

# 基于非参数贝叶斯遥感影像超分辨率的改进算法

李丽<sup>1</sup>, 隋立春<sup>1,2</sup>, 丁明涛<sup>1</sup>, 杨振胤<sup>1</sup>, 康军梅<sup>1</sup>, 翟铄<sup>1</sup>

<sup>1</sup>长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054;

<sup>2</sup>地理国情监测国家测绘地理信息局工程技术研究中心, 陕西 西安, 710054

**摘要** 为了提高遥感影像的空间分辨率,将用于自然影像超分辨率重建的非参数贝叶斯字典学习模型引入到遥感影像处理领域,提出了一种基于非参数贝叶斯和纹理分块的单幅遥感影像超分辨率重建的改进方法。该方法利用 Beta-Bernoulli process 进行字典学习,建立字典元素和各参数的概率分布模型,并使用 Gibbs 抽样计算其后验分布。最后,在重构时先将影像块分为平滑块和非平滑块两种类型,对非平滑块利用高分辨率字典的后验分布及低分辨率影像块的稀疏系数重建出高分辨率遥感影像,而对平滑块仅采用双三次卷积方法进行重构。此外,区别于传统算法需事先设置较大维字典以保证较高重建精度的不足,对字典维数进行非参数推导,获得较小维字典,减少了运算量。实验表明,不论测试影像有无噪声,所提算法在视觉及定量评价指标上较传统方法均有改善,且重构速度较快。

**关键词** 遥感; 超分辨率重建; 非参数贝叶斯; 纹理分块

中图分类号 P237 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.032801

## Improved Algorithm of Remote Sensing Images Super-Resolution Based on Nonparametric Bayesian

Li Li<sup>1</sup>, Sui Lichun<sup>1,2</sup>, Ding Mingtao<sup>1</sup>, Yang Zhenyin<sup>1</sup>, Kang Junmei<sup>1</sup>, Zhai Shuo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

<sup>2</sup>National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation engineering research center of Geographic National Conditions Monitoring. Xi'an, Shaanxi 710054, China

**Abstract** In order to improve the spatial resolution of remote sensing images, the nonparametric Bayesian dictionary learning model for natural images super-resolution reconstruction is introduced into the field of remote sensing image processing. Based on nonparametric Bayesian and classified texture patches, an improved method of the single remote sensing image super-resolution reconstruction is proposed. The method uses the Beta-Bernoulli process for dictionary learning, and establishes the probability distribution models of dictionary elements and parameters. The Gibbs sampling is used to calculate the posterior distribution. Finally, the image block is divided into two types: smooth block and non-smooth block during reconstruction. The non-smooth block reconstructs the high resolution remote sensing image by using the posterior distribution of the high-resolution dictionary and the sparse coefficients of the low-resolution image blocks. While the smooth block only uses the bicubic convolution method to reconstruct. Furthermore, different from the shortage of traditional algorithm that needs to set a large dimension dictionary in advance to ensure a higher reconstruction precision, a smaller dimension dictionary is obtained by non-parametrical deviation of dictionary dimension in this paper, which reduces the calculation. The results show that the proposed algorithm outperforms traditional approaches both in visual and quantitative evaluation indexes whether the test image is noisy, and the reconstruction speed is faster.

**Key words** remote sensing; super-resolution reconstruction; nonparametric Bayesian; classified texture patches

**OCIS codes** 280.4991; 100.6640; 110.3010

收稿日期: 2017-09-29; 收到修改稿日期: 2017-10-23

基金项目: 国家自然科学基金(41372330, 41571346)、国家自然科学基金青年科学基金(41601345)

作者简介: 李丽(1987—),女,博士研究生,主要从事遥感影像超分辨率重建算法方面的研究。

E-mail: 15829779607@163.com

导师简介: 隋立春(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事数字图像处理、激光雷达数据处理方面的研究。

