

基于集中稀疏表示的天文图像超分辨率重建

段亚康, 罗林, 李金龙*, 高晓蓉

西南交通大学物理科学与技术学院, 四川 成都 610031

摘要 针对天文图像成像分辨率低的问题, 基于集中稀疏表示图像超分辨率重建理论, 提出一种层次聚类字典训练和相似约束的天文图像超分辨率重建算法。在字典训练阶段, 采用新的基于层次的聚类算法对样本图像块进行归类, 对每类图像块进行独立训练得到多个紧凑型字典。在图像重建阶段, 通过抑制稀疏编码噪声提高稀疏编码系数的准确性, 并利用图像的非局部自相似性对重建图像的稀疏系数进行合理估计。此外, 通过构建非局部自相似正则化项对图像重建过程进行全局约束。仿真结果表明, 该算法可以有效地改善天文图像的分辨率, 重建图像在主观视觉效果和客观评价指标上都要优于其他传统的超分辨率重建算法。

关键词 图像处理; 天文图像; 超分辨率; 稀疏表示; 层次聚类; 自相似性

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.221004

Super-Resolution Reconstruction of Astronomical Images Based on Centralized Sparse Representation

Duan Yakang, Luo Lin, Li Jinlong*, Gao Xiaorong

School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China

Abstract This study proposes a super-resolution reconstruction algorithm with hierarchical clustering dictionary training and similar constraints for astronomical images, according to the theory of centralized sparse representation based image super-resolution reconstruction, thereby solving the problem of low imaging resolution of the astronomical images. In the dictionary training phase, a novel hierarchical clustering algorithm is used for classifying the sample image patches. Further, each image patch is independently trained to obtain multiple compact dictionaries. In the image reconstruction stage, the accuracy of the sparse coding coefficients is improved by suppressing the sparse coding noise. Subsequently, the sparse coefficients of the reconstructed image can be reasonably estimated based on the non-local self-similarity of the image. In addition, the image reconstruction process is globally constrained by the construction of non-local self-similar regularization terms. The experimental results denote that the proposed algorithm can effectively improve the resolution of astronomical images. Furthermore, the subjective visual effects and objective evaluation indicators of the reconstructed images are observed to be superior to those obtained by using other traditional super-resolution reconstruction algorithms.

Key words image processing; astronomical image; super-resolution; sparse representation; hierarchical clustering; self-similarity

OCIS codes 100.3020; 100.6640; 110.3010

1 引言

天文图像是由天文望远镜等设备所观测得到的外太空各种天体的图像, 高质量的天文图像对科学研究、宇宙探索、天文学以及物理学的发展有着至关

重要的作用。然而, 天文图像在成像过程中容易受到大气湍流^[1]、光子及电子噪声^[2]、成像分辨率低^[3]等因素的影响, 从而产生退化, 严重影响到对观测目标的识别与分析。其中, 针对成像设备分辨率低所导致的天文图像退化, 可以通过增大望远镜的口径

收稿日期: 2019-04-12; 修回日期: 2019-05-13; 录用日期: 2019-05-17

基金项目: 国家自然科学基金(61471304)

* E-mail: jinlong_lee@126.com

来获得高分辨率的图像,但这会带来较高的制造和维护成本。因此,通过图像后处理技术提高天文图像的分辨率显得尤为重要。

超分辨率重建是指从退化的单帧或多帧低分辨率图像中恢复出高分辨率图像的图像处理技术^[4]。图像超分辨率重建算法可以分为基于插值、基于重建和基于学习的算法^[5-7]。基于插值的算法利用周围的像素信息对高分辨率图像进行估计,重建速度比较快,但重建图像过于平滑并且图像边缘会产生锯齿效应^[8]。基于重建的算法利用图像的先验信息对重建过程进行约束,重建效果较插值法有所改善^[9]。基于学习的算法通过学习高、低分辨率图像间的对应关系来重建高分辨率图像,可以获得更高的重建质量^[10]。

Chang 等^[11]利用高、低分辨率图像块具有相似的流形特征,通过低分辨率图像块的近邻特征来估计高分辨率图像。Yang 等^[12-13]将稀疏表示的方法引入到图像超分辨率重建中,利用低分辨率图像的稀疏系数得到高分辨率图像。Zeyde 等^[14]对 Yang 算法进行了改进,使用主成分分析(PCA)对图像块进行降维处理并采用 K-SVD 算法进行字典学习,提高了图像重建效果。Timofte 等^[15]提出锚定邻域回归(ANR)算法,缩短了图像重建时间。Dong 等^[16]对样本图像块进行 K 均值聚类训练得到多字典,并将自回归约束和非局部自相似性约束引入到图像重建中,恢复出更多的图像细节。此外,Dong 等^[17]还建立了非局部集中稀疏表示(NCSR)模型,通过抑制稀疏编码噪声提高图像重建效果。Chu 等^[18]通过提取图像的小波特征进行聚类字典训练,并将这一方法应用于磁共振图像的超分辨率重建中。

