

文章编号 1004-924X(2019)03-0718-08

## 改进的稀疏表示遥感图像超分辨重建

朱福珍\*, 刘 越, 黄 鑫, 白鸿一, 巫 红

(黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:** 为了进一步提高遥感图像超分辨效果, 提高超分辨重建速度。针对以往稀疏超分辨算法中更容易丢失边缘信息和引入噪声的问题, 本文改进了特征提取算子, 以对称近邻滤波(SNN)代替高斯滤波, 重点解决特征空间中的字典学习问题。首先, 根据遥感图像退化模型生成训练样本图像, 并分别对高、低分辨率遥感图像进行  $7 \times 7$  分块, 生成字典训练样本。然后, 建立连接高、低分辨率图像空间的双参数联合稀疏字典, 将字典学习过程中的稀疏系数分解为系数权值和字典原子的乘积, 依据字典原子指标训练和更新字典, 得到高低分辨率联合字典映射矩阵。最后, 进行遥感图像超分辨稀疏重构。实验结果表明: 与当前最先进的稀疏表示超分辨算法相比, 本文算法得到的超分辨重建遥感图像的主观效果更好, 恢复出更多的地物细节信息; 客观评价参数峰值信噪比(PSNR)提高约 1.7 dB, 结构相似性(SSIM)提高约 0.016。改进的稀疏表示超分辨算法可以有效地提高遥感图像超分辨效果, 同时降低重建时间。

**关键词:** 图像超分辨; 稀疏表示; 字典学习

**中图分类号:** TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192703.0718

## Remote sensing image super-resolution based on improved sparse representation

ZHU Fu-zhen\*, LIU Yue, HUANG Xin, BAI Hong-yi, WU Hong

(College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhufuzhen@hlju.edu.cn

**Abstract:** To solve the problems of lost details and added noise in the previous sparse representation image super-resolution, an improved feature extraction algorithm was proposed to improve the image Super-Resolution Reconstruction (SRR) effect. The Gaussian filter was replaced by a symmetric nearest neighbor filter to speed up image super-resolution, and the problem of dictionary learning in the feature space was solved. First, sample training images were generated based on the remote sensing image degradation model, and high-low resolution images were divided into image patches sized  $7 \times 7$ . Then, a high-low resolution joint dictionary mapping matrix was generated after the dictionary was trained and updated. Finally, image super-resolution reconstruction was performed in sparse representation. Experimental results revealed that the proposed method reconstructed a higher-quality super-

**收稿日期:** 2018-08-31; **修订日期:** 2018-11-07.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(No. 61601174); 黑龙江省博士后科研启动金项目资助(No. LBH-Q17150); 黑龙江省普通高等学校电子工程重点实验室(黑龙江大学)开放课题资助及省高校科技创新团队资助(No. 2012TD007); 黑龙江省省属高等学校基本科研业务费基础研究项目资助(No. KJ CXZD201703); 黑龙江省自然科学基金资助项目(No. F2018026)

resolution image in less time. Simultaneously, as compared with the image obtained with the most advanced sparse representation super-resolution algorithm, the SRR resulting image contained more texture details of ground objects. In addition, the peak signal-to-noise ratio and structural similarity index measure were increased by approximately 1.7 dB and 0.016, respectively. Conclusion: The improved sparse representation SRR algorithm can effectively improve the SRR effect of remote sensing images and reduce the super-resolution reconstruction time.

**Key words:** image super-resolution reconstruction; sparse representation; dictionary learning

## 1 引言

遥感图像分辨率是遥感应用中反映地物信息的重要指标,分辨率越高,获取的地物信息越丰富,已广泛应用于遥感地物识别、目标打击及环境监测等重要应用领域。但获取高分辨率遥感图像并非易事,会受到遥感成像传感器阵列密度、相对运动、大气湍流等多种因素的影响,因此,提高遥感图像的空间分辨率已成为遥感应用的重要研究方向。得到高分辨率遥感图像最直接的方法是改进遥感成像设备,但存在成本高、工艺技术无法实现等问题。图像超分辨重建技术(Super-resolution Reconstruction, SRR)就是一种在不改变现有遥感硬件成像设备及工艺水平条件下,利用软件处理的方法对同一场景的低分辨率图像(Low-resolution Images, LRI)进行处理得到一帧高分辨率图像(High-resolution Image, HRI)的技术<sup>[1-3]</sup>。该技术可以经济、高效地改善遥感图像的视觉质量,已成为遥感图像处理领域的研究热点。