E-mail: sui1011@chd.edu.cn

# 1 引言

近年来,随着计算机科学和空间科学的进步,传感器技术、航空航天平台技术、遥感数据处理技术得到了飞速发展<sup>[1-2]</sup>。对于大范围综合性的对地观测,遥感影像空间分辨率作为遥感影像质量评价的关键性指标,在影像的获取和应用中至关重要<sup>[3]</sup>。由于在硬件方面提高空间分辨率的方法受到限制,通过后处理技术对其进行提升已成为近年来的重要突破方向和研究热点,超分辨率重建技术即为途径之一<sup>[4]</sup>。该技术可从一幅或多幅低分辨率观测图像获得一幅高分辨率图像,或者从多幅低分辨率观测图像获得高分辨率图像序列<sup>[5]</sup>。因其具有切实有效、成本低廉的优点,已被广泛应用于智能手机、视频监控、医疗成像、卫星成像及影像融合等领域<sup>[6-7]</sup>。

超分辨率重建的概念最早由 Harris<sup>[8]</sup>于 1964 年提出,主要分为基于插值、重建及学习的方法。就目前的研究成果和应用而言,传统的插值方法因丢失细节信息易产生过平滑现象<sup>[9-10]</sup>。基于重建的方法有很多,比较典型的有凸集投影法<sup>[11]</sup>、最大后验概率法<sup>[12]</sup>、迭代反向投影法<sup>[13]</sup>和变分正则化方法<sup>[14]</sup>等。由于低分辨率图像不能提供足够的先验信息,在下采样倍数增加的情况下,重建效果也较差。基于此原因,加入更多先验知识的基于学习的超分辨重建算法应运而生,主要包括基于样本的方法<sup>[15]</sup>、领域嵌入的方法<sup>[16]</sup>、稀疏表示的方法<sup>[17]</sup>和深度学习的方法<sup>[18-19]</sup>等。基于稀疏表示的超分辨率重建方法(ScSR)最早由 Yang 等<sup>[17]</sup>在 2010 年提出,此方法具有一定的自适应性,取得了引人注目的结果。该方法利用 L1 正则优化进行稀疏编码,使用不同像素位置加权的字典元素集来表示图像数据,具有较好的重建结果。但这一模型需提前指定字典大小及噪声精度,而在实际应用中,该类参数很难精确估计。贝叶斯非参数方法可以很好地解决上述问题<sup>[6]</sup>。该方法能充分利用图像数据的潜在空间结构,利用先验信息由图像数据本身推导得到参数,因其非参数性,减少了人为干涉等因素,提高了模型的自动化程度<sup>[20]</sup>。而且该方法对未知参数进行概率估计而不是点估计,在估计过程中引入不确定性,进而避免不同参数间估计误差的扩大,进一步提高了超分辨率重建结果的质量<sup>[21]</sup>。贝叶斯非参数方法虽已广泛应用于影像去噪、修复、影像分割及影像非参数多尺度表示等领域<sup>[6]</sup>,但对于地物特征复杂、数据量巨大的遥感影像,相应的非参数贝叶斯模型尚

未被提出。因此,如何充分利用遥感影像的先验信息,建立适用于遥感影像超分辨率重建的贝叶斯非参数模型,具有重要的理论及现实意义。

针对上述问题,本文将 Polatkan 等<sup>[6]</sup>用于自然影像超分辨率重建的非参数贝叶斯字典学习模型引入到遥感图像处理领域,提出了一种基于非参数贝叶斯和纹理分块的单幅遥感影像超分辨率重建方法。用一阶、二阶梯度提取算子对由高分辨率影像(HR)降采样得到的低分辨率影像(LR)进行特征提取,与高分辨率影像块共同构成训练样本集,利用 Beta-Bernoulli process(BP)先验的贝叶斯方法来学习过完备字典。在重建阶段,对重构影像进行纹理分块,通过纹理结构的平滑与否选择超分辨率重建方法。此外,针对本身维度已经很高的遥感影像在重构时需全面遍历整个字典而导致运算量大幅增加的问题,对字典大小进行了非参数推导,用维度相对较小但可获取相同或更高学习精度的字典进行超分辨率重建。理论分析和实验数据表明,较 bicubic、nearest、bilinear 及 ScSR 相比,所提算法取得了更好的超分辨率重建效果。

