

# 基于多尺度非局部约束的单幅图像超分辨率算法

潘宗序<sup>1</sup> 禹晶<sup>1</sup> 肖创柏<sup>2</sup> 孙卫东<sup>1</sup>

**摘要** 多尺度结构自相似性是指图像中的大量物体具有相同尺度以及不同尺度相似结构的性质. 本文提出了一种基于多尺度非局部约束的单幅图像超分辨率算法, 结合多尺度非局部方法和多尺度字典学习方法将蕴含在图像多尺度自相似结构中的附加信息加入到重建图像中. 多尺度非局部方法在图像金字塔的不同层中搜索相似图像块, 并利用多尺度相似图像块间的关系建立非局部约束项, 通过正则化约束获取多尺度自相似结构中的附加信息; 多尺度字典学习方法将图像金字塔作为字典学习的样本, 通过字典学习使样本中的多尺度相似图像块在字典下具有稀疏表示形式, 从而获取多尺度自相似结构中的附加信息. 实验表明, 与 ScSR、SISR、NLBP、CSSS、ASDSAR 和 mSSIM 等算法相比, 本文的算法取得了更好的超分辨率重建效果.

**关键词** 超分辨率, 多尺度结构自相似性, 稀疏表示, 非局部方法

**引用格式** 潘宗序, 禹晶, 肖创柏, 孙卫东. 基于多尺度非局部约束的单幅图像超分辨率算法. 自动化学报, 2014, 40(10): 2233–2244

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2014.02233

## Single-image Super-resolution Algorithm Based on Multi-scale Nonlocal Regularization

PAN Zong-Xu<sup>1</sup> YU Jing<sup>1</sup> XIAO Chuang-Bai<sup>2</sup> SUN Wei-Dong<sup>1</sup>

**Abstract** Multi-scale structural self-similarity refers to that there are many similar structures in the same image, which are either in the same scale or across different scales. In this paper, a single-image super-resolution method based on multi-scale nonlocal regularization is proposed. In this method, the multi-scale nonlocal and the multi-scale dictionary learning methods are combined to add the extra information exploited from multi-scale similar structures into the reconstructed image. The multi-scale nonlocal method exploits extra information from multi-scale similar structures by searching for similar patches in the image pyramid and constructing the multi-scale nonlocal regularization according to the correspondence between multi-scale similar patches. The multi-scale dictionary learning method exploits extra information from multi-scale similar structures by using the image pyramid as training samples in dictionary learning, so that the patches in the pyramid have sparse representations over the learned dictionary. Experimental results demonstrate that the method achieves better image quality compared with ScSR, SISR, NLBP, CSSS, ASDSAR and mSSIM methods.

**Key words** Super-resolution (SR), multi-scale structural self-similarity, sparse representation, nonlocal method

**Citation** Pan Zong-Xu, Yu Jing, Xiao Chuang-Bai, Sun Wei-Dong. Single-image super-resolution algorithm based on multi-scale nonlocal regularization. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(10): 2233–2244

空间分辨率是影响图像质量的一个主要因素, 由于高分辨率图像能够提供更多的细节信息, 因此众多领域都需要获取高分辨率图像. 然而受设备制

造工艺、成像平台环境以及成本等多方面制约, 图像的空间分辨率通常不能满足应用的需求. 在遥感领域, 成像平台具有一定高度并且成像环境较为复杂, 遥感图像的空间分辨率通常受到更大的制约, 如何有效提升遥感图像的空间分辨率已成为一个亟待解决的问题. 超分辨率 (Super resolution, SR) 方法通过信号处理手段, 利用多幅或单幅低分辨率 (Low resolution, LR) 图像重建高分辨率 (High resolution, HR) 图像, 从而达到提升图像空间分辨率的目的. 成像设备获取图像的过程可以看作是由 HR 图像到 LR 图像的降质过程, SR 方法解决的问题则是该降质过程的逆过程, 即由 LR 图像重建 HR 图像. SR 方法的关键是在图像重建过程中加入一定的附加信息来弥补降质过程中损失的细节信息. 多幅图像 SR 方法利用多幅 LR 图像所提供的互补信

收稿日期 2013-05-07 录用日期 2014-05-27  
Manuscript received May 7, 2013; accepted May 27, 2014  
国家自然科学基金 (61171117), 国家科技支撑计划项目 (2012BAH31B01), 中国博士后科学基金 (2013M540946), 北京市教育委员会科技计划重点项目 (KZ201310028035) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61171117), National Science and Technology Pillar Program of China (2012BAH31B01), the Postdoctoral Science Foundation of China (2013M540946) and Key Project of the Science and Technology Development Program of Beijing Education Committee of China (KZ201310028035)  
本文责任编辑 黄庆明  
Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming  
1. 清华大学电子工程系 北京 100084 2. 北京工业大学计算机学院 北京 100124  
1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084 2. College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124

息重建 HR 图像<sup>[1-2]</sup>; 单幅图像 SR 方法通过先验知识或样本学习获取附加信息来重建 HR 图像. 由于获取同一时相、同一区域的多幅遥感图像较为困难, 因此对于遥感图像的空间分辨率提升而言, 单幅图像 SR 方法更具有实用性.

近年来广泛认可的单幅图像 SR 方法包括基于稀疏表示的 SR 方法<sup>[3-4]</sup> 和基于结构自相似性的 SR 方法<sup>[5-7]</sup>. 基于稀疏表示的 SR 方法利用图像块在特定字典下具有稀疏表示的特性, 将稀疏性作为附加信息, 构建能够稀疏表示图像块的字典并利用字典重建 HR 图像. Sen 等采用固定的小波基作为字典<sup>[3]</sup>, 由于在这种方法中字典是固定的, 因而缺乏自适应性. 在文献 [4] 中, Yang 等提出了基于稀疏表示的超分辨率 (Super-resolution via sparse representation, ScSR) 算法, 该算法将大量高分辨率图像构成的图像库作为训练样本, 通过字典学习方法构建字典, 提高了字典表示图像块的能力. 但这种算法的运算复杂度较高, 且当图像库不能提供与待处理图像相似的图像块时, 无法保证算法的重建效果. 基于结构自相似性的 SR 方法将图像中广泛存在的自相似结构作为附加信息重建 HR 图像. 图像结构自相似性是指图像中的大量物体具有相同尺度以及不同尺度相似结构的性质. 非局部方法利用相同尺度相似图像块, 在图像中搜索与目标图像块相似的图像块, 并用这些相似图像块对目标图像块进行估计. Protter 等利用非局部方法实现超分重建, 提出了基于非局部约束的 SR 算法, 有效地实现了图像空间分辨率的提升<sup>[5]</sup>. Dong 等通过结合非局部方法与迭代反投影方法 (Iterative back-projection, IBP) 提出了非局部迭代反投影 (Nonlocal iterative back-projection, NLBP) 算法<sup>[6]</sup>, 利用非局部方法构建初始重建图像并将非局部约束加入到误差的反向投影过程中. 文献 [5-6] 仅利用了相同尺度相似图像块, 而没有利用不同尺度相似图像块. Glasner 等提出了不依赖于任何其他附加信息的单幅图像超分辨率 (Single image super-resolution, SISR) 算法, 该算法同时利用了相同尺度以及不同尺度的相似图像块<sup>[7]</sup>, 但算法需要对相似图像块进行配准, 配准的精度会对算法的重建效果产生影响.

