现色差与伪影。同时, 由于无法有效区分高频信息中的噪声与边缘信息, 故其重建结果易出现阶梯效应<sup>[32]</sup>。

针对以上问题, 本文在现有超分辨率算法的基础上, 增加了交叉通道先验与暗通道先验, 提出了多先验联合超分辨率算法。所提算法的联合概率密度函数为

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) p(\mathbf{X} | x_r, x_g, x_b) \times \prod_{c=r,g,b} [p(x_c | \eta_{iv}) p(x_c | \eta_d)], \quad (6)$$

式中:  $p(\mathbf{X} | x_r, x_g, x_b)$  为图像交叉通道先验模型<sup>[34]</sup>对应的概率密度函数, 用于描述多光谱图像不同光谱波段之间的相关性;  $\eta_d$  为暗通道先验超参数。  $p(\mathbf{X} | x_r, x_g, x_b)$  的引入可有效防止多光谱图像出现色差与伪影, 图像交叉通道先验的概率密度函数形式为

$$p(\mathbf{X} | x_r, x_g, x_b) \propto \frac{1}{Z(\eta_{rgb})} \times \exp\left(-\frac{\eta_{rgb}}{2} \sum_{c \neq l} \|\nabla x_c \cdot x_l - \nabla x_l \cdot x_c\|_1\right), \quad (7)$$

式中:  $l = r, g, b$  用于表示图像的 RGB 谱段类型;  $x_c$  和  $x_l$  分别对应  $x$  的不同谱段;  $\eta_{rgb}$  为函数的超参数, 用于调节该先验项在超分辨率重建中的权重;  $Z(\eta_{rgb})$  为与参数  $\eta_{rgb}$  相关的归一化常数。

$p(x_c | \eta_d)$  为改进的暗通道先验<sup>[35]</sup>, 该先验基于图像全局统计特性, 与图像的像素值大小有关, 与图像梯度分布特性无关, 与全变分先验联合使用, 可有效抑制全变分先验产生的阶梯效应。该先验的表现形式为

$$p(x_c | \eta_d) \propto \eta_d^{\frac{n_{hr}}{2}} \exp\left(-\frac{\eta_d}{2} \|\mathbf{D}_{dc} x_c\|_0\right), \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{D}_{dc}$  为大小为  $n_{hr} \times n_{hr}$  的矩阵;  $\mathbf{D}_{dc} x_c$  用于表示图像  $x_c$  每个像素点对应的暗通道值, 即

$$\mathbf{D}_{dc}(u, : ) x_c = \min_{v \in N(u)} x_c(v), \quad (9)$$

式中:  $u$  和  $v$  为像素点的指针;  $N(u)$  为以  $u$  为中心的区域。

在 PAN 等<sup>[35]</sup>研究的基础上, 统计了 200 张高分辨率图像与对应低分辨率图像 (数据库为 BSD100 和 Urban100) 的暗通道值, 发现高分辨率图像的平均暗通道值小于低分辨率图像的平均暗通道值, 相关统计结果如图 2 所示。因此, 通过  $L_0$  范

数最小化约束图像暗通道,能够有效抑制噪声,进而提升超分辨率算法的重建效果。

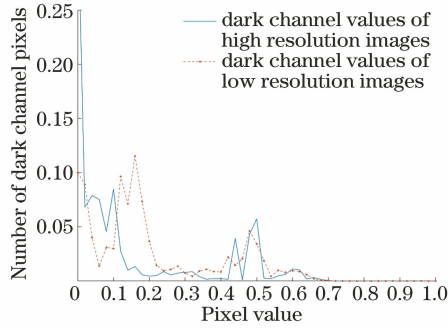


图 2 高分辨率图像与低分辨率图像的暗通道值统计

Fig. 2 Statistics for dark channel values of high resolution images and low resolution images

### 3 超分辨率算法优化与实现

所提的超分辨率算法主要通过共轭梯度法进行求解,但由于算法引入的交叉通道先验、全变分先验和暗通道先验无法直接求导,因此需要对算法进行优化。

#### 3.1 超分辨率算法优化

在式(2)图像  $\mathbf{X}$  的求解过程中,需要通过交替求解的方法分别对 RGB 三谱段进行估计。每个谱段的求解方法类似,下面将以  $\mathbf{x}_r$  为未知量,将  $\mathbf{x}_g$  和  $\mathbf{x}_b$  作为已知量,对  $\mathbf{x}_r$  的求解过程进行说明。