## 2 基于 BP 的耦合字典学习

### 2.1 各隐变量的概率分布

由稀疏表示的定义可知,重建信号可以由一个事先准备好的过完备字典与稀疏向量的乘积来近似表达<sup>[17,20]</sup>。本文使用 BP<sup>[22-24]</sup>进行字典学习,训练得到高、低分辨率特征块所对应的字典  $D^{(h)}$  及  $D^{(l)}$ ,其字典元素用  $d_k^{(h)}$ 、 $d_k^{(l)}$  表示。采用零均值高斯分布来建立每个字典元素,分别表示为:

$$\begin{aligned} d_k^{(l)} &\sim N[0, P^{(l)-1} I_{P^{(l)}}] \\ d_k^{(h)} &\sim N[0, P^{(h)-1} I_{P^{(h)}}], \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $P^{(h)}$  及  $P^{(l)}$  分别代表 HR/LR 字典的维数。

文中假设在重建过程中,两种分辨率字典元素均使用相同的稀疏权重。该稀疏权重由稀疏权重值  $s_{ik}$  及二进制向量  $z_{ik}$ (因子分布)两部分组成,其中,  $z_{ik}$  用来记录观测值中被使用的字典元素。稀疏权重值  $s_{ik}$  服从权重精度为  $\alpha$  的零均值高斯分布,分别表示为:

$$\begin{aligned} s_{ik} &\sim N(0, 1/\gamma_s) \\ z_{ik} &\sim p(z_{ik}), \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $p(z_{ik})$  为变量  $z_{ik}$  的 BP 先验,在下一小节进行详述。  $\gamma_s$  为稀疏权重精度。

对于稀疏权重精度  $\gamma_s$  及观测噪声精度  $\gamma$ ,其先验分布均为伽马分布,且两种分辨率影像均使用此

变量,分别表示为:

$$\begin{aligned}\gamma_s &\sim F_{\text{Gamma}}(e, f) \\ \gamma &\sim F_{\text{Gamma}}(c, d),\end{aligned}\quad (3)$$

式中,  $c, d, e, f$  为超参数。

现用  $x_i^{(h)}$  及  $x_i^{(l)}$  分别表示高、低分辨率特征块,根据上述隐变量概率分布,观测模型可表示为:

$$\begin{aligned}\epsilon_i^{(l)} &\sim N[0, \gamma^{-1} I_p^{(l)}] \\ \epsilon_i^{(h)} &\sim N[0, \gamma^{-1} I_p^{(h)}],\end{aligned}\quad (4)$$

$$\begin{aligned}x_i^{(l)} &= \mathbf{D}^{(l)}(s_i \odot \mathbf{z}_i) + \epsilon_i^{(l)} \\ x_i^{(h)} &= \mathbf{D}^{(h)}(s_i \odot \mathbf{z}_i) + \epsilon_i^{(h)},\end{aligned}\quad (5)$$

式中,  $\odot$  表示两个向量按元素相乘。

## 2.2 BP 先验

对于稀疏权重分量  $\mathbf{z}_{ik}$ , 本文使用 BP 先验来确定其概率分布模型。此先验分布参考 Indian buffet process (IBP) 的思想<sup>[20]</sup>, 其概率建立过程<sup>[25]</sup> 如下: 观测值  $x_i$  服从 Bernoulli 过程 (为一系列独立同分布的贝努利试验), 记为  $x_i \sim \text{BeP}(B)$ , 其中,  $B$  服从 Beta 过程, 记为  $B \sim \text{BP}(c_0, B_0)$ , 且  $B_0 = N(0, 1/\beta I)$ 。当  $K$  趋向于无穷大时, 第  $k$  个观测值可表示为  $x_i = \sum_{k=1}^{\infty} z_{ik} \delta_{d_k}$ , 其中,  $z_{ik}$  表示字典元素  $d_k$  是否被使用, 同时记录是否为第  $i$  个观测值, 且  $B$  的抽样公式定义为  $B = \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k \delta_{d_k}$ ,  $\pi_k$  表示字典元素  $d_k$  的使用概率。假设  $k$  值取至有限值  $K$ , 则 BP 先验模型可表示为:

$$\begin{aligned}\pi_k &\sim \text{Beta}[c_0 \eta_0, c_0(1 - \eta_0)] \\ z_{ik} &\sim \text{Bernoulli}(\pi_k),\end{aligned}\quad (6)$$