图像超分辨技术于1984年首次被提出,其后发展迅速,目前的图像超分辨方法可分为基于重建的超分辨和基于学习的超分辨方法两类<sup>[4]</sup>。近年基于学习的图像超分辨方法已成为研究热点<sup>[5-7]</sup>,该方法通过对大量训练样本的训练和学习获取相似成像过程的先验知识,再对输入的LRI进行信息补充,在不增加LRI数量的情况下可恢复出HRI中的高频细节信息。基于学习的超分辨方法大体包括基于神经网络<sup>[1-3]</sup>和压缩感知超分辨方法两大类,前者以神经网络为学习模型,学习得到HRI和LRI间的映射关系;后者以图像稀疏特性为基础,采用字典学习技术获取高、低分辨率图像块间的共同先验信息。2000年,Freeman等人<sup>[8]</sup>提出基于学习的样例图像超分辨方法,通过学习图像的高频细节信息与图像的最初

轮廓等先验知识重建HRI。近十年来,很多字典学习的算法被提出,如在线字典学习<sup>[9]</sup>,有效稀疏编码<sup>[10]</sup>等等。字典学习算法大体包括两类,单字典学习<sup>[11-13]</sup>和多字典学习<sup>[14-16]</sup>。一般认为,单字典学习对纹理复杂的图像超分辨具有一定局限性,多字典学习可按照特征提取类别确定纹理类型,假设K个纹理,从而形成K个子字典,重建阶段对每个LRI进行K次稀疏重建。文献<sup>[17]</sup>提出了两步学习算法,其中低分辨率字典由K-SVD算法学习,高分辨率字典通过最小二乘法生成,尽管这种方法可以大大降低计算量,但在高分辨率图像空间仍不准确。

字典学习算法都可以生成完备字典和稀疏系数,其中的稀疏系数都是高、低分辨率字典共享的,因此,算法很难拟合两个特征空间的字典和系数。Yang等人<sup>[18-19]</sup>提出了该问题的双层优化解决方案,兼顾两个特征空间的学习误差,用一种映射函数代表两个特征空间的关系,但这种方法依然是共享两个特征空间的系数。在此对稀疏表示超分辨方法进行改进,改进了特征提取算子,将字典学习过程中的稀疏系数分解为系数权值和字典原子的乘积,得到适用于两个特征空间的字典学习算法,提高超分辨重建效果。

## 2 遥感图像降质模型及稀疏表示

遥感图像超分辨是利用多帧低分辨率遥感图像中的互补信息模拟生成一帧高分辨率遥感图像的过程,其成像降质模型可以表述为<sup>[1-3]</sup>:

$$Y_k = H_k X + n_k, 1 \leq k \leq p, \quad (1)$$

其中: $Y_k$ 是第 $k$ 帧LRI, $p$ 为LRI帧数, $X$ 是原始HRI, $n_k$ 是附加噪声, $H_k$ 表示遥感图像退化降质过程,是一个表示包含相对参考帧运动、模糊化、欠采样等因素在内的系数矩阵。

图像信号的稀疏表示(Sparse representa-

tion)是指根据信号自身特点选择适宜的基函数进行信号分解,从而得到信号最简洁的表达。经过稀疏表示的信号在一定程度上更贴近其本质特征。具体而言,假设  $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times k}$  表示一个拥有  $k$  个原子的过完备字典,存在一个信号  $x \in \mathbf{R}^n$ , 可以被表示为关于  $\mathbf{D}$  的稀疏线性组合。也就是说,  $x$  可以近似描述为  $x = \mathbf{D}\alpha$ , 这里的  $\alpha \in \mathbf{R}^k$  表示一个向量,且向量是稀疏的,则该问题可以描述为:

$$\operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \text{ s. t. } \|x - \mathbf{D}\alpha\|_2 \leq \epsilon, \quad (2)$$