传统的均值聚类在进行字典训练时需要设置初始聚类中心和聚类数,不同的初始值对训练字典和重建效果的影响较大。因此,本文提出一种基于层次聚类字典训练和集中稀疏表示的超分辨率重建算法,并将其应用于天文图像分辨率的提高中。在样本图像块分类中,使用基于层次的聚类算法,以获得更好的聚类效果,然后采用 K-SVD 算法对聚类后的图像块进行字典训练。此外,建立天文图像的集中稀疏表示模型,利用图像的非局部自相似性估计高分辨率图像的稀疏系数,从而抑制稀疏编码噪声。引入非局部自相似约束项,以进一步提高图像重建质量。仿真结果表明,本文算法可以较好地重建出高分辨率的天文图像。

2 基本原理

图像超分辨率重建旨在从退化的低分辨率图像中尽可能精确地恢复出高分辨率图像。设实际获取的低分辨率图像为 \mathbf{y} ,原始高分辨率图像为 \mathbf{x} ,则图像退化模型可以表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{S} 为下采样算子; \mathbf{H} 为模糊算子; \mathbf{n} 为加性噪声。可以看出图像超分辨率重建是一个不适定性问题,需要借助图像的先验知识对图像重建过程进行约束。

2.1 基于稀疏表示的图像超分辨率重建

自然图像的局部图像块具有稀疏特性,可以表示为字典中少量原子的线性组合^[19]。设 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ 为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 大小的图像块的矢量形式, i 表示图像块序号, \mathbf{R}^n 为 n 维欧氏空间,过完备字典 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, m 为字典中的原子数,则图像块可以稀疏表示为

$$\mathbf{x}_i \approx \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_i, \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}_i$ 为图像块的稀疏表示系数。 $\boldsymbol{\alpha}_i$ 可以通过稀疏编码来求解,即

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_i = \underset{\boldsymbol{\alpha}_i}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{x}_i - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_i\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_i\|_1 \}, \quad (3)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_i$ 为重建图像块的稀疏表示系数; λ 为正则化参数。当整幅图像被划分为 N 个相互重叠的图像块时,通过所有局部重建图像块可以得到整幅重建图像,即

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{D} \cdot \hat{\boldsymbol{\alpha}} = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{R}_i^T \mathbf{D} \hat{\boldsymbol{\alpha}}_i, \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}$ 为重建图像。为了后续表示方便,定义了简写符号“ \cdot ”; $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 表示重建图像稀疏表示系数; \mathbf{R}_i 为相应图像块的提取矩阵。

结合(1)式所示的图像退化模型,可以得到基于稀疏表示的超分辨率重建模型,即求解如下的最小化问题:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \underset{\boldsymbol{\alpha}}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_1 \}, \quad (5)$$

其中 $\boldsymbol{\alpha}$ 为图像稀疏表示系数,等式右边第一项为误差项,第二项为稀疏约束项。将求出的 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 代入(4)式即可得到最终的重建图像。

2.2 图像的非局部自相似性

Glasner 等^[20]研究发现,有超过 90% 的 5×5 大小的图像块存在着 9 个或更多的相似图像块。在图像复原中引入图像的这种非局部自相似的特性,可以提高重建图像的质量。具体而言,在整幅图像中搜寻

L 个与图像块 x_i 相似的图像块 $x_{i,l}$, 其中 l 为相似图像块序号, $l = 1, 2, \dots, L$, 相似误差分别为 $e_{i,l} = \|x_i - x_{i,l}\|_2^2$ 。设 \mathbf{x}_i 为图像块 x_i 的中心像素值, $\mathbf{x}_{i,l}$ 为相似图像块 $x_{i,l}$ 的中心像素值, 则 \mathbf{x}_i 可以估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \sum_{l=1}^L w_{i,l} \mathbf{x}_{i,l}, \quad (6)$$

式中: $w_{i,l} = \exp(-e_{i,l}/h_1) / \sum_{l=1}^L \exp(-e_{i,l}/h_1)$ 为权重因子; h_1 为常数。