将式(6)代入式(2)进行求解,利用对数操作将式(2)转换为最小化优化问题,即

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_r = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}_r} \{ & -\ln p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) - \\ & \ln p(\mathbf{X} | \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_g, \mathbf{x}_b) - \\ & \ln p(\mathbf{x}_r | \eta_v) - \ln p(\mathbf{x}_r | \eta_d) \}. \end{aligned} \quad (10)$$

将概率密度函数公式(4)~(8)代入式(10),根据凸优化原理,可去除与  $\mathbf{x}_r$  无关的部分,则式(10)右边可简化为代价函数形式,即

$$\begin{aligned} E(\mathbf{x}_r) = & \sum_{i=1}^s \eta_i \| \mathbf{y}_{i,r} - \mathbf{SKW}_i \mathbf{x}_r \|_2^2 + \\ & \sum_{l \neq r} \eta_{\text{rgb}} \| \nabla \mathbf{x}_r \cdot \mathbf{x}_l - \nabla \mathbf{x}_l \cdot \mathbf{x}_r \|_1 + \\ & \eta_{\text{tv}} \| \nabla \mathbf{x}_r \|_1 + \eta_d \| \mathbf{D}_{\text{dc}} \mathbf{x}_r \|_0. \end{aligned} \quad (11)$$

在式(11)中,交叉通道先验、全变分先验使用  $L_1$  范数,暗通道先验使用  $L_0$  范数,本文先对以上先验项进行优化,再进行求解。

##### 3.1.1 交叉通道先验优化

交叉通道先验用于描述不同谱段之间的相关性,其表达式包含多个谱段信息。在求解  $\mathbf{x}_r$  谱段的时候,可将  $\mathbf{x}_g$  与  $\mathbf{x}_b$  谱段视为已知量,此时交叉通道

先验项可写为

$$\begin{aligned} & \sum_{l \neq r} \| \nabla \mathbf{x}_r \cdot \mathbf{x}_l - \nabla \mathbf{x}_l \cdot \mathbf{x}_r \|_1 = \\ & \sum_{l \neq r} ( \| \Delta_h \mathbf{x}_r \cdot \mathbf{x}_l - \Delta_h \mathbf{x}_l \cdot \mathbf{x}_r \|_1 + \\ & \| \Delta_v \mathbf{x}_r \cdot \mathbf{x}_l - \Delta_v \mathbf{x}_l \cdot \mathbf{x}_r \|_1 ) = \\ & \sum_{l \neq r} ( \| \mathbf{D}_l \Delta_h \mathbf{x}_r - \mathbf{D}_{h,l} \mathbf{x}_r \|_1 + \\ & \| \mathbf{D}_l \Delta_v \mathbf{x}_r - \mathbf{D}_{v,l} \mathbf{x}_r \|_1 ), \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $\Delta_h$  和  $\Delta_v$  为水平与垂直梯度计算矩阵;  $\mathbf{D}_l$  为以谱段图像  $\mathbf{x}_l$  为对角线元素的对角矩阵;  $\mathbf{D}_{h,l}$  和  $\mathbf{D}_{v,l}$  分别为以  $\Delta_h \mathbf{x}_l$  和  $\Delta_v \mathbf{x}_l$  为对角线元素的对角矩阵。

使用最大化最小值(MM)方法<sup>[36]</sup>对  $L_1$  范数进行优化处理,引入辅助变量  $\mathbf{W}_{l,h}$  与  $\mathbf{W}_{l,v}$ ,则有

$$\begin{cases} \| \mathbf{D}_l \Delta_h \mathbf{x}_r - \mathbf{D}_{h,l} \mathbf{x}_r \|_1 \approx \\ \frac{[(\mathbf{D}_l \Delta_h - \mathbf{D}_{h,l}) \mathbf{x}_r]^2 + \mathbf{W}_{l,h}^2}{2\mathbf{W}_{l,h}}, \\ \mathbf{W}_{l,h} = \operatorname{diag} \left\{ \sqrt{[(\mathbf{D}_l \Delta_h - \mathbf{D}_{h,l}) \mathbf{x}_r]^2 + \varepsilon} \right\} \end{cases}, \quad (13)$$