其中  $\|\alpha\|_0$  是  $\ell^0$  范数。但是,Donoho 指出最小  $\ell^0$  范数问题是一个 NP 难问题,在求解计算时非常麻烦<sup>[20]</sup>。尽管如此,在满足约束等距性条件下可以用  $\ell^1$  范数来代替,则问题(2)变为:

$$\operatorname{argmin} \|\alpha\|_1 \text{ s. t. } \|x - \mathbf{D}\alpha\|_2 \leq \epsilon. \quad (3)$$

范数优化问题是一个凸优化问题,存在唯一解<sup>[20,21]</sup>。因此,应用稀疏表示理论,可以更精准或高概率精确地恢复高分辨率图像。

### 3 联合字典的训练与学习

为了获取遥感图像超分辨稀疏字典,选取的训练样本与重建图像之间要具有一定程度的相关性,因此,训练样本选取为具有相同或相似成像过程的遥感图像,训练好的字典可直接用于其它有着类似成像过程的遥感图像超分辨重建。具体而言,首先依据遥感图像退化模型对 HRI 进行降质,得到参与训练的 LRI,并对 HRI 和 LRI 采用联合训练字典的算法,分别生成高分辨率图像字典  $\mathbf{D}_h$  和 low 分辨率图像字典  $\mathbf{D}_l$ ,二者相对应,构成双训练字典对。其中,  $\mathbf{D}_h$  训练过程如式(4)所示:

$$\min \|Y_h - \mathbf{D}_h \mathbf{A}\|_2 \text{ s. t. } \forall \|\alpha_i\|_1 < t, \quad (4)$$

其中  $\mathbf{A}$  表示稀疏矩阵,  $\alpha_i \in \mathbf{A}$ 。

$\mathbf{D}_l$  的训练过程如式(5)所示:

$$\min \|X'_l - \mathbf{D}_l \mathbf{A}\|_2 \text{ s. t. } \forall \|\alpha_i\|_1 < t. \quad (5)$$

由于  $Y_h$  和  $X'_l$  具有相同的稀疏系数  $\alpha$ ,故可将式(4)和式(5)联合,得到联合训练过程为:

$$\min \frac{1}{P} \|Y_h - \mathbf{D}_h \mathbf{A}\|_2^2 + \frac{2}{Q} \|X'_l - \mathbf{D}_l \mathbf{A}\|_2^2 \text{ s. t. } \forall \|\alpha_i\|_1 < t, \quad (6)$$

则式(6)等价于:

$$\min \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_2^2 \text{ s. t. } \forall \|\alpha_i\|_1 < t, \quad (7)$$

其中  $P$  和  $Q$  分别为样本图像块向量的维度,且

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{Q}} Y_h \\ \frac{1}{\sqrt{P}} X'_l \end{bmatrix} \quad \mathbf{D} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{Q}} \mathbf{D}_h \\ \frac{1}{\sqrt{P}} \mathbf{D}_l \end{bmatrix}. \quad (8)$$

由此,本文根据上述过程,对输入的 HRI 和 LRI 进行稀疏编码和训练,得到高、低分辨率图像字典  $\mathbf{D}_h$ 、 $\mathbf{D}_l$  和两个特征空间之间的映射矩阵  $\mathbf{M}$ ,以及待恢复图像的稀疏系数,再通过解决稀疏表示优化类问题实现高分辨率图像重建。

## 4 改进的稀疏表示遥感图像超分辨率重建

### 4.1 稀疏超分辨算法的改进

具体在训练联合学习字典  $\mathbf{D}_h$  和  $\mathbf{D}_l$  时,当前较先进的稀疏表示超分辨重建方法文献[18]采用了梯度算子和 Laplace 算子进行 LRI 特征提取,其选用的滤波器如下:

$$\begin{cases} f_1 = [-1, 0, 1] \\ f_2 = f_1^T \\ f_3 = [1, 0, -2, 0, 1] \\ f_4 = f_3^T \end{cases}. \quad (9)$$