文献 [8] 提出了基于自适应字典选取与正则化 (Adaptive sparse domain selection and adaptive regularization, ASDSAR) 的 SR 算法, ASDSAR 算法将图像库中的样本聚类并对每一类分别训练字典, 并通过加入正则化约束项保证重建图像的质量. 文献 [9] 提出了基于压缩感知与结构自相似性 (Compressive sensing and structural self-similarity based method, CSSS) 的单幅图像超分辨率算法, 该算法结合基于稀疏表示的 SR 方法与

基于结构自相似性的 SR 方法, 将初始重建图像作为字典学习的样本, 在压缩感知框架下将蕴含在相同尺度相似图像块中的附加信息加入到重建图像中. 文献 [10] 提出了基于多尺度结构自相似性 (Multi-scale structural self-similarity, mSSIM) 的单幅图像超分辨率算法, 该算法利用了图像中的多尺度自相似结构, 将 LR 图像的多层金字塔作为字典学习的样本, 此外算法在重建模型中加入了非局部约束项, 进一步保证了重建图像的准确性. mSSIM 算法分别利用了金字塔不同层图像中具有不同尺度的相似图像块, 而这种分层学习过程的相对独立性没有充分利用层间的关联性. 为此, 本文提出了一种结合多尺度非局部约束与多尺度字典学习 (Multi-scale nonlocal and dictionary learning, mNLDL) 的单幅图像超分辨率算法, 该算法在图像金字塔中搜索相同尺度以及不同尺度的相似图像块, 利用多尺度非局部方法以及多尺度字典学习方法将蕴含在多尺度自相似结构中的附加信息加入到重建图像中. 多尺度非局部方法在图像金字塔的不同层中搜索相似图像块, 利用不同尺度相似图像块之间的对应关系构建非局部约束项, 在图像重建过程中将多尺度自相似结构中的附加信息加入到重建模型中; 多尺度字典学习方法将图像金字塔作为字典构建过程中的训练样本, 在字典学习阶段将多尺度自相似结构中的附加信息加入到字典中. 本文提出的 mNLDL 算法直接搜索多尺度自相似结构, 利用金字塔不同层图像中高低分辨率图像块之间的对应关系构建多尺度非局部约束项, 并结合多尺度字典学习更加有效地利用了图像中的多尺度自相似结构.

本文后续结构组织如下: 第 1 节介绍基于稀疏表示的超分重建模型; 第 2 节阐述利用图像金字塔构建多尺度非局部约束项以及进行多尺度字典学习的原理与算法; 第 3 节通过实验验证本文算法的有效性; 第 4 节为全文的结论.

## 1 基于稀疏表示的超分重建模型

图像块通常在特定字典下具有稀疏表示形式. 设  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  表示图像块, 若存在矩阵  $\Psi$  以及向量  $\boldsymbol{\alpha}$  使得:

$$\mathbf{x} = \Psi\boldsymbol{\alpha}, \quad \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 = k \ll n \quad (1)$$

则称  $\mathbf{x}$  在  $\Psi$  下具有稀疏表示形式, 其中,  $\Psi = [\boldsymbol{\psi}_1, \dots, \boldsymbol{\psi}_t] \in \mathbf{R}^{n \times t}$  称为字典, 字典中的每一列  $\boldsymbol{\psi}_i$ ,  $i = 1, \dots, t$  称为字典中的一个元素,  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_t]^T \in \mathbf{R}^t$  为稀疏表示系数, 满足  $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0 = k \ll n$ , 这里  $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0$  是指  $\boldsymbol{\alpha}$  中非零元素的个数. 字典学习是在给定一组样本的条件下, 通过求解式 (2) 所示最优化问题来构建字典, 使得样本在字

典下具有稀疏表示形式:

$$\min_{\Psi, A} \left\{ \|X_s - \Psi A\|_F^2 \right\} \text{ s.t. } \forall i, \|\alpha_i\|_0 \leq T \quad (2)$$

其中,  $X_s = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p]$  为样本组成的矩阵,  $A = [\alpha_1, \dots, \alpha_p]$  为稀疏表示系数组成的矩阵,  $T$  为控制  $\alpha_i$  稀疏程度的参数. 常用的字典学习方法有 MOD 算法<sup>[11]</sup> 和 K-SVD 算法<sup>[12]</sup> 等. 设  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^N$  表示 HR 图像,  $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^M$  表示 LR 图像,  $\hat{\mathbf{X}} \in \mathbf{R}^N$  表示重建图像. HR 与 LR 图像之间的关系可以表示为如下形式:

$$\mathbf{Y} = D\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{v} \quad (3)$$

其中,  $D$  为降采样矩阵,  $H$  为模糊矩阵,  $\mathbf{v}$  为加性噪声. 式 (3) 表示 LR 图像可以看成是由 HR 图像经过模糊、降采样以及加入噪声等降质过程获取的. SR 方法实际上是降质过程的逆过程, 即由 LR 图像重建 HR 图像.

基于稀疏表示的 SR 方法是将图像块在特定字典下所具有的稀疏性作为附加信息. 设  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$  表示 HR 图像块,  $\hat{\mathbf{x}}_i \in \mathbf{R}^n$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$  表示重建图像块, 图像与图像块之间的关系表示为  $\mathbf{x}_i = R_i \mathbf{X}$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ , 其中,  $R_i \in \mathbf{R}^{n \times N}$  为抽取矩阵. 重建图像块在字典  $\Psi$  下具有稀疏表示形式,  $\hat{\mathbf{x}}_i = \Psi \hat{\alpha}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ , 其中,  $\hat{\alpha}_i$  为稀疏表示系数. 重建图像可以通过对所有重建图像块进行平均处理获得<sup>[13]</sup>, 为了便于书写, 引入符号 “o”:

$$\hat{\mathbf{X}} = \Psi \circ \hat{\alpha} = \left( \sum_{i=1}^p R_i^T R_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^p (R_i^T \Psi \hat{\alpha}_i) \quad (4)$$

将式 (4) 代入式 (3), 并加入对  $\hat{\alpha}$  稀疏程度的约束项, 基于稀疏表示的 SR 方法的数学模型可以表示为

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \left\{ \|\mathbf{Y} - D\mathbf{H}\Psi \circ \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_{\ell_q} \right\} \quad (5)$$

其中,  $\lambda$  控制稀疏性约束项在代价函数中的权重. 当  $\hat{\alpha}$  足够稀疏时, 在式 (5) 所示最优化问题中  $q = 0$  与  $q = 1$  是等价的<sup>[14]</sup>. 由于  $\ell_0$  范数最小化问题是一个非凸的 NP 难问题, 而  $\ell_1$  范数最小化问题是一个可以求得精确解的凸优化问题, 因此通常选取最小化  $\ell_1$  范数. 通过求解式 (5) 可以得到  $\hat{\alpha}$ , 再将  $\hat{\alpha}$  代入式 (4) 即可得到重建图像.