$$\begin{cases} \| \mathbf{D}_l \Delta_v \mathbf{x}_r - \mathbf{D}_{v,l} \mathbf{x}_r \|_1 \approx \\ \frac{[(\mathbf{D}_l \Delta_v - \mathbf{D}_{v,l}) \mathbf{x}_r]^2 + \mathbf{W}_{l,v}^2}{2\mathbf{W}_{l,v}}, \\ \mathbf{W}_{l,v} = \operatorname{diag} \left\{ \sqrt{[(\mathbf{D}_l \Delta_v - \mathbf{D}_{v,l}) \mathbf{x}_r]^2 + \varepsilon} \right\} \end{cases}, \quad (14)$$

式中:  $\varepsilon = 0.0001$ ;  $\operatorname{diag}(\cdot)$  为对角矩阵。式(13)、(14)可用于替代式(11)中的交叉通道先验项。

##### 3.1.2 全变分先验优化

图像的全变分先验可近似写为

$$\| \nabla \mathbf{x}_r \|_1 = \sqrt{(\Delta_h \mathbf{x}_r)^2 + (\Delta_v \mathbf{x}_r)^2}, \quad (15)$$

使用 MM 方法进行优化处理,引入辅助变量  $\mathbf{W}_{\text{tv}}$ ,则有

$$\begin{cases} \| \nabla \mathbf{x}_r \|_1 \approx \frac{[\sqrt{(\Delta_h \mathbf{x}_r)^2 + (\Delta_v \mathbf{x}_r)^2}]^2 + \mathbf{W}_{\text{tv}}^2}{2\mathbf{W}_{\text{tv}}}, \\ \mathbf{W}_{\text{tv}} = \operatorname{diag} [\sqrt{(\Delta_h \mathbf{x}_r)^2 + (\Delta_v \mathbf{x}_r)^2 + \varepsilon}] \end{cases}. \quad (16)$$

##### 3.1.3 暗通道先验优化

使用半二次分解法<sup>[37]</sup>处理  $L_0$  范数,引入辅助向量  $\mathbf{g}$  与参数  $\mu$ ,则有

$$\| \mathbf{D}_{\text{dc}} \mathbf{x}_r \|_0 \approx \mu \| \mathbf{D}_{\text{dc}} \mathbf{x}_r - \mathbf{g} \|_2^2 + \| \mathbf{g} \|_0, \quad (17)$$

其中,辅助向量  $\mathbf{g}$  的值的求解公式为

$$\tilde{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{g}} \mu \| \mathbf{D}_{\text{dc}} \mathbf{x}_r - \mathbf{g} \|_2^2 + \| \mathbf{g} \|_0, \quad (18)$$

因此,  $\mathbf{g}$  的表达式为

$$\mathbf{g} = \begin{cases} \mathbf{D}_{dc} \mathbf{x}_r, & \mathbf{D}_{dc} \mathbf{x}_r \geq \frac{1}{\mu}, \\ \mathbf{0}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

当  $\mu$  趋向无限大时,式(17)等式成立。因此,可通过不断放大  $\mu$  进行多次迭代来逼近  $\mathbf{D}_{dc} \mathbf{x}_r$  的真实值。

### 3.2 超分辨率算法实现流程

所提的超分辨率算法的实现主要包含超参数估计、辅助向量估计和图像估计三个过程。

将改进后的  $L_1$  范数与  $L_0$  范数表达式代入式(11),通过欧拉-拉格朗日方程计算导数,可获得多光谱 R 谱段图像  $\mathbf{x}_r$  的求解公式,即