这种 Laplace 算子对图像中的孤立点和端点更为敏感,但容易造成边缘信息的丢失,并且会加重图像中的噪声。针对这一缺陷,本文对文献[18]的特征提取方法进行改进,具体滤波器如式(10)所示:

$$\begin{cases} f_5 = [-2, 1, 0, -1, 2] \\ f_6 = f_5^T \\ f_7 = [2, -2, 0, -2, 2] \\ f_8 = f_7^T \end{cases}. \quad (10)$$

同时,文献[18]在图像稀疏重建的迭代计算中,采用的是高斯滤波算子,该算子对正态分布的噪声且信噪比较高的图像非常有效,但具体的遥感图像很难满足这些条件。因此,本文采用对称近邻滤波(Symmetric Nearest Neighbor, SNN)替换高斯滤波,在一定的局部范围内,通过几对对称点像素的比较,获得相对区域及不同区域的差别,然后将均值计算判定在同一个区域进行,更灵活地保持边界同时减低计算量,充分利用 SNN 滤波简单、快速、自适应地保持图像边界的特性,保证重建超分辨效果的同时大大提高稀疏重建速度。具体 SNN 滤波为假设模板为  $(2N+1) \times (2N$

+1),则有  $2N(2N+1)$  个对称点,  $2N(2N+1)$  个选择点的像素均值代替原像素值,以  $N=2$  为例,具体模板如图 1 所示。

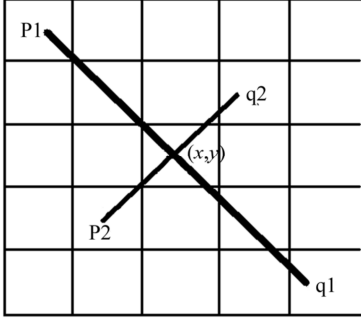


图1 具体模板

Fig. 1 Specific template

#### 4.2 图像超分辨率重建

具体图像超分辨实验中,首先生成模拟训练样本图像;选定 10 帧不同类别、纹理丰富的遥感图像作为 HRI,分别对其进行模糊和下采样的降质操作,得到尺寸为原 HRI 尺寸  $1/4$  的 LRIs;再对此 LRI 上采样,得到与 HRI 相同的尺寸。然后,分别对得到的高、低分辨率训练样本图像进行  $7 \times 7$  分块,依据实验效果确定分块图像重叠像素值设置为其最大值 6、稀疏系数设为  $\lambda=0.15$ ,超分辨倍数为 2。取其中 20 000 个样本作为字典训练样本,其中用于训练的样本 19 000 个,剩余 1 000 个样本对字典进行平均。具体 SRR 步骤如下:

输入:低分辨率图像  $L$ 、学习得到的字典  $D_l$ ,  $D_h$  和映射矩阵  $M$ 。

输出:高分辨率图像  $H^*$ 。

**Step 1:**以  $\omega$  像素重叠从  $L$  中提取低分辨率图像块  $l_i$ ,用改进后的 4 个特征提取算子构造  $y_i$ :  $f_5 = [-2, 1, 0, -1, 2]$ ,  $f_6 = f_5^T$ ,  $f_7 = [2, -2, 0, -2, 2]$ ,  $f_8 = f_7^T$ ,构造依据  $x_i = h$ ;  $y_i = [f_5 l_i; f_6 l_i; f_7 l_i; f_8 l_i]$ ,最后,用稀疏编码计算得到稀疏系数  $\alpha_i^h$ :

$$\alpha_i^h = \operatorname{argmin} \| D_h \alpha_i^h - y_i \|_2 + \lambda \| \alpha_i^h \|_1. \quad (11)$$