式中, 超参数  $c_0, \eta_0$  为标量,  $k \in 1, 2, \dots, K$ 。当  $k$  趋向于无穷大时, Beta-Bernoulli 近似于 IBP/BP。

## 2.3 基于 BP 耦合字典的学习

利用非参数贝叶斯模型来进行超分辨率重建, 其思想在于: 在字典训练阶段, 通过观测值  $x_i^{(h)}$  及  $x_i^{(l)}$  的学习, 根据字典元素  $\mathbf{D}^{(c)}$  及参数  $\pi, Z, S, \gamma, \gamma_s$  的先验及条件概率, 利用 Gibbs 抽样<sup>[26]</sup> 来计算其后验概率, 并将此而后验作为重建阶段的先验, 进行超分辨率重建。其中, 观测值字典训练的具体方法如下所示。

1) 从输入样本  $x_i^{(h)}$  及  $x_i^{(l)}$  中抽取  $N$  个样本观测值;

2) 使用奇异值分解 (SVD) 对字典元素及各参数赋初始值, 利用 Gibbs 抽样方法进行迭代抽样;

3) 开始迭代

① 分别对耦合字典元素  $d_k^{(c)}$ 、稀疏权重值  $s_{ik}$ 、

二进制向量  $\mathbf{z}_{ik}$  进行抽样, 分别表示为:

$$\begin{aligned}p(d_k^{(c)} | -) &\propto N\left(0, \frac{1}{2v} \mathbf{I}_{2v}\right) \prod_{i=1}^N \\ &N\left[\mathbf{D}^{(c)}(s_i \odot \mathbf{z}_i), \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_{2v}\right],\end{aligned}\quad (7)$$

$$\begin{aligned}p(s_{ik} | -) &\propto (1 - z_{ik}) N(0, \gamma_s^{-1}) + z_{ik} N(0, \gamma_s^{-1}) \\ &N\left[\mathbf{D}^{(c)}(s_i \odot \mathbf{z}_i), \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_{2v}\right],\end{aligned}\quad (8)$$

$$\begin{aligned}p(z_{ik} = 1 | -) &\propto \text{Bernoulli}(\pi_k) \\ &N\left[\mathbf{D}^{(c)}(s_i \odot \mathbf{z}_i), \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_{2v}\right];\end{aligned}\quad (9)$$

② 对字典使用概率  $\pi_k$  进行抽样, 可以表示为:

$$\begin{aligned}p(\pi_k | -) &\propto \text{Beta}[c_0 \eta_0, c_0(1 - \eta_0)] \\ &\prod_{i=1}^N \text{Bernoulli}(\pi_k); \end{aligned}\quad (10)$$

③ 对噪声精度  $\gamma$  进行抽样, 可以表示为:

$$\begin{aligned}p(\gamma | -) &\propto \text{Gamma}[c + NP, d + \\ &\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|x_i^{(c)} - \mathbf{D}^{(c)}(s_i \odot \mathbf{z}_i)\|_2^2];\end{aligned}\quad (11)$$

④ 对权重精度  $\gamma_s$  进行抽样, 可以表示为:

$$\begin{aligned}p(\gamma_s | -) &\propto \text{Gamma}(e, f) \prod_{i=1}^N \prod_{k=1}^K \\ &N\left(0, \frac{1}{\gamma_s}\right); \end{aligned}\quad (12)$$

⑤ 搜寻未使用的字典元素并删除。

上述公式中所包含的  $\mathbf{I}_v$  代表  $v \times v$  的单位矩阵,  $\hat{x}_{i(-k)}^{(c)}$  为使用除第  $k$  个字典元素之外的其他元素后的重建误差, 可表示为:

$$\hat{x}_{i(-k)}^{(c)} = x_i^{(c)} - \mathbf{D}^{(c)}(s_i \odot \mathbf{z}_i) + \mathbf{d}_k^{(c)}(s_{ik} \odot \mathbf{z}_{ik}); \quad (13)$$