## 2 基于多尺度非局部约束的超分辨率算法

### 2.1 多尺度结构自相似性

多尺度结构自相似性是指图像中的大量物体具有相同尺度以及不同尺度相似结构的性质, 在图像

中的具体表现为相同尺度以及不同尺度的相似图像块. 多尺度结构自相似性在遥感图像中是非常常见的, 图 1 给出了两幅体现多尺度结构自相似性的图像. 图 1 (a) 为具有显在多尺度结构自相似性的图像, 图中存在大量具有相似结构的车辆, 其中位于同一排的车辆具有相同尺度的相似结构, 位于不同排的车辆具有不同尺度的相似结构; 图 1 (b) 为具有潜在多尺度结构自相似性的图像, 图中不同尺度的建筑物边缘之间体现了潜在多尺度相似结构.



(a) 具有显在多尺度结构自相似性的图例

(a) A typical image with explicit multi-scale structural self-similarity



(b) 具有潜在多尺度结构自相似性的图例

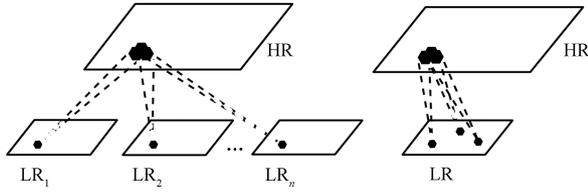
(b) A typical image with implicit multi-scale structural self-similarity

图 1 多尺度结构自相似性在图像中的体现

Fig. 1 Typical images with multi-scale structural self-similarity

图像中相同尺度和不同尺度的自相似结构为超分重建提供了必要的附加信息, 图 2 说明了基于结构自相似性的 SR 方法原理. 图 2 (a) 说明了利用相同尺度相似图像块的 SR 方法原理, 如左图所示, 多幅图像 SR 方法利用多幅 LR 图像中具有亚像素位移的图像块实现超分重建, 在单幅图像中存在诸多具有相同尺度的相似图像块, 利用相同尺度相似图像块就如同利用多幅 LR 图像, 如右图所示. 从这个意义上讲, 利用相同尺度相似图像块的单幅图像 SR 方法与多幅图像 SR 方法在实现超分重建的原理上是一致的. 图 2 (b) 说明了利用不同尺度相似图像块的 SR 方法原理, 假设 HR 图像的尺寸是 LR 图像的  $s$  倍,  $\Omega_1^{\text{LR}}$  与  $\Omega_2^{\text{LR}}$  是 LR 图像中具有不同尺度的相似图像块,  $\Omega_2^{\text{LR}}$  的尺寸为  $\Omega_1^{\text{LR}}$  的  $s$  倍, 它们在 HR 图像中对应的图像块分别是  $\Omega_1^{\text{HR}}$  与  $\Omega_2^{\text{HR}}$ . 由

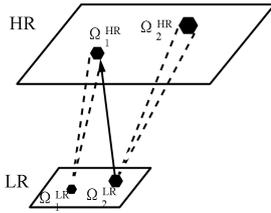
于 HR 图像和 LR 图像之间的比例因子与  $\Omega_2^{\text{LR}}$  和  $\Omega_1^{\text{LR}}$  之间的比例因子相同,  $\Omega_2^{\text{LR}}$  与  $\Omega_1^{\text{HR}}$  完全相同, 因此  $\Omega_2^{\text{LR}}$  就能为  $\Omega_1^{\text{LR}}$  的超分重建提供准确的附加信息, 由此可见, 不同尺度相似图像块提供了高低分辨率图像之间的对应关系。



(a) 利用相同尺度相似图像块的 SR 方法原理

(a) Principle of applying similar image patches of the same

scale to SR reconstruction



(b) 利用不同尺度相似图像块的 SR 方法原理

(b) Principle of applying similar image patches across different scales to SR reconstruction

图 2 基于结构自相似性的 SR 方法原理

Fig. 2 Principle of SR method based on structural self-similarity

图像金字塔是指将图像进行不同尺度的缩放而形成一系列不同分辨率的图像. 在多层金字塔结构中存在大量相同尺度以及不同尺度的相似图像块, 可以利用这些相似图像块提供更多超分重建所需的附加信息. 图 3 直观地说明了多尺度自相似结构在图像金字塔中的体现, 其中,  $\mathbf{X}_0$  表示 LR 图像  $\mathbf{Y}$ ,  $\mathbf{X}_K$  表示初始重建图像  $\hat{\mathbf{X}}$ ,  $\mathbf{X}_0$  上层的图像  $\mathbf{X}_k$ ,  $0 < k \leq K$  是通过插值获得的,  $\mathbf{X}_0$  下层的图像  $\mathbf{X}_k$ ,  $-K \leq k < 0$  是通过模糊以及降采样获得的.  $\mathbf{X}_k$  与  $\hat{\mathbf{X}}$  之间的关系可以表示为如下形式<sup>[7]</sup>:

$$\mathbf{X}_k = D_k H_k \hat{\mathbf{X}} \quad (6)$$

其中,  $D_k$  和  $H_k$  为 HR 图像降质为  $\mathbf{X}_k$  过程中的降采样矩阵和模糊矩阵. 当  $k = 0$  时,  $\mathbf{X}_0 = \mathbf{Y}$ , 此时,  $D_0 = D$ ,  $H_0 = H$ ; 当  $k = K$  时,  $\mathbf{X}_K = \hat{\mathbf{X}}$ , 此时,  $D_K = I$ ,  $H_K = I$ .

## 2.2 多尺度非局部约束与多尺度字典学习

图像金字塔提供了丰富的多尺度自相似结构信息, 本文利用图像金字塔通过多尺度非局部方法和多尺度字典学习方法将蕴含在多尺度自相似结构中

的附加信息加入到重建图像中. 多尺度非局部方法在图像金字塔的不同层图像中搜索相似图像块, 并利用这些图像块构建非局部约束项, 在图像重建过程中将蕴含在多尺度自相似结构中的附加信息通过正则化约束加入到重建模型中; 多尺度字典学习方法将图像金字塔作为构建字典的样本, 在字典学习阶段将蕴含在多尺度自相似结构中的附加信息加入到字典中.