3 基于集中稀疏表示的超分辨率重建

单一的冗余字典在图像的稀疏表达中缺乏准确性, 为了提高图像块与字典间的适应性, Yang 等^[21] 利用 K 均值聚类的方法对图像块进行聚类划分, 并针对每类图像块训练独立的紧凑型字典, 在重建阶段针对不同的图像块选择最合适的字典进行稀疏表示, 有效地提高了图像重建质量。为了进一步提高图像聚类质量, 采用基于层次的聚类算法对样本图像块进行聚类划分, 并采用集中稀疏表示和自相似性约束结合的方法进行图像重建。

3.1 基于层次聚类的字典训练

层次聚类是一种通过一定的链接方式对数据集进行层次划分的聚类方法, 与常见的均值聚类相比, 层次聚类无需设置初始聚类中心和聚类数, 聚类结果比较稳定。采用凝聚层次聚类算法进行图像块聚类划分, 这是一种自底向上的层次聚类方式^[22]。聚类过程如图 1 所示, 先将每个图像样本归为一个类簇, 计算各类簇间的距离, 用 d_{IJ} 表示类簇 C_I 与 C_J 的间距, 将距离最近的两类合并为一类, 然后不断地合并距离最近的两个类簇, 直至聚类间距达到设定的阈值 Z 为止。

层次聚类的结果可以通过树状图进行直观表达, 图 2 所示为 15 幅图像块的聚类树状图, 其中根节点表示整个数据集, 中间节点表示类簇数据, 树状图的高度表示聚类间距。从树状图中可以清楚地看到层次聚类的整个过程, 为了达到理想的聚类效果, 可以通过改变聚类间距的阈值来调整层次聚类的结果。为了避免离群点和噪声点对聚类结果的影响, 聚类间距采用平均相关系数来衡量, 计算公式为

$$d_{IJ} = \frac{1}{N_I N_J} \sum_{x_i \in C_I, x_j \in C_J} \rho(x_i, x_j), \quad (7)$$

式中: x_i, x_j 分别为类簇 C_I, C_J 中的图像样本; N_I, N_J 为对应类簇内的样本数量; $\rho(\cdot)$ 为相关系数。

通过层次聚类将图像块进行聚类后, 针对每类图

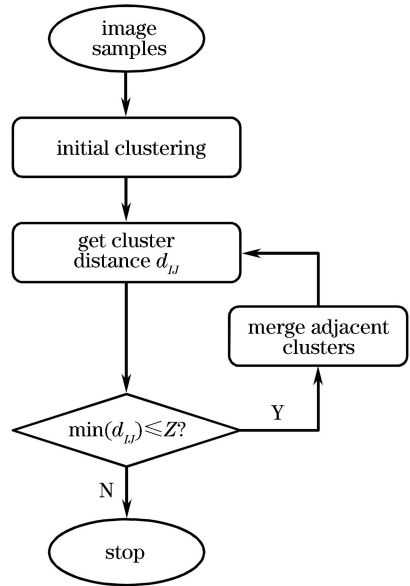


图 1 凝聚层次聚类流程图

Fig. 1 Flowchart of agglomerative hierarchical clustering

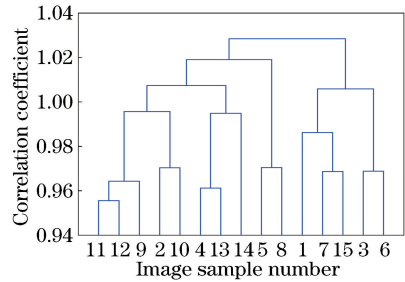


图 2 层次聚类树状图

Fig. 2 Hierarchical clustering tree

像块进行单独的字典训练。Dong 等^[16-17] 通过 PCA 算法进行多字典训练, 这种算法具有较短的训练时间, 但重建图像的质量不高。本文采用 K-SVD 算法^[23] 对不同类别的图像块进行独立训练得到多个紧凑型字典, 在保证训练速度的同时提高了字典的质量。K-SVD 字典训练过程即求解下面的优化问题:

$$\begin{aligned} [\mathbf{D}, \boldsymbol{\alpha}] &= \underset{\mathbf{D}, \boldsymbol{\alpha}}{\operatorname{argmin}} \| \mathbf{x} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha} \|_F^2, \\ \text{s.t. } & \| \boldsymbol{\alpha}_i \|_0 \leq T_0, \end{aligned} \quad (8)$$