**Step 2:**用映射矩阵  $M$  将稀疏系数  $\alpha_i^h$  投影到  $\alpha_i^l$ :

$$\alpha_i^l = z_i M \alpha_i^h. \quad (12)$$

其中  $z_i$  是字典原子。

**Step 3:**用  $\alpha_i^l$  和  $D_l$  恢复高分辨率图像块  $h_i$ :

$$h_i = D_l \alpha_i^l. \quad (13)$$

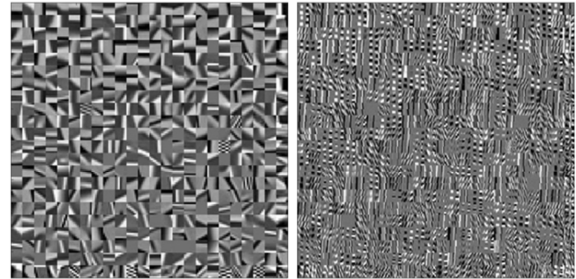
恢复所有高分辨率图像块之后,初始高分辨率图像  $H_0$  可以由  $\omega$  重叠像素重建。

**Step 4:**对恢复的高分辨率图像块采用  $5 \times 5$  的 SNN 滤波,自适应地保持图像边缘纹理信息,同时提高重建速度。

**Step 5:**采用全局约束重建高分辨率图像,进一步提高重建准确性:

$$H^* = \operatorname{argmin}_H \| H - H_0 \|_2. \quad (14)$$

实验所用计算机技术参数:4 核 2.8 GHz Intel Core i7 处理器、32 GB 运行内存,训练时间为 40.2 min,训练字典达到稀疏度 0.95%,训练好的高低分辨率字典如图 2 所示。实验测试过程中,选取训练样本图像之外的 10 帧遥感图像进行测试,如图 3 所示。对这 10 帧图像分别进行双三次插值、文献[18]的稀疏超分辨重构和本文改进的稀疏表示超分辨重构 3 种算法进行实验,篇幅所限在此仅列出前 3 组实验对比结果,如图 4~图 6 所示。



(a) 高分辨率字典 (b) 低分辨率字典  
(a) Dictionary of high-resolution (b) Dictionary of low-resolution

图2 高、低分辨率字典

Fig. 2 Dictionaries of high-and low-resolution

对实验结果采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似性(Structural SIMilarity, SSIM)作为超分辨重建客观评价指标,其定义为:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2 M \times N}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (H(x, y) - H^*(x, y))^2}, \quad (15)$$

其中  $H$  和  $H^*$  分别表示参考 HRI 和超分辨重建结果图像,  $M, N$  分别表示图像的行数和列数。一般地,PSNR 值越大,图像质量越好。

$$SSIM = \frac{4\mu_x\mu_y\sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}, \quad (16)$$

其中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  是  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{H}^*$  的均值,  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  代表  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{H}^*$  的方差,  $\sigma_{xy}$  代表  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{H}^*$  之间的协方差。

SSIM 值越接近 1, 代表图像重建效果越好。分别对 PSNR、SSIM 和重建时间 (time) 进行统计, 实验数据统计结果如表 1 所示, 直观对比趋势如图 7 所示。