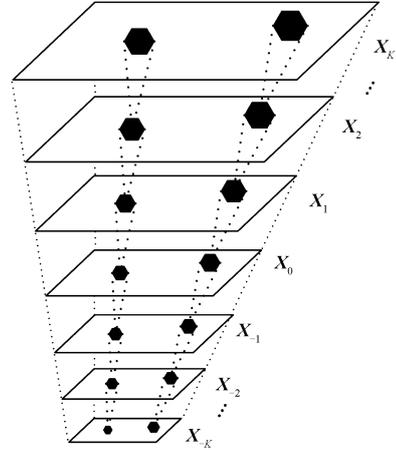


图 3 多尺度自相似结构在图像金字塔中的体现

Fig. 3 Multi-scale self-similarity structures in the image pyramid

SISR 算法在图像金字塔中搜索相似图像块, 并直接利用这些相似图像块实现超分重建. 为了利用相同尺度相似图像块, SISR 算法在同一层图像内搜索相似图像块并将这些图像块进行配准; 为了利用不同尺度相似图像块, SISR 算法在不同层图像中搜索相似图像块, 获取不同尺度相似图像块之间的对应关系. SISR 算法使用同一框架获取图像多尺度自相似结构中的附加信息, 算法的原理如图 4(a) 所示, 设  $\mathbf{X}_K$  中的图像块  $\Omega_1^K$  在  $\mathbf{X}_1$  与  $\mathbf{X}_0$  中对应的图像块分别为  $\Omega_1^1$  与  $\Omega_1^0$ , 在  $\mathbf{X}_{-1}$  中搜索与  $\Omega_1^0$  相似的图像块  $P_1^{-1}$ , 将  $\mathbf{X}_0$  中与  $P_1^{-1}$  对应的图像块  $P_1^0$  作为  $\Omega_1^1$  的相似图像块. SISR 算法通过两种方式利用搜索到的相似图像块, 一种是赋值的方式, 即直接将  $\Omega_1^1$  赋值为  $P_1^0$ ; 另一种是配准的方式, 搜索更多与  $\Omega_1^1$  相似的图像块并将这些相似图像块进行配准, 通过配准后的图像块重建  $\Omega_1^1$ . 同理, 通过在  $\mathbf{X}_{-2}$  中搜索与  $\Omega_1^0$  相似的图像块  $P_2^{-2}$ , 得到  $\Omega_2^2$  在  $\mathbf{X}_0$  中的相似图像块  $P_2^0$ , 并通过赋值和配准两种方式重建  $\Omega_2^2$ . 这两种方式存在的问题是, 前者采用直接赋值的方法是不准确的, 后者需要对相同尺度相似图像块进行配准, 配准的精度会对重建效果产生影响. 尽管 SISR 算法利用了图像中的多尺度自相似结构, 然而

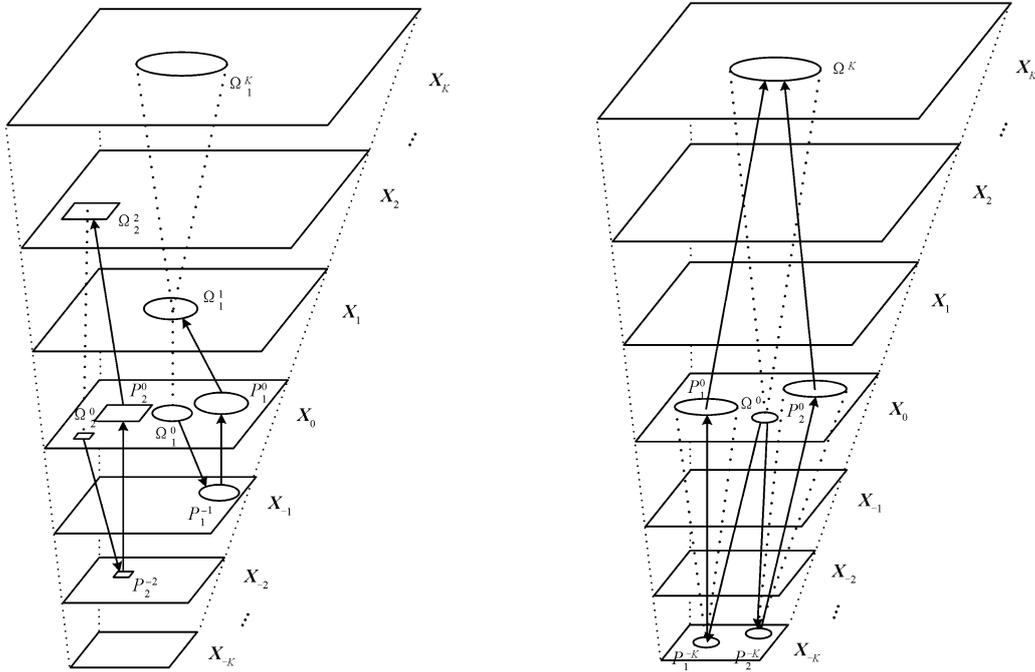
缺乏将多尺度自相似结构中蕴含的附加信息加入到重建图像中的有力工具. 非局部方法利用相同尺度相似图像块构建正则化约束项, 在初始重建图像中搜索与目标图像块相似的图像块并用这些相似图像块对目标图像块进行估计, 将目标的实际值与估计值之间的差值作为非局部约束项. 非局部方法无需对相似图像块进行配准<sup>[5]</sup>, 因此解决了 SISR 算法中配准误差所带来的问题, 但是非局部方法仅利用了图像中的相同尺度相似图像块, 而没有利用不同尺度相似图像块.

本文提出的多尺度非局部方法将 SISR 算法通过图像金字塔获取多尺度自相似结构的思想融入到非局部方法中, 在图像重建过程中利用图像金字塔中的多尺度自相似结构建立多尺度非局部约束项. 图 4(b) 说明了本文多尺度非局部方法的原理, 对于  $\mathbf{X}_K$  中的任意目标图像块  $\Omega^K$ , 设  $\Omega^K$  在  $\mathbf{X}_0$  中对应的图像块为  $\Omega^0$ , 在  $\mathbf{X}_{-K}$  中搜索与  $\Omega^0$  相似的图像块  $P_l^{-K}$ ,  $l = 1, \dots, L$ ,  $\Omega^0$  与  $P_l^{-K}$  之间的距离为  $\epsilon_l$ ,  $P_l^{-K}$  在  $\mathbf{X}_0$  中对应的图像块为  $P_l^0$ ,  $P_l^0$  即为  $\Omega^K$  在  $\mathbf{X}_0$  中的相似图像块. 用  $P_l^0$

估计  $\Omega^K$ , 将目标的实际值与估计值的差值作为正则化约束项, 设  $\chi$  和  $\chi_l$  分别为  $\Omega^K$  和  $P_l^0$  中心像素的灰度值, 用  $\chi_l$  估计  $\chi$ ,  $\chi = \sum_{l=1}^L \omega_l \chi_l$ , 其中,  $\omega_l = \exp(-\epsilon_l/h) / \sum_{l=1}^L \exp(-\epsilon_l/h)$  为权重,  $h$  为控制常数. 令  $\boldsymbol{\omega}$  表示  $\omega_l$ ,  $l = 1, 2, \dots, L$  所组成的向量,  $\boldsymbol{\chi}$  表示  $\chi_l$ ,  $l = 1, 2, \dots, L$  所组成的向量, 非局部约束项  $E_0(\boldsymbol{\alpha})$  可以表示为

$$E_0(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{\chi \in \hat{\mathbf{X}}} \|\chi - \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\chi}\|_2^2 = \|\hat{\mathbf{X}} - B_0 \mathbf{X}_0\|_2^2 = \|(I - B_0 D_0 H_0) \hat{\mathbf{X}}\|_2^2 = \|(I - B_0 D H) \Psi \circ \boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \quad (7)$$

其中,  $I$  为单位矩阵,  $B_0$  为约束项  $E_0(\boldsymbol{\alpha})$  的权值矩阵. 在非局部约束项  $E_0(\boldsymbol{\alpha})$  的构建过程中利用了  $\mathbf{X}_K$ 、 $\mathbf{X}_0$ 、 $\mathbf{X}_{-K}$  中不同尺度相似图像块之间的对应关系. 同理, 可以利用  $\mathbf{X}_K$ 、 $\mathbf{X}_{K-k}$ 、 $\mathbf{X}_{K-2k}$ ,  $0 \leq k < K$  中不同尺度相似图像块之间的对应关系建立非局部约束项  $E_{K-k}(\boldsymbol{\alpha}) = \|(I - B_{K-k} D_{K-k} H_{K-k}) \Psi \circ$



(a) SISR 算法利用图像金字塔搜索多尺度相似图像块的原理  
(a) Principle of searching for multi-scale similar image patches using the image pyramid in the SISR method