其中 T_0 为稀疏度。通过奇异值分解和正交匹配追踪算法对 \mathbf{D} 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 进行交替优化, 最终得到最优解。在图像重建阶段, 通过计算图像块与聚类中心的聚类间距判断图像块的类别, 从而确定对应的字典。

3.2 集中稀疏表示

Dong 等^[17] 研究表明, 稀疏表示的超分辨率重建效果在很大程度上依赖于稀疏编码噪声的水平。稀疏编码噪声定义为

$$n_\alpha = \hat{\boldsymbol{\alpha}} - \boldsymbol{\alpha}_x, \quad (9)$$

式中： α_x 为原始高分辨率图像稀疏系数。由(9)式可以看出，通过抑制稀疏编码噪声，重建图像更加接近原始图像，从而提高了图像的重建质量。然而实际情况中 α_x 是未知的，需要进行合理估计才能得到稀疏编码噪声。将估计的稀疏编码噪声项加入(5)式得到集中稀疏表示模型，即

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{SHD} \circ \alpha \|_2^2 + \lambda \| \alpha \|_1 + \gamma \sum_{i=1}^N \| \alpha_i - \hat{\alpha}_{x,i} \|_p \right\}, \quad (10)$$

式中： γ 为平衡参数； $\hat{\alpha}_{x,i}$ 为原始高分辨率图像块稀疏系数的估计； p 为范数，设置为 1。式中第二项为稀疏约束项，然而在多字典的稀疏表示中，每个图像块都是在对应的紧凑字典下进行稀疏编码的，相当于对其他字典的稀疏系数为 0，即已经满足稀疏性的要求，因此可以删除第二项，(10)式变为

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{SHD} \circ \alpha \|_2^2 + \gamma \sum_{i=1}^N \| \alpha_i - \hat{\alpha}_{x,i} \|_1 \right\}. \quad (11)$$

为了获得原始图像稀疏系数的良好估计，利用图像的非局部自相似性，通过相似图像块稀疏系数的线性组合来表示 $\hat{\alpha}_{x,i}$ 。重建图像块可以通过相似图像块进行表示，即

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \sum_{l=1}^L \delta_{i,l} \mathbf{x}_{i,l}, \quad (12)$$

式中： $\delta_{i,l} = \exp(-e_{i,l}/h_2) / \sum_{l=1}^L \exp(-e_{i,l}/h_2)$ 为权值因子； h_2 为常数。再利用图像块对应的字典，就可以求解得到稀疏系数，即

$$\hat{\alpha}_{x,i} = \mathbf{D}_i^T \sum_{l=1}^L \delta_{i,l} \mathbf{x}_{i,l}. \quad (13)$$

式中： \mathbf{D}_i 为第 i 个图像块对应的字典； T 表示转置。

3.3 超分辨率重建

将非局部自相似约束项加入到集中稀疏表示模型中，可得到完整的超分辨率重建模型，即

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{SHD} \circ \alpha \|_2^2 + \gamma \sum_{i=1}^N \| \alpha_i - \hat{\alpha}_{x,i} \|_1 + \eta \sum_{i=1}^N \| \mathbf{x}_i - \sum_{l=1}^L \omega_{i,l} \mathbf{x}_{i,l} \|_2^2 \right\}, \quad (14)$$

式中： η 为平衡参数。为了方便表示，将第三项写成矩阵形式，改写为

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{SHD} \circ \alpha \|_2^2 + \right.$$

$$\left. \gamma \sum_{i=1}^N \| \alpha_i - \hat{\alpha}_{x,i} \|_1 + \eta \| (\mathbf{I} - \mathbf{B}) \mathbf{D} \circ \alpha \|_2^2 \right\}, \quad (15)$$

式中： \mathbf{I} 为单位矩阵； \mathbf{B} 为权值矩阵。将(15)式中的第一项和第三项合并，可以得到

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{KD} \circ \alpha \|_2^2 + \gamma \sum_{i=1}^N \| \alpha_i - \hat{\alpha}_{x,i} \|_1 \right\}, \quad (16)$$

式中： $\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$ ； $\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \mathbf{SH} \\ \gamma(\mathbf{I} - \mathbf{B}) \end{bmatrix}$ 。