4) 迭代结束, 形成马尔科夫链, 其平稳分布便为字典元素及各参数的后验分布。

## 3 基于非参数贝叶斯模型和纹理分块的超分辨率重建

针对遥感影像本身地物特征复杂、数据量巨大的特点, 在重建过程中, 本文先将 LR 影像根据纹理结构划分为平滑块和非平滑块两类<sup>[27]</sup>, 因平滑块像素值较平均, 利用计算复杂度较低且运算时间较少的双三次卷积法重构就可获得较好的效果, 故文中对平滑块采用双三次卷积法重构; 而对非平滑块采用非参数贝叶斯法进行重构, 进而减少重构时间提高重建效率。其中, 对待重建影像进行纹理分块的判别准则以计算标准差为阈值, 可以表示为:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - \mu)^2 / n}, \quad (14)$$

式中,  $p_i$  为像素值,  $\mu$  为图像块像素均值,  $n$  为像素点总数。且考虑到以 LR 图像块的细节信息作为特征进行重建效果较好, 本文使用一阶、二阶梯度提取算子对 LR 影像进行特征提取<sup>[16]</sup>。

根据上述字典训练得到的字典元素  $\mathbf{D}^{(c)}$  及参数  $\pi, Z, S, \gamma, \gamma_s$  的后验, 便可由已知量 LR 特征块  $x_i^{(l)}$  重建出未知的 HR 影像, 可以表示为:

$$E[x_j^{(h)} | x_j^{(l)}, x_i^{(h)}, x_i^{(l)}] \approx \hat{\mathbf{D}}^{(h)}(\hat{\mathbf{s}}_j \odot \hat{\mathbf{z}}_j), \quad (15)$$

式中,  $\hat{\mathbf{D}}^{(h)}$  为后验分布  $P\{\mathbf{D}^{(h)} | [x_i^{(h)}, x_i^{(l)}]\}$  的均值,  $(\hat{\mathbf{s}}_j \odot \hat{\mathbf{z}}_j)$  为由 LR 特征块经后验推理得到的稀疏权重的后验期望。

其重建过程与字典训练过程基本相似, 不同点在于: 在选定样本观测值  $x_i^{(l)}$  后, Gibbs 抽样中参数  $\pi, \gamma, \gamma_s$  的迭代初始值赋值为字典训练后对应参数的后验;  $\mathbf{D}^{(c)}$  始终为字典训练阶段所得字典, 不随迭代过程发生变化; 稀疏权重分量  $\mathbf{z}_{ik}, \mathbf{s}_{ik}$  由观测值  $x_i^{(l)}$  经 SVD 加以赋值, 且分别进行 Gibbs 抽样,  $\mathbf{z}_{ik}$  抽样可以表示为:

$$p(\mathbf{z}_{ik} = 1 | -) \propto \text{Bernoulli}(\pi_k) \\ N\left[\mathbf{D}^{(l)}(\mathbf{s}_i \odot \mathbf{z}_i), \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_v\right]. \quad (16)$$

$\mathbf{s}_{ik}$  抽样可以表示为:

$$p(\mathbf{s}_{ik} | -) \propto (1 - \mathbf{z}_{ik}) N(0, \gamma_s^{-1}) + \\ \mathbf{z}_{ik} N[0, \gamma_s^{-1}] N\left[\mathbf{D}^{(l)}(\mathbf{s}_i \odot \mathbf{z}_i), \frac{1}{\gamma} \mathbf{I}_v\right]. \quad (17)$$

在 Gibbs 抽样的逐次迭代中, 由 (15) 式可计算出  $x_i^{(l)}$  所对应的 HR 影像块  $x_i^{(h)}$ , 再用  $x_i^{(h)}$  来代替对应位置的  $x_i^{(l)}$ , 便可形成一幅幅 HR 影像。结束迭代后, Polatkan 等<sup>[6]</sup> 取逐次迭代结果均值作为最终重建影像。本文则根据逐次迭代中峰值信噪比 (PSNR) 的大小, 按照每次迭代所产生的重建影像对最终结果的贡献大小, 对对应的重建图像取加权平均值, 作为最终的超分辨率重建结果, 并取得了较好的重建效果。

## 4 实验结果及分析

分别以高分一号 (GF-1) PMS 数据、WorldView-2 数据及资源三号 (ZY3) 影像为测试数据, 以尽可能多地选取地物类型为原则, 采用 Interactive Data Language (IDL) 编程语言截取 100 幅 GF-1 影像作为训练样本, 进行字典训练及超分辨率重建。为验证所提算法的有效性, 选择了传统的插值方法及 Yang 所提的 ScSR 方法进行对比测试, 并采用 PSNR、结构相似性指标 (SSIM) 及