图 3 10 帧测试遥感图像

Fig. 3 Ten frames test remote sensing images

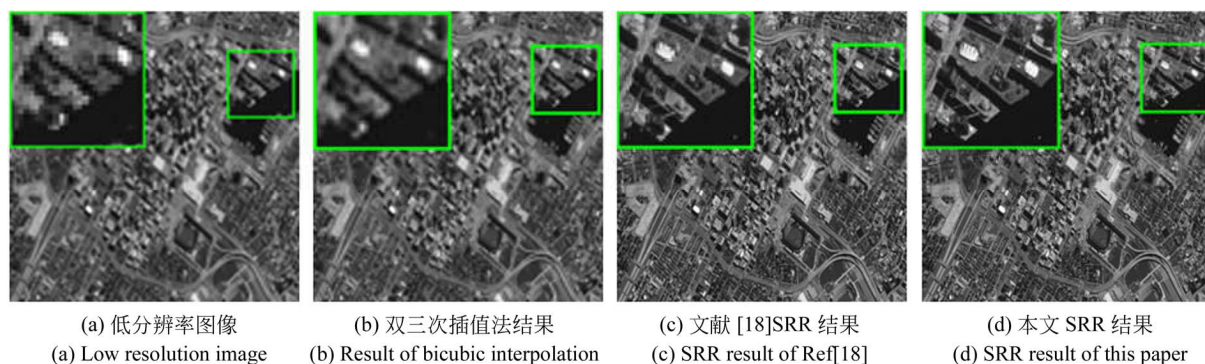


图 4 第 1 组遥感图像超分辨效果比较

Fig. 4 Comparison result of the 1st group remote sensing image SRR with different algorithms

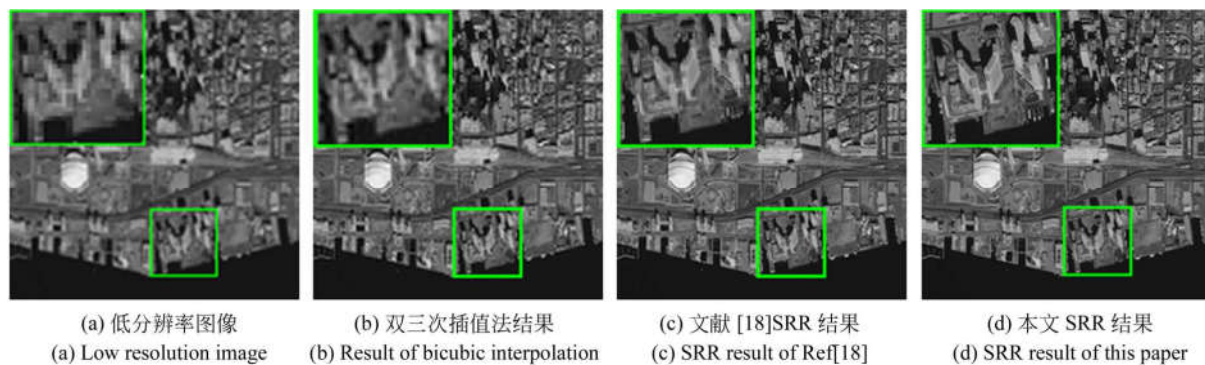


图 5 第 2 组遥感图像超分辨效果比较

Fig. 5 Comparison result of the 2nd group remote sensing image SRR with different algorithms

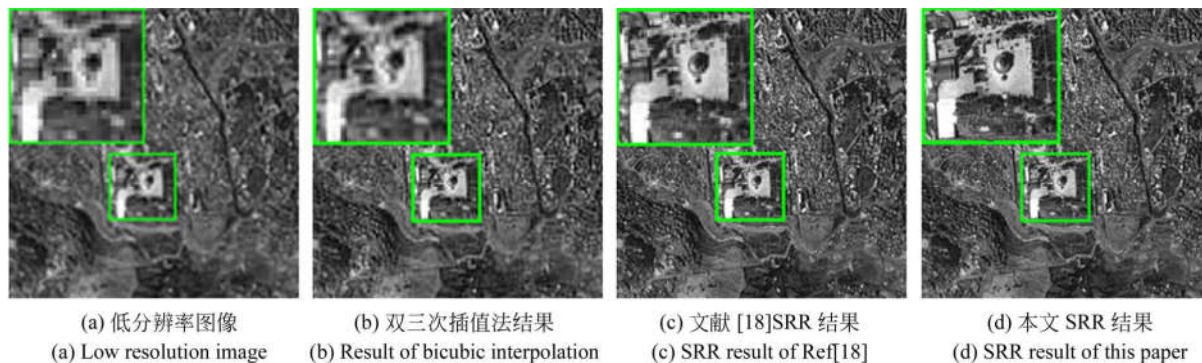


图 6 第 3 组遥感图像超分辨效果比较

Fig. 6 Comparison result of the 3rd group remote sensing image SRR with different algorithms

表 1 10 组测试遥感图像超分辨结果的客观参数对比

Tab. 1 Objective parameters comparison of ten group test remote sensing images SRR results