(16)式所示为 L_1 范数最小化问题，可以通过迭代收缩算法^[24]进行有效求解。具体的求解过程如下：

- 1) 将低分辨率图像的插值图像作为初始重建图像 $\hat{\mathbf{x}}^{(0)}$ ；
- 2) 对图像进行分块，并通过计算图像块与聚类中心的间距对图像块进行归类，再根据对应的字典求出初始稀疏系数 $\alpha_i^{(0)}$ ；
- 3) 利用非局部自相似性计算权值矩阵 \mathbf{B} 和原始图像稀疏系数估计 $\hat{\alpha}_{x,i}$ ；
- 4) 通过软阈值算法迭代更新图像块的稀疏系数，即

$$\alpha_i^{(k+1)} = \mathcal{S}_{\tau}(\mathbf{v}_i^{(k)} - \hat{\alpha}_{x,i}) + \hat{\alpha}_{x,i}, \quad (17)$$

式中： $\alpha_i^{(k+1)}$ 为第 $k+1$ 次迭代中第 i 个图像块稀疏系数； $\mathcal{S}_{\tau}(\cdot)$ 为软阈值算子，阈值 $\tau = \gamma/2$ ； $\mathbf{v}^{(k)} = (\mathbf{KD})^T(\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{KD} \circ \alpha^{(k)}) + \alpha^{(k)}$ ， $\alpha^{(k)}$ 为第 k 次迭代中图像的稀疏系数；

- 5) 将求解的 $\hat{\alpha}_i$ 代入(4)式得到最终的重建高分辨率图像。

4 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性，针对天文图像进行 3 倍超分辨率重建实验，并将重建结果与常见的超分辨率重建方法的结果进行对比，常见的重建方法包括双三次插值法、基于稀疏表示的方法(ScSR)^[13]、Zeyde 方法^[14]、锚定邻域回归的方法(ANR)^[15]、自适应稀疏域选取与正则化的方法(ASDS)^[16] 和非局部集中稀疏表示的方法(NCSR)^[17]。重建图像的效果采用主观视觉感受和客观评价指标结合的方式进行评判，客观评价指标为峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)。实验在 Intel Xeon E3 3.30 GHz CPU 的计算机上进行，

仿真软件为 MATLAB R2017a。

4.1 实验参数设置

将采用哈勃望远镜所拍摄的 4 幅天文图像以及卫星图作为测试图像集,如图 3 所示,其中“Jupiter”图和“Satellite”图像像素大小为 360×360 ,其余 3 幅图像像素大小为 256×256 。对原始图像通过尺寸为 7×7 、标准差为 1.6 的高斯滤波核进行模糊处理,将在水平和竖直方向上进行 3 倍下采样后的图像作为低分辨率图像。在字典训练阶段,选取哈勃图像库中的 9 幅不同类型的天文图像作为训练样本集,从中随机提取 50000 个 7×7 大小的图像块进行层次聚类和 K-SVD 字典学习。

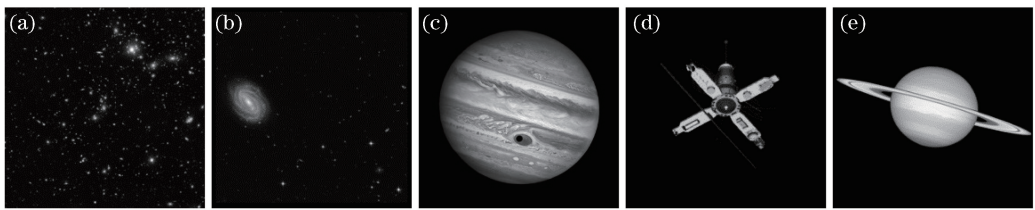


图 3 测试图像集。(a)星团;(b)星系;(c)木星;(d)卫星;(e)土星

Fig. 3 Test image set. (a) Cluster; (b) Galaxy; (c) Jupiter; (d) Satellite; (e) Saturn

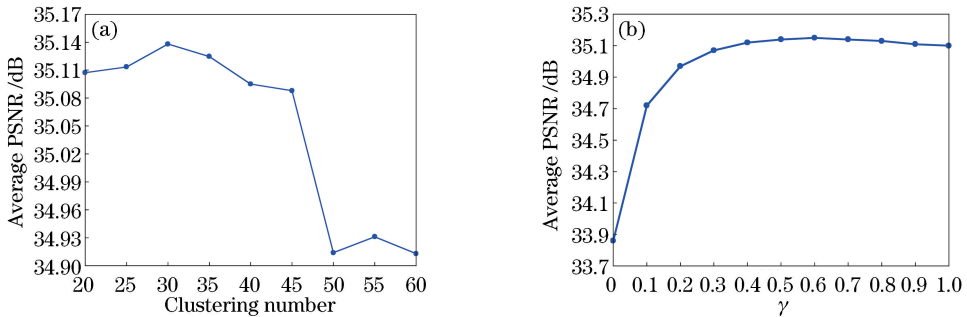


图 4 不同实验参数对重建结果影响。(a)聚类数;(b) γ

Fig. 4 Effects of different experimental parameters on reconstruction results. (a) Clustering number; (b) γ