(b) 本文算法利用图像金字塔构建非局部约束项的原理  
(b) Principle of constructing nonlocal regularization using the image pyramid in our SR method

图 4 利用图像金字塔的 SR 方法原理

Fig. 4 Principle of SR method using the image pyramid

$\alpha\|_2^2$ , 其中,  $B_{K-k}$ ,  $0 \leq k < K$  为约束项  $E_{K-k}(\alpha)$  的权值矩阵. 当  $k = 0$  时, 相当于仅在初始重建图像中搜索相同尺度相似图像块, 此时的非局部约束项  $E_K(\alpha) = \|(I - B_K D_K H_K)\Psi \circ \alpha\|_2^2 = \|(I - B_K)\Psi \circ \alpha\|_2^2$  即为非局部方法中的约束项, 因此非局部方法属于本文算法的一种特殊情况. 将  $E_k(\alpha)$ ,  $k = 0, \dots, K$  加入到式 (5) 中, 则有:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \left\{ \|\mathbf{Y} - DH\Psi \circ \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 + \sum_{k=0}^K \eta_k E_k(\alpha) \right\} \quad (8)$$

其中,  $\eta_k$  控制非局部约束项  $E_k(\alpha)$  在代价函数中的权重. 式 (8) 中第一项为降质模型对重建图像的约束, 第二项为稀疏性对重建图像的约束, 第三项为多尺度结构自相似性对重建图像的约束.

利用图像库作为字典学习的样本, 存在字典学习效率低以及获取的附加信息不准确等问题, 将图像自身作为字典学习样本的 SR 方法可充分利用图像自身所蕴含的信息, 解决了采用图像库所带来的问题. CSSS 算法将初始重建图像作为字典学习的样本, mSSIM 算法将图像金字塔作为字典学习的样本. 由于在图像金字塔中存在大量多尺度自相似结构, 利用图像金字塔的多尺度字典学习方法能够将蕴含在多尺度结构自相似性中的附加信息加入到字典中, 因此本文利用多尺度字典学习方法构建字典  $\Psi$ . 与 mSSIM 算法的不同之处在于, 本文在利用多尺度字典学习方法建立字典的同时, 还利用多尺度非局部方法获取图像多尺度自相似结构中的附加信息, 特别是在构建多尺度非局部约束项的过程中利用了金字塔层间的关联性, 因此本文算法更能充分获取多尺度自相似结构中蕴含的附加信息. 将通过多尺度字典学习获得的字典  $\Psi$  应用到式 (8) 中, 就建立了 mNLDL 算法的最终数学模型, 本文通过迭代收缩算法<sup>[15]</sup> 求解式 (8) 所示的凸优化问题.

### 2.3 本文算法的整体流程

将  $E_k(\alpha) = \|(I - B_k D_k H_k)\Psi \circ \alpha\|_2^2$ ,  $k = 0, \dots, K$  代入式 (8), 并将第一项与第三项合并, 则式 (8) 所示的 SR 数学模型可简化表示为如下形式:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \left\{ \|\tilde{\mathbf{Y}} - K\Psi \circ \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \right\} \quad (9)$$

式中

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad K = \begin{bmatrix} DH \\ \sqrt{\eta_0}(I - B_0 D_0 H_0) \\ \vdots \\ \sqrt{\eta_K}(I - B_K D_K H_K) \end{bmatrix} \quad (10)$$

本文利用迭代收缩算法<sup>[15]</sup> 求解式 (9) 所示的凸优化问题. 本文算法的基本流程描述如下:

**步骤 1.** 设置图像的初始估计  $\hat{\mathbf{X}}^{(0)}$ 、迭代终止误差  $\epsilon$  以及最大迭代次数  $K_{\max}$ .

**步骤 2.** 利用低分辨率图像  $\mathbf{Y}$  构建图像金字塔.

**步骤 3.** 根据图像的降质过程确定降采样矩阵  $D_k$ ,  $k = 0, \dots, K$  和模糊矩阵  $H_k$ ,  $k = 0, \dots, K$ .

**步骤 4.** 将图像金字塔中的图像块作为多尺度字典学习方法的样本, 通过字典学习构建字典  $\Psi$ .

**步骤 5.** 在图像金字塔中搜索多尺度相似图像块, 通过多尺度非局部方法构建权值矩阵  $B_k(\alpha)$ ,  $k = 0, \dots, K$ .

**步骤 6.** 更新图像的当前估计:

$$\hat{\mathbf{X}}^{(k+\frac{1}{2})} = \hat{\mathbf{X}}^{(k)} + K^T (\tilde{\mathbf{Y}} - K\hat{\mathbf{X}}^{(k)}) \quad (11)$$

**步骤 7.** 更新稀疏表示系数:

$$\alpha_i^{(k+\frac{1}{2})} = \Psi^T R_i \hat{\mathbf{X}}^{(k+\frac{1}{2})}, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (12)$$

$$\alpha_i^{(k+1)} = \text{soft} \left( \alpha_i^{(k+\frac{1}{2})}, \tau \right) \quad (13)$$

其中,  $p$  为图像块的个数,  $\text{soft}(x, \tau)$  为阈值  $\tau$  的软阈值函数,

$$\text{soft}(x, \tau) = \text{sgn}(x) \max(|x| - \tau, 0) \quad (14)$$

式中,  $\text{sgn}(x)$  表示符号函数, 阈值  $\tau$  与控制稀疏性约束项在代价函数中权重的参数  $\lambda$  之间的关系为  $\tau = \lambda/r$ ,  $r$  为控制常数.

**步骤 8.** 更新图像的当前估计  $\hat{\mathbf{X}}^{(k+1)} = \Psi \circ \alpha^{(k+1)}$ .

**步骤 9.** 重复步骤 6~8, 进行下一次迭代, 直到连续两次的迭代结果满足  $\|\hat{\mathbf{X}}^{(k)} - \hat{\mathbf{X}}^{(k-1)}\|_2^2/p \leq \epsilon$  或  $k \geq K_{\max}$  迭代终止.

## 3 实验结果与分析

本节将通过两组实验来验证本文算法的有效性. 第一组实验在无高分辨率参考图像的条件下, 采用盲图像质量评价指标 (Blind image quality indices,

<sup>1</sup>BIQI 指标的实现代码可参见 <http://live.ece.utexas.edu/research/Quality/index.htm>.

BIQI)<sup>[16]</sup><sup>1</sup> 和无参考边缘模糊度 (No-reference edge-based blur measurement, NEBM)<sup>[17]</sup> 对本文算法重建效果进行定量评价; 第二组实验利用峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural similarity, SSIM) 两种图像质量评价指标, 在具有高分辨率参考图像的条件下对本文算法重建效果进行定量评价. 采用 USC-SIPI 图像数据库中的 10 幅尺寸为 512 像素  $\times$  512 像素的真实遥感图像进行实验<sup>2</sup>, 并将本文 mNLDL 算法与 ScSR<sup>3</sup>、SISR、NLBP<sup>4</sup>、CSSS<sup>5</sup>、ASDSAR<sup>6</sup> 以及 mSSIM 算法进行比较. 实验中本文算法相关参数的选取如下: 图像块的尺寸为 7 像素  $\times$  7 像素; 图像金字塔的层数为 9, 即  $K = 4$ ; 在多尺度字典学习方法中, 字典  $\Psi$  中的元素个数为 49; 在多尺度非局部约束中相似图像块个数  $L$  取值为 10, 权重  $\eta_k$  为 0.2; 迭代收缩算法的最大迭代次数  $K_{\max}$  设置为 960, 软阈值函数的参数  $\tau$  取值为 0.08, 迭代中止的误差  $\epsilon$  设置为  $2 \times 10^{-6}$ .