$$\mathbf{Z} \mathbf{x}_r = \sum_{i=1}^s \eta_i (\mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{W}_i)^T \mathbf{y}_{i,r} + \eta_d \mu \mathbf{D}_{dc}^T \mathbf{g}, \quad (20)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{Z} = & \sum_{i=1}^s \eta_i [(\mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{W}_i)^T \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{W}_i] + \\ & \eta_{iv} (\mathbf{A}_h^T \mathbf{W}_{iv}^{-1} \mathbf{A}_h + \mathbf{A}_v^T \mathbf{W}_{iv}^{-1} \mathbf{A}_v) + \eta_d \mu \mathbf{D}_{dc}^T \mathbf{D}_{dc} + \\ & \sum_{l \neq r} \eta_{rgb} [(\mathbf{D}_l \mathbf{A}_h - \mathbf{D}_{h,l})^T \mathbf{W}_{l,h}^{-1} (\mathbf{D}_l \mathbf{A}_h - \mathbf{D}_{h,l}) + \\ & (\mathbf{D}_l \mathbf{A}_v - \mathbf{D}_{v,l})^T \mathbf{W}_{l,v}^{-1} (\mathbf{D}_l \mathbf{A}_v - \mathbf{D}_{v,l})]. \end{aligned} \quad (21)$$

在超分辨率重建过程中,由于输入图像的特点不同,故各先验项在重建过程中所占的权重也不同,可根据输入自适应地调整。重建过程中涉及到的权重参数主要有图像噪声超参数  $\eta_i$ 、全变分先验超参数  $\eta_{iv}$ 、图像交叉通道先验超参数  $\eta_{rgb}$  和暗通道先验超参数  $\eta_d$ 。

超参数  $\eta_i$  与  $\eta_{iv}$  均服从 Gamma 分布,其自适应取值为

$$\eta_i = \frac{n_p}{\|\mathbf{y}_i - \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{M}_i \mathbf{x}\|_2^2}, \quad (22)$$

$$\eta_{iv} = \frac{P^2 n_p}{\sum \|\nabla \mathbf{x}\|_1}, \quad (23)$$

式中: $P$  为图像水平方向与垂直方向的超分辨率放大倍数; $n_p$  为图像  $\mathbf{y}_i$  所具有的像素数量。

超参数  $\eta_{rgb}$  与  $\eta_d$  目前主要根据经验确定,取值分别为

$$\begin{cases} \eta_{rgb} = 10^{-3} \cdot \bar{\eta}_i, \\ \eta_d = 0.1 \cdot \eta_{iv} \end{cases}, \quad (24)$$

式中: $\bar{\eta}_i$  为超参数  $\eta_i$  的平均值。

多先验联合多光谱遥感图像超分辨率算法总流程如图 3 所示,其中  $t$  为算法迭代次数。

## 4 实验结果与分析

首先,使用真实遥感数据对所提算法进行验证,

Input: low resolution images  $\{\mathbf{Y}_i\}$ ;

Initialize  $\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{J}_1$  (bicubic upsampling);

While  $\|\mathbf{x}^{(t)} - \mathbf{x}^{(t-1)}\|_2 / \|\mathbf{x}^{(t)}\|_2 > 0.0001$  do

Estimate  $\{\eta_i\}, \eta_{rgb}, \eta_{iv}, \eta_d$  by solving Eqs. (22)–(24);

Estimate  $\mathbf{W}_{l,h}, \mathbf{W}_{l,v}, \mathbf{W}_{iv}$  by solving Eqs. (13), (14), (16);

While  $\mu < \mu_{\max}$  do

Estimate  $\mathbf{D}_{dc}$  by solving Eq. (9);

Estimate  $\mathbf{g}$  by solving Eq. (19);

Estimate  $\mathbf{x}^{(t)}$  by solving Eq. (20);

$\mu = 2\mu$ ;

End while

$\mathbf{x}^{(t+1)} = \mathbf{x}^{(t)}$ ;

$t = t + 1$ ;

End while

Output:  $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(t)}$ .

图 3 暗通道与交叉通道多先验联合多光谱超分辨率算法总流程

Fig. 3 General flow of dark channel and cross channel based multi-prior combined multi-spectral super-resolution algorithm

并与已有的多种算法进行综合对比。然后,为量化算法性能,采用仿真图像,使用客观评价指标峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 对仿真结果进行评价。实验中所用的算法主要有双立方插值算法 (Bicubic)、基于全变分先验的超分辨率算法<sup>[38]</sup> (TVSR)、基于色差先验的多光谱图像超分辨率算法 (CASR)、基于暗通道先验的图像超分辨率算法 (DCSR)、基于交叉通道先验的多光谱图像超分辨率算法<sup>[39]</sup> (CCSR) 和所提的多先验联合多光谱超分辨率算法 (MPSR)。