4.2 实验结果分析

采用不同的算法对测试图像集进行超分辨率重建实验,其中“Satellite”图和“Saturn”图的超分辨率重建图像如图 5 和图 6 所示。从放大的图像局部细节中可以看出,双三次插值法的重建效果最差,重建图像比较模糊。ScSR 算法虽然可以恢复出一定的图像细节,但在图像边缘会产生明显的振铃现象。Zeyde、ANR 算法重建的图像虽然没有出现明显的振铃现象,但会产生一些多余的细节。ASDS、NCSR 算法以及本文算法能够较好地保留边缘清晰度和图像结构,其中,本文算法可以恢复出更多的图像细节,图像边缘更加清晰。与其他算法相比,本文算法的重建图像具有更好的视觉效果。

为了进一步验证本文算法的有效性,计算不同

不同的聚类数对图像重建结果的影响较大,过少的聚类数会降低类簇内的样本相似性,过多的聚类数会导致部分类簇因样本不足而影响训练字典质量。图 4(a)所示为测试图像集在不同聚类数目下的重建结果,可以看到当聚类数目为 30 时,重建图像平均 PSNR 达到最大值。此外,超分辨率重建模型(16)式中的平衡参数 γ 也影响着图像的重建效果。如图 4(b)所示,随着 γ 的逐渐增加,重建图像的平均 PSNR 先逐渐增大然后降低,在 0.6 附近达到最大值,此时图像重建误差与稀疏编码噪声达到了平衡,图像重建效果稳定且良好。

算法重建图像的 PSNR 和 SSIM,结果如表 1 和表 2 所示。从表中可以看出,在不同测试图像的重建实验中,插值法的重建效果最差,在 PSNR 和 SSIM 上都要低于其他基于学习的重建算法,而本文算法的 PSNR 和 SSIM 则都达到了最大值。具体而言,本文算法的平均 PSNR 达到了 35.15 dB,平均 SSIM 达到了 0.9312,比重建效果最好的 NCSR 算法分别提高了 0.18 dB 和 0.0031,证明了本文算法进行天文图像超分辨率重建的有效性。

表 3 所示为本文算法与 ANR、ASDS、NCSR 算法重建时间的对比,可以看出 ANR 算法由于利用投影矩阵直接进行低分辨率图像重建,因此消耗时间最短。本文算法所消耗的时间要高于 ANR 算法和 ASDS 算法,与 NCSR 算法的重建时间间接

近,但是本文算法在重建图像的质量上要优于其他算法。

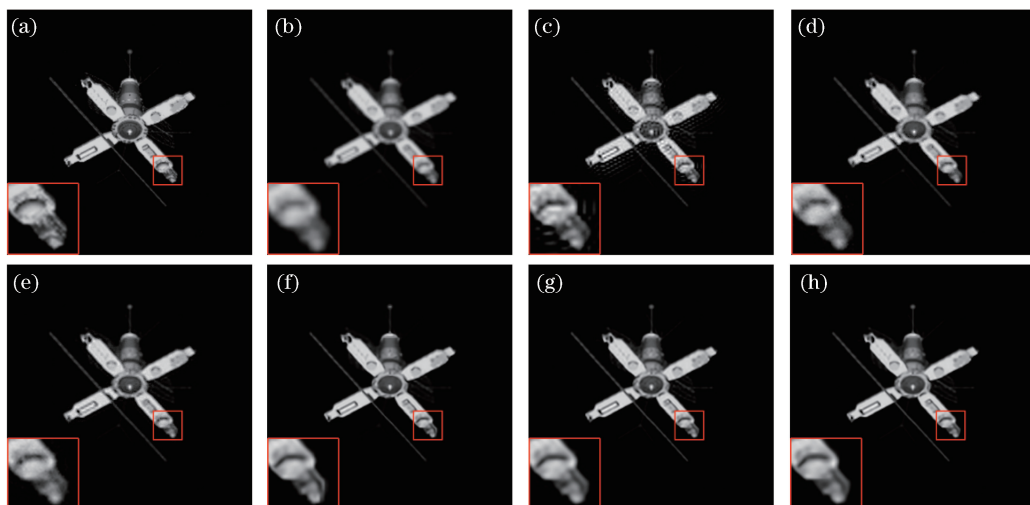


图 5 Satellite 图 3 倍超分辨率重建结果。(a)原始图像;(b)双三次插值算法;(c) ScSR 算法;(d) Zeyde 算法;(e) ANR 算法;(f) ASDS 算法;(g) NCSR 算法;(h)本文算法