### 3.1 无参考质量评价下的实验比较

第一组实验在没有高分辨率参考图像的条件下对不同 SR 算法的重建效果进行比较. 实验中将两

幅低分辨率图像分别进行 2 倍的分辨率提升, 采用文献 [18] 中的方法估计模糊核, 从而确定模糊矩阵  $H$ . 图 5 给出了这两幅图像的 ASDSAR、mSSIM 以及本文 mNLDL 算法的重建图像, 通过比较可以看出, 本文 mNLDL 算法具有最好的重建效果. 与 ASDSAR 和 mSSIM 算法相比, 本文算法恢复了更多细节且重建图像的边缘更加清晰, 如第 1 幅图像中机场跑道以及第 2 幅图像中水面上圆形物体的边缘.

由于图 5 中的两幅图像没有高分辨率参考图像, 本文采用盲图像质量评价指标 BIQI 和无参考边缘模糊度 NEBM 对不同 SR 算法的重建图像进行定量评价. BIQI 指标的值为  $[0, 100]$ , 该值越小表示图像质量越高. 对于第 1 幅图像, ASDSAR、mSSIM 以及本文 mNLDL 算法重建图像的 BIQI 指标分别为 38.8112、36.5693 和 32.0540; 对于第 2 幅图像, 这三种算法重建图像的 BIQI 指标分别为 39.6749、37.9017 和 30.7849. 由此可见, 在 BIQI 指标下, 本文算法重建图像的质量优于 ASDSAR 和 mSSIM 算法. NEBM 通过估计边缘的宽度来度量图像的模糊程度. NEBM 指标越小, 表示

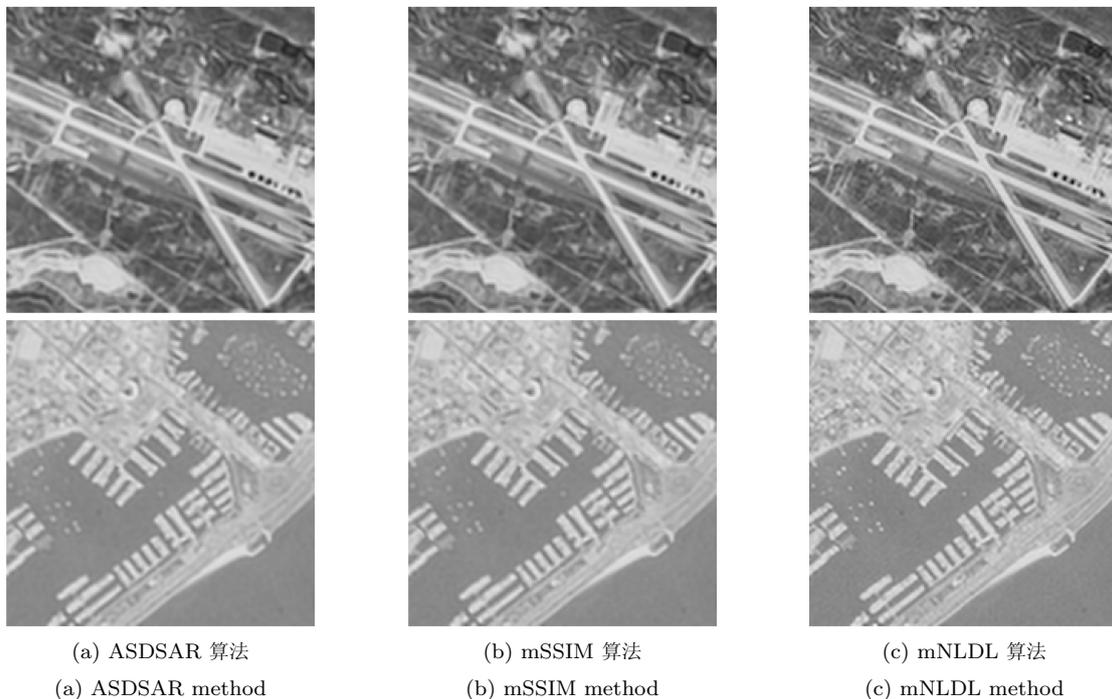


图 5 无高分辨率参考图像下不同 SR 算法重建效果比较

Fig. 5 Reconstructed results of various SR methods without reference HR images

<sup>2</sup><http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=aerials>.

<sup>3</sup>ScSR 算法的实现代码可参见 <http://www.ifp.illinois.edu/~jyang29/codes/ScSR.rar>.

<sup>4</sup>NLIBP 算法的实现代码可参见 [http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/code/NL\\_Back\\_projection.zip](http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/code/NL_Back_projection.zip).

<sup>5</sup>在 CSSS 算法中采用迭代收缩算法构建稀疏表示系数.

<sup>6</sup>ASDSAR 算法的实现代码可参见 [http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/ASDS\\_AReg.htm](http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/ASDS_AReg.htm).

图像的边缘越清晰,所对应算法具有更好的边缘保持能力.对于第1幅图像,ASDSAR、mSSIM以及本文mNLDL算法重建图像的NEBM指标分别为6.9365、6.7258和5.4098;对于第2幅图像,这三种算法重建图像的NEBM指标分别为6.6154、6.2244和5.3298.由此可见,与ASDSAR和mSSIM算法相比,本文mNLDL算法具有更好的边缘保持能力.

### 3.2 全参考质量评价下的实验比较

第二组实验在具有高分辨率参考图像的条件下对不同SR算法的重建效果进行比较.实验中将高分辨率参考图像进行高斯模糊以及降采样,从而获取待处理的低分辨率图像,行和列的降采样因子均为2.采用不同SR算法重建高分辨率图像,并对重建图像进行比较.

图6比较了一幅市区图像在各种SR算法下的重建效果,图6(a)为高分辨率参考图像,图6(b)为待处理低分辨率图像.如图6(c)所示,虽然ScSR算法恢复了部分细节,但是重建图像仍然比较模糊.图6(d)为SISR算法的重建图像,SISR算法的边缘锐化效果明显,但是在重建图像中出现了很多虚假细节,例如右侧建筑物的边缘.图6(e)为NLBP算法的重建图像,与前两种算法相比,NLBP算法恢复了更多的细节且没有引入过多的虚假细节.如图6(f)所示,CSSS算法取得了较好的重建效果,与ScSR、SISR和NLBP算法相比,CSSS算法在一定程度上提高了边缘的锐度,增强了图像中的细节.图6(g)~图6(i)分别给出了ASDSAR、mSSIM和mNLDL算法的重建图像,与其他SR算法相比,这三种算法重建图像的边缘锐度以及清晰度都得到了明显的改善.图6(j)为图6(a)方框标识区域的细节放大图像,图6(k)~图6(o)分别对应图6(e)~图6(i)在同一区域的细节放大图像,通过比较可以看出,本文提出的mNLDL算法恢复了更多的细节,例如左上方以及右下方建筑物的边缘.