### 4.1 真实数据超分辨率重建实验

采用真实拍摄图像对算法进行验证,选取三组典型实验数据,分别源于航空气球遥感、飞机遥感<sup>[40]</sup> 和 MDSP 数据集<sup>[41]</sup>, 图像光谱为 RGB 三谱段, 图像大小分别为 250 pixel  $\times$  250 pixel、200 pixel  $\times$  200 pixel、138 pixel  $\times$  115 pixel。对三组图像进行倍数为 2 的超分辨率重建, 不同算法重建结果对比如图 4~6 所示。

观察所提算法与其他算法的重建效果, 可以发现: 1) 全变分先验算法与暗通道先验算法由于缺乏谱段相关性约束, 故重建图像与原始图像光谱不一

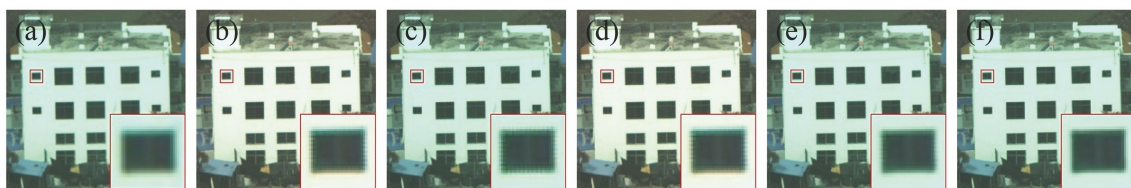


图 4 航空遥感数据的重建结果对比。(a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

Fig. 4 Comparison of reconstruction results of aerial remote sensing data. (a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

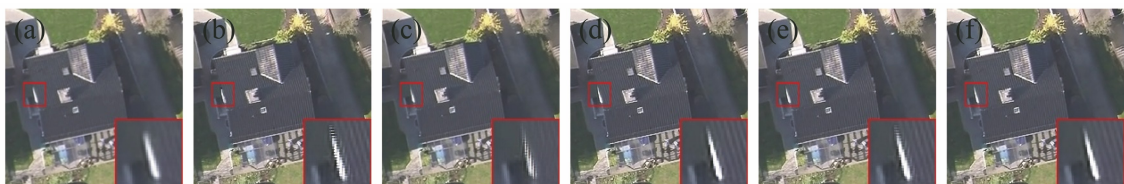


图 5 飞机遥感数据的重建结果对比。(a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

Fig. 5 Comparison of reconstruction results of aircraft remote sensing data. (a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

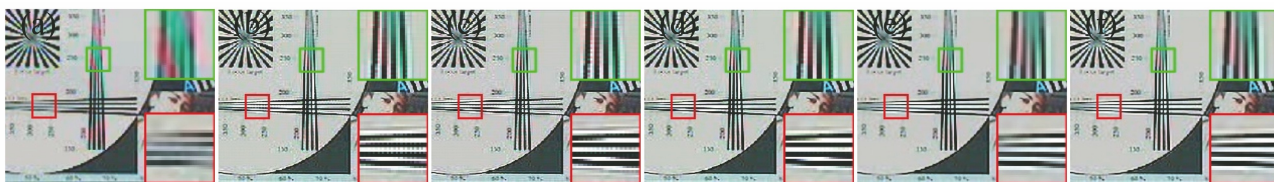


图 6 MDSP 数据的重建结果对比。(a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

Fig. 6 Comparison of reconstruction results of MDSP data. (a) Bicubic; (b) TVSR; (c) CASR; (d) DCSR; (e) CCSR; (f) MPSR

致,如图 4(b)、(d)所示,而所提算法可有效防止光谱失真,如图 4(f)所示;2)双立方插值算法边缘模糊,其他四种对比算法在边缘区域有明显锯齿状伪影,而所提算法可有效地抑制伪影,如图 4(f)、图 5(f)、图 6(f)所示;3)交叉通道先验算法的图像细节恢复能力有限,如图 6(e)所示,而所提算法有较好的细节恢复能力,如图 6(f)所示。