图像	PSNR/dB			SSIM			Time/s	
	双三次插值	文献[18]方法	本文方法	双三次插值	文献[18]方法	本文方法	文献[18]方法	本文方法
第 1 组	29.08	29.88	30.52	0.901	0.918	0.925	38.3	36.9
第 2 组	26.15	26.28	27.31	0.861	0.868	0.873	40.1	38.2
第 3 组	26.81	26.92	27.97	0.867	0.874	0.882	36.9	34.8
第 4 组	24.75	24.99	25.89	0.913	0.917	0.926	37.4	36.2
第 5 组	27.64	28.22	29.33	0.898	0.909	0.914	36.5	35.1
第 6 组	25.46	25.88	26.78	0.912	0.922	0.927	41.2	38.5
第 7 组	28.55	28.95	29.88	0.882	0.894	0.913	37.8	34.9
第 8 组	28.96	29.32	31.02	0.877	0.882	0.898	36.6	32.6
第 9 组	25.75	25.99	26.95	0.923	0.927	0.935	39.8	35.7
第 10 组	26.26	26.85	28.18	0.898	0.913	0.922	40.5	39.4
平均值	26.94	27.33	28.98	0.893	0.902	0.918	38.51	36.23

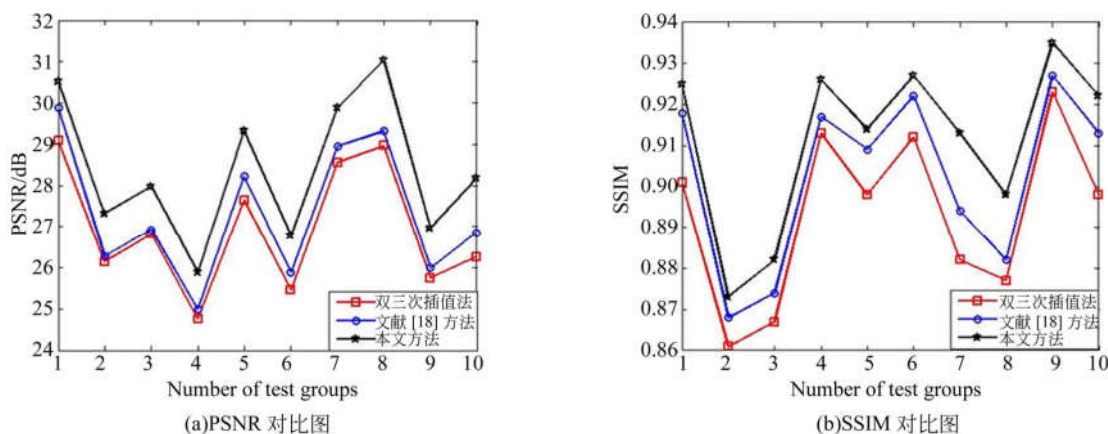


图 7 三种不同算法下的 PSNR 和 SSIM 趋势对比

Fig. 7 Comparison of PSNR and SSIM with three algorithms

对比图 4~图 6 中不同算法下的遥感图像超分辨结果,主观视觉上,相比于三次立方插值算法、先进稀疏表示超分辨方法文献[18],本文改进的稀疏表示超分辨结果高频细节和纹理信息更丰富,视觉效果更好,地物信息辨识更加容易。客观参数 PSNR 和 SSIM 的实验数据对比统计图 7 可见,本文超分辨算法结果最好,其中第 7 组图像数据结果差别最大,较文献[18]的 PSNR 平均高出 1 dB,最高高出 1.7 dB,SSIM 平均高出 0.01,最高高出约 0.016,与主观效果更为吻合,同时超分辨重建时间平均降低约 2.28 s。