图7比较了一幅机场图像在各种SR算法下的重建效果.图7(a)为高分辨率参考图像,图7(b)为待处理低分辨率图像.图7(c)~图7(i)分别为ScSR、SISR、NLBP、CSSS、ASDSAR、mSSIM和mNLDL算法的重建图像.如图7(c)所示,ScSR算法的重建图像较为模糊.SISR算法的重建图像引入了很多虚假细节,如图7(d)所示.由图7(e)可见,虽然NLBP算法没有引入过多的虚假细节,但重建图像仍然较为模糊.从图7(f)中明显可见,与前几种算法相比CSSS算法恢复了更多细节,然而由于仅利用了相同尺度相似图像块,算法存在一定的局限性.图7(g)为ASDSAR算法的重建图

像,与CSSS算法相比,ASDSAR算法恢复了更多的细节.图7(h)给出了mSSIM算法的重建图像,由于mSSIM算法同时利用了相同尺度以及不同尺度的相似图像块,重建图像更加清晰.从图7(i)中可以看出,mNLDL算法取得了最好的重建效果,与ASDSAR和mSSIM算法相比,mNLDL算法提高了边缘的锐度,例如右侧的小型建筑物.图7(j)为图7(a)方框标识区域的细节放大图像,图7(k)~图7(o)分别对应图7(e)~图7(i)在同一区域的细节放大图像,与其他SR算法相比,mNLDL算法通过结合多尺度非局部方法以及多尺度字典学习方法,充分利用图像多尺度自相似结构所提供的附加信息,因此具有更好的超分重建效果.

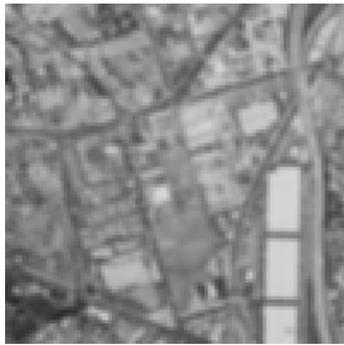
PSNR和SSIM是两种常用的全参考图像质量评价指标,PSNR通过计算重建图像与参考图像之间的均方误差来度量重建图像的质量,SSIM通过计算重建图像与参考图像之间的结构相似程度来度量重建图像的质量,PSNR和SSIM值越大表明图像质量越高.本文利用这两种图像质量评价指标对不同SR算法的重建图像质量进行了定量评价.表1列出了在不同SR算法下这两种图像质量评价指标的结果,其中粗体标出的数值表示所对应算法在相应图像质量评价指标下具有最优的重建效果.实验表明,与ScSR、SISR、NLBP、CSSS、ASDSAR和mSSIM算法相比,本文mNLDL算法在平均PSNR上改善幅度分别为4.51 dB、4.69 dB、3.39 dB、2.35 dB、1.26 dB和1.21 dB,显著提高了重建质量.对于这10幅真实遥感图像,ScSR、SISR、NLBP、CSSS、ASDSAR、mSSIM和本文mNLDL算法的平均运行时间分别为1068.91 s、3235.38 s、7.92 s、324.75 s、323.28 s、370.26 s和3001.21 s.尽管本文算法的运行时间仅低于SISR算法而高于其他5种算法,然而,本文算法显著提升了重建图像的质量.

## 4 结论

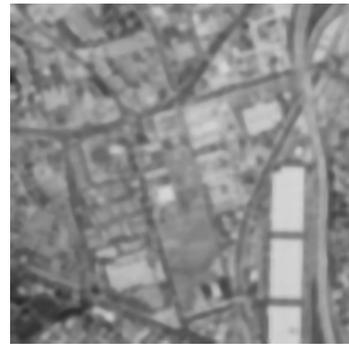
本文提出的基于多尺度非局部约束的单幅图像超分辨率算法是一种结合稀疏表示和结构自相似性的超分辨率方法,该算法利用了图像金字塔所提供的多尺度自相似结构,通过多尺度非局部约束和多尺度字典学习将蕴含在多尺度结构自相似性中的附加信息加入到重建图像中.本文算法在超分重建过程中仅使用了单幅低分辨率图像,更适合于遥感图像的空间分辨率提升.实验结果表明,与多种超分辨率算法相比,本文算法具有更好的超分重建效果,可显著改善分辨率提升能力.



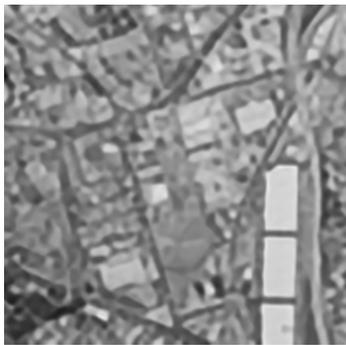
(a) 高分辨率参考图像  
(a) Reference HR image



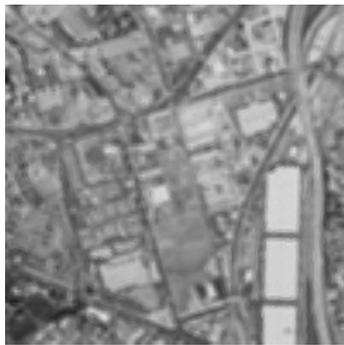
(b) 低分辨率图像  
(b) LR image



(c) ScSR 算法  
(c) ScSR method



(d) SISR 算法  
(d) SISR method



(e) NLBP 算法  
(e) NLBP method



(f) CSSS 算法  
(f) CSSS method



(g) ASDSAR 算法  
(g) ASDSAR method



(h) mSSIM 算法  
(h) mSSIM method



(i) mNLDL 算法  
(i) mNLDL method



(j) 图 (a) 细节放大  
(j) Close up of (a)



(k) 图 (b) 细节放大  
(k) Close up of (b)



(l) 图 (c) 细节放大  
(l) Close up of (c)



(m) 图 (d) 细节放大  
(m) Close up of (d)



(n) 图 (e) 细节放大  
(n) Close up of (e)

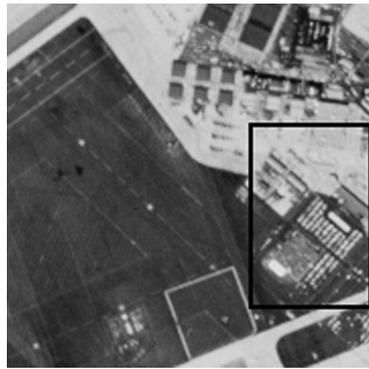


(o) 图 (f) 细节放大  
(o) Close up of (f)

(j) 图 (a) 细节放大 (k) 图 (b) 细节放大 (l) 图 (c) 细节放大 (m) 图 (d) 细节放大 (n) 图 (e) 细节放大 (o) 图 (f) 细节放大  
(j) Close up of (a) (k) Close up of (b) (l) Close up of (c) (m) Close up of (d) (n) Close up of (e) (o) Close up of (f)

图 6 市区图像不同 SR 算法重建效果比较

Fig. 6 Reconstructed results of a city image with various SR methods



(a) 高分辨率参考图像  
(a) Reference HR image



(b) 低分辨率图像  
(b) LR image



(c) ScSR 算法  
(c) ScSR method



(d) SISR 算法  
(d) SISR method



(e) NLBP 算法  
(e) NLBP method



(f) CSSS 算法  
(f) CSSS method



(g) ASDSAR 算法  
(g) ASDSAR method



(h) mSSIM 算法  
(h) mSSIM method



(i) mNLDL 算法  
(i) mNLDL method



(j) 图 (a) 细节放大  
(j) Close up of (a)