实验结果表明,所提算法可实现图像边缘信息恢复、图像纹理信息恢复、噪声抑制、阶梯效应抑制和色差抑制,相比其他算法可进一步提升图像重建质量。

实验的硬件环境为单 CPU、2.8 GHz 主频、16 GB 内存。软件环境为 MATLAB 2017b。

除插值算法外,4 种对比算法和所提的联合先验算法的处理时间:1)对于图 4,分别为 1862,1984,1963,1825,2134 s;2)对于图 5,分别为 1568,1444,1880,1272,1924 s;3)对于图 6,分别为 5100,5220,5400,5040,6000 s。与常规全变分等先验算法相比,所提算法由于需要增加暗通道与交叉通道相关的运算过程,故算法运行时间增加了约 20%。

## 4.2 仿真实验重建效果分析

为对重建效果进行量化评价,基于仿真图像,开展了实验验证。选取了  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$  大小的原始高分辨率多光谱遥感图像,根据图像退化模型仿真生成 4 组不同类型的低分辨率图像序列,分别仿真不同信噪比噪声和色差干扰下的降质多光谱图像。实验所用多光谱图像如图 7 所示。

使用多种算法对图 6 中 4 组降质图像序列进行倍数为 2 的超分辨率重建,并与原始高清图像对比,通过 MATLAB 自带函数计算重建结果的 PSNR 和 SSIM,实验结果如表 1 和表 2 所示。

从表 1 和表 2 中可以发现:在低信噪比(10 dB)下,暗通道先验算法重建图像有较好效果;在中信噪比(25 dB)和色差干扰情况下,交叉通道先验算法重建图像效果较好;在高信噪比(40 dB)下,色差先验算法重建图像效果较好;所提算法在各种情况下,都取得了最优的重建效果。综上所述,所提的多先验联合算法能够增强算法对噪声、色差的适应能力,进一步提升算法重建图像的质量。

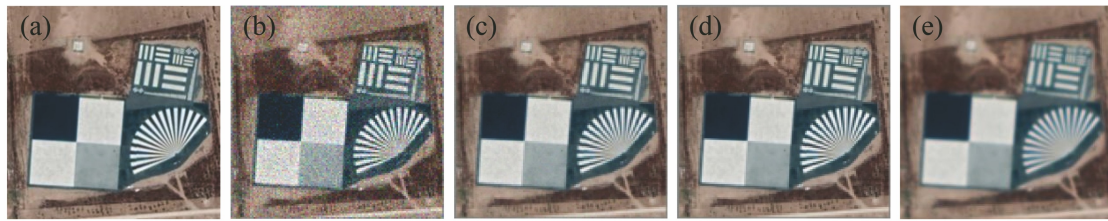


图 7 仿真实验所用多光谱图像。(a)原始高清图像;(b) 10 dB 信噪比低分辨率图像;(c) 25 dB 信噪比低分辨率图像;(d) 40 dB 信噪比低分辨率图像;(e)带有色差的低分辨率图像

Fig. 7 Multi-spectral images used in simulation experiment. (a) Original high resolution image; (b) low resolution image with 10 dB signal-to-noise ratio; (c) low resolution image with 25 dB signal-to-noise ratio; (d) low resolution image with 40 dB signal-to-noise ratio; (e) low resolution image with chromatic aberration

表 1 噪声与色差条件下超分辨率算法 PSNR 对比

Table 1 Comparison of PSNRs of super-resolution algorithms with different noises or chromatic aberrations

Test term	PSNR /dB					
	Bicubic	TVSR	CASR	DCSR	CCSR	MPSR
10 dB signal-to-noise ratio	21.20	23.47	23.48	25.35	23.23	26.11
25 dB signal-to-noise ratio	23.63	30.82	30.83	30.95	31.32	32.07
40 dB signal-to-noise ratio	23.74	33.37	33.81	33.09	33.19	34.42
Chromatic aberration	20.80	20.46	21.43	21.26	23.55	24.65

表 2 噪声与色差条件下超分辨率算法 SSIM 对比

Table 2 Comparison of SSIMs of super-resolution algorithms with different noises or chromatic aberrations