(ERGAS)<sup>[4]</sup> 作为定量指标来评价不同重建算法的性能。其中, ERGAS 反映影像的相对变化及绝对变化, 与影像质量成反比。

本节分别进行两组三倍下采样 ( $V_{\text{SR\_ratio}} = 3$ ) 下的超分辨率重建实验。HR、LR 影像块均采用  $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$  像素大小; 随机抽取  $10^5$  对 HR、LR 影像块构成字典学习所需的训练集; 字典元素和各参数迭代初始值均通过 SVD 进行赋值; 超参数参考 Zhou 等<sup>[20,24]</sup> 发表的文献中取值为  $c = d = e = f = 10^{-6}$ ,  $c_0 = 2$ ,  $\eta_0 = 0.5$ ; 迭代次数为 50 次, 且采用 Gibbs 抽样后验推理方法进行字典训练及超分辨率重建。字典大小初始值依次取 1024、2048 及 4096 来测试本文算法对  $K$  的非参数推导。因人类视觉系统对亮度分量比色度分量更为敏感, 故算法均只对亮度通道 Y 进行基于非参数贝叶斯模型的超分辨率重建, 而对色度通道 (Cb, Cr) 仅作双三次插值处理。

在字典学习阶段, 利用 Gibbs 进行迭代抽样过程中, 寻找未使用的字典元素并将其删除, 以达到降低字典维度的目的。利用所提算法对字典大小的非参数推断如图 1 所示。因非参数贝叶斯模型本身具有的非参数特性, 由图 1 可知, 无论字典大小的初始值设为何值, 在前 1000 个样本学习过程中, 字典大小呈快速下降的趋势, 且逐渐收敛于一个较为接近的相似值。当字典大小初始值设为 1024 时, 经本文算法推断  $K = 726$  为一个合适的字典大小值。且当固定字典大小为 1024 时, 字典学习的均方根误差及字典的稀疏度与字典大小为 726 时一致, 进一步证明 726 为一个合适的字典大小。针对本身维度已经很高的遥感影像在重构时需全面遍历整个字典而导致运算量大幅增加的问题, 用本文算法获取一个维度相对较小但有相同学习精度的字典进行超分辨率重构, 减少了重构

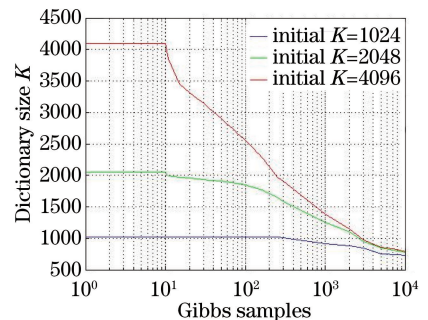


图 1 所提算法对字典大小的非参数推导

Fig. 1 Non-parametrical deviation of dictionary size with proposed algorithm

时间,提升了效率。

在重构阶段,实验 1 为原始影像不含噪声时的超分辨率重建实验。测试数据为 5 幅不同位置不同像素大小的 WorldView-2 影像与 GF-1 影像。表 1 为  $V_{SR\_ratio} = 3$  时无噪情况下不同算法的 PSNR、SSIM 及 ERGAS 指标值,图 2、3 分别为表 1 中测试影像 WorldView-2-1、GF-1-2 采用不同方法时的超分辨率重建结果。

由表 1 可知,与 bicubic、nearest、bilinear 插值方法及 ScSR 算法相比,采用所提算法,PSNR、SSIM 及 ERGAS 评价指标均取得一定的改善。综合 5 幅影像求均值,较 bicubic、nearest、bilinear 及 ScSR 方法,文中算法的 PSNR 值分别提高 0.81, 3.73, 1.74, 0.23 dB; SSIM 值分别提高 0.01, 0.03, 0.03, 0.003 dB; ERGAS 值分别降低 0.15, 0.71, 0.36, 0.09 dB。对比观察图 2、3 可以看出, bicubic、bilinear 及 nearest 插值算法重建的影像整体效果较为模糊,且 nearest 插值图像有明显的锯齿现象, Yang 的 ScSR 重建结果优于插值方法,但本文算法的重建图像更为清晰,边缘轮廓及纹理结构更加明