Fig. 5 Super-resolution reconstruction results of Satellite with scale factor of 3. (a) Original image; (b) bicubic interpolation algorithm; (c) ScSR algorithm; (d) Zeyde algorithm; (e) ANR algorithm; (f) ASDS algorithm; (g) NCSR algorithm; (h) proposed algorithm

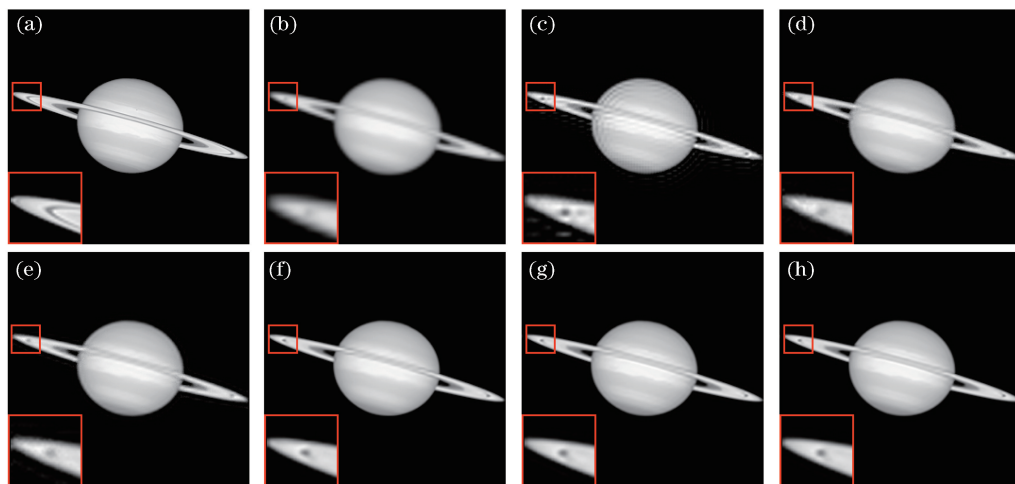


图 6 Saturn 图 3 倍超分辨率重建结果。(a)原始图像;(b)双三次插值算法;(c) ScSR 算法;(d) Zeyde 算法;(e) ANR 算法;(f) ASDS 算法;(g) NCSR 算法;(h)本文算法

Fig. 6 Super-resolution reconstruction results of Saturn with scale factor of 3. (a) Original image; (b) bicubic interpolation algorithm; (c) ScSR algorithm; (d) Zeyde algorithm; (e) ANR algorithm; (f) ASDS algorithm; (g) NCSR algorithm; (h) proposed algorithm

表 1 不同方法重建图像的 PSNR 对比

Table 1 Comparison of PSNR of reconstructed images obtained by different methods

dB

Image	Bicubic	ScSR	Zeyde	ANR	ASDS	NCSR	Proposed method
Cluster	25.64	26.81	28.36	28.27	28.45	28.97	29.12
Galaxy	33.57	35.37	37.38	37.24	37.33	38.15	38.35
Jupiter	31.74	34.25	35.20	35.36	35.72	36.05	36.06
Satellite	28.17	33.19	34.07	34.50	37.31	37.46	37.69
Saturn	27.24	31.30	32.99	32.35	34.07	34.23	34.51

Average	29.28	32.18	33.60	33.54	34.58	34.97	35.15
---------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

表2 不同方法重建图像的SSIM对比

Table 2 Comparison of SSIM of reconstructed images obtained by different methods

Image	Bicubic	ScSR	Zeyde	ANR	ASDS	NCSR	Proposed method
Cluster	0.6578	0.6618	0.7633	0.7624	0.7727	0.7913	0.7999
Galaxy	0.9062	0.9027	0.9412	0.9401	0.9394	0.9471	0.9505
Jupiter	0.8824	0.9058	0.9246	0.9274	0.9298	0.9357	0.9362
Satellite	0.9428	0.9470	0.9738	0.9742	0.9857	0.9877	0.9885
Saturn	0.9403	0.9245	0.9703	0.9614	0.9797	0.9787	0.9807
Average	0.8659	0.8684	0.9146	0.9131	0.9215	0.9281	0.9312