Test term	SSIM					
	Bicubic	TVSR	CASR	DCSR	CCSR	MPSR
10 dB signal-to-noise ratio	0.6834	0.7477	0.7479	0.8299	0.8015	0.8915
25 dB signal-to-noise ratio	0.8702	0.9469	0.9470	0.9505	0.9635	0.9654
40 dB signal-to-noise ratio	0.8813	0.9784	0.9798	0.9779	0.9796	0.9819
Chromatic aberration	0.6515	0.6706	0.6922	0.7813	0.8024	0.8083

## 5 结 论

结合多光谱遥感成像特点,开展了宽适应多光谱图像超分辨率算法的研究。在全变分先验的基础上,引入图像暗通道先验和交叉通道先验,提出了多先验联合多光谱超分辨率重建算法。利用全变分先验较好的边缘保持能力,可实现图像高频纹理信息的恢复。利用暗通道先验的全局统计特性和稀疏特性,可实现图像的噪声抑制。交叉通道先验充分利用图像谱段间相关性,实现了图像的色差抑制。基于真实与仿真图像的实验表明,相比已有算法,所提算法在不同信噪比和色差影响下,重建结果的峰值信噪比和结构相似性均有提高,且基于真实图像的重建结果,细节更加清晰,重建效果较好。所提算法可克服多光谱遥感所面临的噪声与色差干扰等问题,可兼顾实现纹理恢复、噪声抑制和色差校正,提高图像重建质量。

然而,受限于算法框架,所提算法在运行过程中会涉及大量大型稀疏矩阵的存储和运算,这将产生

巨大的时间开销。因此,在未来的研究中将针对该问题,对算法框架进行优化,以提升算法效率。

## 参 考 文 献

- [1] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36.
- [2] Rohith G, Kumar L S. Paradigm shifts in super-resolution techniques for remote sensing applications [J]. The Visual Computer, 2021, 37 (7): 1965-2008.
- [3] Liu H, Gu Y F, Wang T F, et al. Satellite video super-resolution based on adaptively spatiotemporal neighbors and nonlocal similarity regularization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(12): 8372-8383.
- [4] Chen N, Sui L C, Zhang B, et al. Single satellite imagery superresolution based on hybrid nonlocal similarity constrained convolution sparse coding [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 7489-

- 7505.
- [5] Dong W S, Fu F Z, Shi G M, et al. Hyperspectral image super-resolution via non-negative structured sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 2337-2352.
- [6] Mullah H U, Deka B, Prasad A V V. Fast multi-spectral image super-resolution via sparse representation[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(12): 2833-2844.
- [7] Hardiansyah B, Lu Y. Single image super-resolution via multiple linear mapping anchored neighborhood regression[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(19): 28713-28730.
- [8] Gao G W, Zhu D, Lu H M, et al. Robust facial image super-resolution by kernel locality-constrained coupled-layer regression [J]. *ACM Transactions on Internet Technology*, 2021, 21(3): 67.
- [9] Kanakaraj S, Nair M S, Kalady S. Adaptive importance sampling unscented Kalman filter with kernel regression for SAR image super-resolution[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4004305.
- [10] Wen B H, Kamilov U S, Liu D H, et al. Deepcasd: an end-to-end approach for multi-spectral image super-resolution [C] // 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, April 15-20, 2018, Calgary, AB, Canada. New York: IEEE Press, 2018: 6503-6507.
- [11] Arun P V, Buddhiraju K M, Porwal A, et al. CNN based spectral super-resolution of remote sensing images[J]. *Signal Processing*, 2020, 169: 107394.
- [12] Jiang K, Wang Z Y, Yi P, et al. GAN-based multi-level mapping network for satellite imagery super-resolution [C] // 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, July 8-12, 2019, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2019: 526-531.
- [13] Bhat G, Danelljan M, van Gool L, et al. Deep burst super-resolution [C] // 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. New York: IEEE Press, 2021: 9205-9214.
- [14] Jiang Y H, Lu Y W, Dong L L, et al. Multi-frame image super-resolution algorithm based on small amount of data [C] // 2020 IEEE 5th International Conference on Image, Vision and Computing, July 10-12, 2020, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2020: 118-122.
- [15] Ji X Z, Cao Y, Tai Y, et al. Real-world super-resolution via kernel estimation and noise injection [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 1914-1923.
- [16] Umer R M, Foresti G L, Micheloni C. Deep generative adversarial residual convolutional networks for real-world super-resolution [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 1769-1777.
- [17] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 105-114.
- [18] Pan Z, Tan Z, Lü Q B. A deep multi-frame super-resolution network for dynamic scenes [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(7): 3285.
- [19] Bhat G, Danelljan M, Yu F, et al. Deep reparametrization of multi-frame super-resolution and denoising [EB/OL]. (2021-08-18) [2021-08-19]. <https://arxiv.org/abs/2108.08286>.
- [20] Arefin M R, Michalski V, St-Charles P L, et al. Multi-image super-resolution for remote sensing using deep recurrent networks [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 816-825.
- [21] Fritsche M, Gu S H, Timofte R. Frequency separation for real-world super-resolution [C] // 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop, October 27-28, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 3599-3608.
- [22] Hou X, Wang P, An W. Frequency domain super-resolution of staggered imaging system [J]. *Proceedings of SPIE*, 2021, 11781: 117810Y.
- [23] Fan C, Wu C Y, Li G, et al. Projections onto convex sets super-resolution reconstruction based on point spread function estimation of low-resolution remote sensing images [J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 362.
- [24] Ma Z J, Ren G Q. Projection onto the convex sets model based on non-downsampling contourlet transform and high-frequency iteration [J]. *Electronics Letters*, 2020, 56(20): 1054-1056.
- [25] Ye D J, Zhou B, Zhong B Y, et al. POCS-based super-resolution image reconstruction using local gradient constraint [C] // ISICDM 2019: Proceedings of the Third International Symposium on Image Computing and Digital Medicine, August 24-26, 2019, Xi'an, China. New York: ACM Press, 2019:



- 274-277.
- [26] Irmak H, Akar G B, Yuksel S E. A MAP-based approach for hyperspectral imagery super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27 (6): 2942-2951.
- [27] Zhang C Z, Feng H J, Xu Z H, et al. Multi-frame image super resolution with natural image prior[C]//2018 IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing, July 13-15, 2018, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2018: 287-291.
- [28] do Nascimento T P, Salles E O T. Multi-frame super-resolution combining demons registration and regularized Bayesian reconstruction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 2009-2013.
- [29] Villena S, Vega M, Babacan S D, et al. Bayesian combination of sparse and non-sparse priors in image super resolution[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(2): 530-541.
- [30] Liu C, Sun D Q. On Bayesian adaptive video super resolution [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36 (2): 346-360.
- [31] Pickup L C, Capel D P, Roberts S J, et al. Bayesian methods for image super-resolution [J]. *The Computer Journal*, 2007, 52(1): 101-113.
- [32] Khattab M M, Zeki A M, Alwan A A, et al. Multi-frame super-resolution: a survey [C] //2018 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, December 13-15, 2018, Madurai, India. New York: IEEE Press, 2018: 18882192.
- [33] Xu Z G, Ma Q, Yuan F X. Single color image super-resolution using sparse representation and color constraint[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2020, 31(2): 266-271.
- [34] Heide F, Rouf M, Hullin M B, et al. High-quality computational imaging through simple lenses [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(5): 149-151.
- [35] Pan J S, Sun D Q, Pfister H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1628-1636.
- [36] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T, Oliveira J P. Total variation-based image deconvolution: a majorization-minimization approach [C] //2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings, May 14-19, 2006, Toulouse, France. New York: IEEE Press, 2006: 9209295.
- [37] Xu L, Lu C W, Xu Y, et al. Image smoothing via  $L_0$  gradient minimization [C] //Proceedings of the 2011 SIGGRAPH Asia Conference on-SA'11, December 12-15, 2011, Hong Kong, China. New York: ACM Press, 2011: 1-12.
- [38] Herold I, Young S S. Super-resolution for color imagery[C] //2017 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, October 10-12, 2017, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2017: 18078955.
- [39] Shi S, Xiangli B, Yin Z S. Multiframe super-resolution of color images based on cross channel prior[J]. *Symmetry*, 2021, 13(5): 901.
- [40] Meuel H, Munderloh M, Reso M, et al. Mesh-based piecewise planar motion compensation and optical flow clustering for ROI coding [J]. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, 2015, 4: e13.
- [41] Farsiu S, Elad M, Milanfar P. Multiframe demosaicing and super-resolution of color images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15 (1): 141-159.