## 4 结 论

本文对稀疏表示超分辨方法进行改进,针对

### 参考文献:

- [1] ZHU F Z, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Super-resolution image reconstruction based on three-step-training neural networks [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(6): 1-7.
- [2] 朱福珍,李金宗,朱兵,等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(6): 1444-1451.  
ZHU F ZH, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Super-resolution image reconstruction based on RBF neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6): 1444-1451. (in Chinese)
- [3] 朱福珍,王晓飞,丁群,等. 三级训练 BP 神经网络遥感图像超分辨重建[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10): 208-215.  
ZHU F ZH, WANG X F, DING Q, *et al.*. Super-resolution reconstruction of remote images based on three level training BP neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10): 208-215. (in Chinese)
- [4] TSAI R Y, HUANG T S. Multiple frame image restoration and registration [J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing Greenwich*, 1984, 1(2): 31-35.
- [5] LING F, ZHANG Y, FOODY G M, *et al.*. Learning-Based super-resolution land cover mapping [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(7): 3794-3810.
- [6] YUAN Y, ZHENG X, LU X. Hyper-spectral image super-resolution by transfer learning [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(5): 1963-1974.
- [7] ZHAO L, SUN Q, ZHANG Z. Single image super-resolution based on deep learning features and dictionary model [J]. *IEEE Access*, 2017, 5(99): 17126-17135.
- [8] FREEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example-based Super-resolution [J]. *IEEE Computer Society Press*, 2002, 22(2): 56-65.
- [9] TURKAN M, GUILLEMOT C. Online dictionaries for image prediction [C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2011: 293-296.
- [10] SCHOLKOPF B, PLATT J, HOFMANN T. Efficient sparse coding algorithms [C]. *International Conference on Neural Information Processing Systems*. MIT Press, 2006: 801-808.
- [11] SUN Y C, GU G H, SUI X B, *et al.*. Single image super-resolution using compressive sensing with a redundant dictionary [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2015, 7(2): 1-11.
- [12] YANG S Y, SUN F H, WANG M, *et al.*. Novel super resolution restoration of remote sensing images based on compressive sensing and example patches-aided dictionary learning [C]. *Proceedings of the 2011 International Workshop on Multi-Platform and Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping*. Piscataway, 2011: 1-6.

- [13] 陈伟业,孙权森.结合压缩感知与非局部信息的图像超分辨率重建[J]. 计算机应用,2016,36(9): 2570-2575.  
CHEN W Y, SUN Q S. Image super-resolution reconstruction combined with compressed sensing and nonlocal information [J]. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36 ( 9 ) : 2570-2575. (in Chinese)
- [14] YEGANLI F, NAZZAL M, UNAL M, *et al.*. Image super-resolution via sparse representation over multiple learned dictionaries based on edge sharpness[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 10(3): 535-542.
- [15] WU W, YANG X M, LIU K, *et al.*. A new framework for remote sensing image super-resolution: sparse representation-based method by processing dictionaries with multi-type features [J]. *Journal of Systems Architecture*, 2016, 6(4): 63-75.
- [16] 穆少硕,张叶,贾平.基于自学习局部线性嵌入的多幅亚像素超分辨成像[J]. 光学精密工程, 2015, 23(9): 2677-2686.  
MU SH SH, ZHANG Y, JIA P. Super-resolution imaging of multi-frame sub-pixel images based on self-learning LLE [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(9): 2677-2686. (in Chinese)
- [17] ZEYDE ROMAN, MICHAEL ELAD, MATAN PROTTER. On single image scale-up using sparse-representations [C]. *International Conference on Curves and Surfaces*. Springer-Verlag, 2010: 711-730.
- [18] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T, *et al.*. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008: 1-8.
- [19] YANG J C, WANG Z W, LIN Z. Bilevel sparse coding for coupled feature spaces [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012: 2360-2367.
- [20] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelets shrinkage [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [21] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.

## 通信作者:



朱福珍(1978—),女,黑龙江佳木斯人,博士后,副教授,硕士生导师,2011年于哈尔滨工业大学获得博士学位。主要从事图像超分辨、压缩感知、神经网络、深度学习等方向的研究。E-mail: zhufuzhen@hlju.edu.cn



刘越(1995—),女,黑龙江齐齐哈尔人,硕士研究生,主要从事图像处理、超分辨等方面的研究。E-mail: L18686923289@163.com