表3 不同方法重建时间对比

Table 3 Comparison of reconstruction time of different methods

Image	ANR	ASDS	NCSR	Proposed method
Cluster	0.3	190.2	355.5	362.5
Galaxy	0.3	157.2	337.3	348.3
Jupiter	0.6	331.7	702.4	680.3
Satellite	0.7	374.8	681.4	665.8
Saturn	0.3	183.1	348.8	335.6
Average	0.4	247.4	485.1	478.5

5 结 论

提出了一种改进的基于集中稀疏表示的超分辨率重建算法,实现了天文图像的超分辨率重建。使用凝聚层次聚类图像块划分和K-SVD字典训练的方法,获得了重建效果更佳的多类字典。通过抑制稀疏编码噪声,得到了更加准确的稀疏系数。此外,利用图像的自相似性构建正则化项,将其结合到图像重建模型中。天文图像的实验结果表明,与传统超分辨率重建算法相比,本文算法具有更好的重建效果,能够恢复出更多的图像细节。在未来的工作中,将对聚类算法进行改进,以进一步提高图像重建质量和重建效率。

参 考 文 献

- [1] Hirsch M, Harmeling S, Sra S, *et al.* Online multi-frame blind deconvolution with super-resolution and saturation correction [J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2011, 531(A&A): A9.
- [2] Liu Q S, Bai J, Yu F H. Astronomical image denoising by means of improved adaptive backtracking-based matching pursuit algorithm [J]. *Applied Optics*, 2014, 53(32): 7796-7803.
- [3] Li Z, Peng Q Y, Bhanu B, *et al.* Super resolution for astronomical observations [J]. *Astrophysics and Space Science*, 2018, 363(5): 92.

- [4] Gong R, Wang Y, Cai Y L, *et al.* How to deal with color in super resolution reconstruction of images [J]. *Optics Express*, 2017, 25(10): 11144-11156.
- [5] Li M, Nguyen T Q. Markov random field model-based edge-directed image interpolation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(7): 1121-1128.
- [6] Shi W J. TGV regularized super resolution reconstruction for infrared remote sensing image [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(9): 091004.
时文俊. 红外遥感图像TGV正则化超分辨率重建 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(9): 091004.
- [7] Liu J Y, Yang W H, Zhang X F, *et al.* Retrieval compensated group structured sparsity for image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, 19(2): 302-316.
- [8] Thapa D, Raahemifar K, Bobier W R, *et al.* A performance comparison among different super-resolution techniques [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2016, 54: 313-329.
- [9] Li L, Xie Y, Hu W R, *et al.* Single image super-resolution using combined total variation regularization by split Bregman iteration [J]. *Neurocomputing*, 2014, 142: 551-560.
- [10] Qiu K, Yi B S, Xiang M, *et al.* Collaborative sparse dictionary learning for reconstruction of single image super resolution [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(9): 0910002.
邱康, 易本顺, 向勉, 等. 协作稀疏字典学习实现单幅图像超分辨率重建 [J]. *光学学报*, 2018, 38(9): 0910002.
- [11] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y M. Super-resolution through neighbor embedding [C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004., June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE, 2004: 8152809.

- [12] Yang J C, Wright J, Huang T, *et al.* Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 10139952.
- [13] Yang J C, Wright J, Huang T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [14] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale-up using sparse-representations [M]//Boissonnat J D, Chenin P, Cohen A, *et al.* Curves and surfaces. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, 6920: 711-730.
- [15] Timofte R, De V, Gool L V. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution [C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE, 2013: 1920-1927.
- [16] Dong W S, Zhang L, Shi G M, *et al.* Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1838-1857.
- [17] Dong W S, Zhang L, Shi G M, *et al.* Nonlocally centralized sparse representation for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(4): 1620-1630.
- [18] Chu J H, Hu F S, Zhang J Q, *et al.* An improved single-frame super-resolution algorithm for magnetic resonance image [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051009.
- 褚晶辉, 胡风硕, 张佳祺, 等. 一种改进的单帧磁共振图像超分辨率算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051009.
- [19] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [20] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image [C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, September 29-October 2, 2009, Kyoto, Japan. New York: IEEE, 2009: 349-356.
- [21] Yang S Y, Liu Z Z, Wang M, *et al.* Multitask dictionary learning and sparse representation based single-image super-resolution reconstruction [J]. Neurocomputing, 2011, 74(17): 3193-3203.
- [22] Xu R, Wunsch II D. Survey of clustering algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(3): 645-678.
- [23] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [24] Daubechies I, Defrise M, de Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2004, 57(11): 1413-1457.