(k) 图 (e) 细节放大  
(k) Close up of (e)



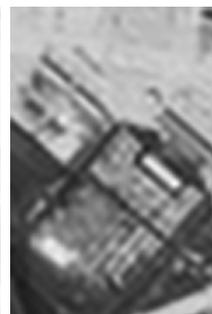
(l) 图 (f) 细节放大  
(l) Close up of (f)



(m) 图 (g) 细节放大  
(m) Close up of (g)



(n) 图 (h) 细节放大  
(n) Close up of (h)



(o) 图 (i) 细节放大  
(o) Close up of (i)

图 7 机场图像不同 SR 算法重建效果比较

Fig. 7 Reconstructed results of an airport image with various SR methods

表 1 PSNR 和 SSIM 下不同 SR 算法重建效果比较 (PSNR/SSIM)

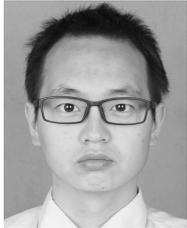
Table 1 Comparison of PSNR and SSIM of reconstructed images with various SR methods (PSNR/SSIM)

序号	ScSR	SISR	NLIBP	CSSS	ASDSAR	mSSIM	mNLDL
2.1.01	23.96/0.5646	23.87/0.6043	24.91/0.6354	25.74/0.6978	26.61/0.7583	26.65/0.7616	<b>27.67/0.8168</b>
2.1.02	21.14/0.5044	20.97/0.5506	22.04/0.5506	22.83/0.6681	23.83/0.7455	23.86/0.7491	<b>24.93/0.8147</b>
2.1.03	29.16/0.8177	28.74/0.8274	30.19/0.8423	31.16/0.8663	32.19/0.8929	32.23/0.8942	<b>33.35/0.9163</b>
2.1.04	24.47/0.4958	24.14/0.5367	25.33/0.5774	26.09/0.6530	26.91/0.7262	26.94/0.7298	<b>27.91/0.7943</b>
2.1.05	25.25/0.7141	24.84/0.7389	26.96/0.7770	28.50/0.8244	30.06/0.8742	30.10/0.8763	<b>32.02/0.9158</b>
2.1.06	24.70/0.5927	24.49/0.6302	25.93/0.6725	27.03/0.7411	28.19/0.8052	28.23/0.8082	<b>29.53/0.8616</b>
2.1.07	28.16/0.7084	27.84/0.7194	28.82/0.7387	29.27/0.7646	29.97/0.8039	30.03/0.8067	<b>30.90/0.8482</b>
2.1.08	31.68/0.7963	31.79/0.8201	33.34/0.8468	35.28/0.8922	36.74/0.9232	36.80/0.9246	<b>38.00/0.9430</b>
2.1.09	31.94/0.7986	32.05/0.8087	33.00/0.8218	33.97/0.8418	35.06/0.8706	35.14/0.8727	<b>36.29/0.8968</b>
2.1.10	26.85/0.6400	26.81/0.6799	28.00/0.7084	29.04/0.7650	30.25/0.8248	30.30/0.8278	<b>31.82/0.8780</b>
平均	26.73/0.6633	26.55/0.6916	27.85/0.7171	28.89/0.7714	29.98/0.8225	30.03/0.8251	<b>31.24/0.8685</b>

## References

- Sun Yan-Yue, He Xiao-Hai, Song Hai-Ying, Chen Wei-Long. A block-matching image registration algorithm for video super-resolution reconstruction. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(1): 37–43  
(孙琰玥, 何小海, 宋海英, 陈为龙. 一种用于视频超分辨率重建的块匹配图像配准方法. *自动化学报*, 2011, **37**(1): 37–43)
- An Yao-Zu, Lu Yao, Zhao Hong. An adaptive-regularized image super-resolution. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 601–608  
(安耀祖, 陆耀, 赵红. 一种自适应正则化的图像超分辨率算法. *自动化学报*, 2012, **38**(4): 601–608)
- Sen P, Darabi S. Compressive image super-resolution. In: Proceedings of 43rd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE, 2009. 1235–1242
- Yang J C, Wright J, Huang T S, Ma Y. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2861–2873
- Protter M, Elad M, Takeda H, Milanfar P. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(1): 36–51
- Dong W S, Zhang L, Shi G M, Wu X L. Nonlocal back-projection for adaptive image enlargement. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 349–352
- Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image. In: Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 349–356
- Dong W S, Zhang L, Shi G M, Wu X L. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(7): 1838–1857
- Pan Z X, Yu J, Huang H J, Hu S X, Zhang A W, Ma H B, Sun W D. Super-resolution based on compressive sensing and structural self-similarity for remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(9): 4864–4876
- Pan Zong-Xu, Yu Jing, Hu Shao-Xing, Sun Wei-Dong. Single image super resolution based on multi-scale structural self-similarity. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(4): 594–603  
(潘宗序, 禹晶, 胡少兴, 孙卫东. 基于多尺度结构自相似性的单幅图像超分辨率算法. *自动化学报*, 2014, **40**(4): 594–603)
- Engan K, Aase S O, Husoy J H. Method of optimal directions for frame design. In: Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Phoenix, AZ, USA: IEEE, 1999. 2443–2446
- Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4311–4322
- Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(12): 3736–3745
- Gribonval R, Nielsen M. Sparse representations in unions of bases. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2003, **49**(12): 3320–3325
- Daubechies I, Defrise M, De Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, **57**(11): 1413–1457
- Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, **17**(5): 513–516
- Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, Ebrahimi T. A no-reference perceptual blur metric. In: Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing. Rochester, NY, USA: IEEE, 2002. III-57-III-60
- Xu L, Jia J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring. In: Proceedings of the 11th European

Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece: Springer, 2010. 157–170



**潘宗序** 清华大学电子工程系博士研究生。2010 年获得哈尔滨工业大学电子与信息工程学院学士学位。主要研究方向为图像处理, 模式识别, 压缩感知与稀疏表示, 空间信息处理与应用。本文通信作者。E-mail: panzxtsinghua@163.com  
(**PAN Zong-Xu** Ph. D. candidate in the Department of Electronic Engineering,

Tsinghua University. He received his bachelor degree from Harbin Institute of Technology in 2010. His research interest covers image processing, pattern recognition, compressive sensing and sparse representation, and spatial information processing and application. Corresponding author of this paper.)



**禹 晶** 清华大学电子工程系博士后。2011 年获得清华大学电子工程系博士学位。主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: yujing@tsinghua.edu.cn  
(**YU Jing** Postdoctor in the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University. She received her Ph. D. degree from Tsinghua University

in 2011. Her research interest covers image processing and pattern recognition.)



**肖创柏** 北京工业大学计算机学院教授。主要研究方向为数字信号处理, 音视频信号处理与网络通信。

E-mail: cbxiao@bjut.edu.cn

(**XIAO Chuang-Bai** Professor at the College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers dig-

ital signal processing, audio and video signal processing, and network communication.)



**孙卫东** 清华大学电子工程系教授。主要研究方向为图像处理, 模式识别, 空间信息处理与应用。

E-mail: wdsun@tsinghua.edu.cn

(**SUN Wei-Dong** Professor in the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University. His research interest covers image processing, pattern

recognition, and spatial information processing and application.)