显,更好地保留了高频细节信息,且重构速度比 Yang 的算法快,后者重构一幅影像平均所需时间为 2090.4 s,本文算法所需时间为 791.4 s,证明了所提算法的有效性。

表 1  $V_{SR\_ratio} = 3$  无噪测试结果

Table 1 Test results without noise by  $V_{SR\_ratio} = 3$  dB

Image	Index	Bicubic	Nearest	Bilinear	ScSR	Proposed
World View-2-1	PSNR	33.41	30.48	32.57	33.91	34.21
	SSIM	0.953	0.939	0.941	0.959	0.962
	ERGAS	1.844	2.525	2.037	1.795	1.693
World View-2-2	PSNR	34.53	31.76	33.71	35.12	35.20
	SSIM	0.900	0.846	0.887	0.909	0.907
	ERGAS	2.072	2.811	2.277	2.002	1.931
World View-2-3	PSNR	34.689	31.433	33.73	35.231	35.482
	SSIM	0.960	0.946	0.948	0.965	0.967
	ERGAS	1.628	2.314	1.817	1.589	1.5
GF-1-1	PSNR	33.447	30.572	32.481	34.08	34.231
	SSIM	0.882	0.882	0.861	0.894	0.898
	ERGAS	1.646	1.646	1.84	1.589	1.512
GF-1-2	PSNR	33.703	30.905	32.64	34.326	34.677
	SSIM	0.943	0.927	0.923	0.951	0.958
	ERGAS	1.912	2.625	2.156	1.843	1.716

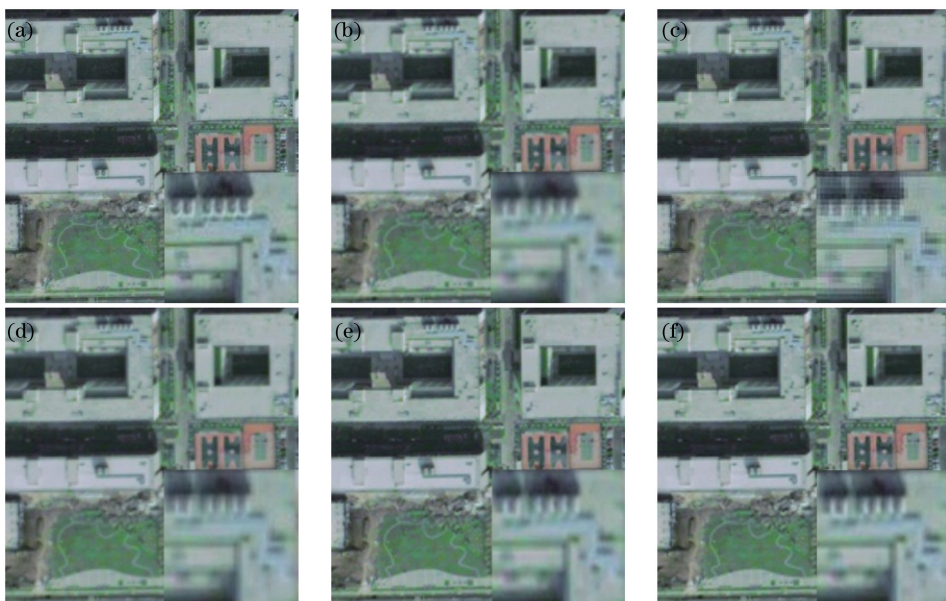


图 2 WorldView-2-1 效果对比图。(a)输入图像;(b) bicubic;(c) nearest;(d) bilinear;(e) ScSR;(f)所提算法

Fig. 2 Effect comparison diagram of WorldView-2-1. (a) Input image; (b) bicubic; (c) nearest; (d) bilinear; (e) ScSR; (f) proposed algorithm

实验 2 为原始影像含不同比例噪声时各算法的重建效果对比。测试数据为两幅 ZY3 影像。表 2 为噪声标准差为  $\sigma = 15$  和  $\sigma = 25$  时各算法重建结果的 PSNR 和 ERGAS 指标值,图 4 为  $\sigma = 25$  时表 2 中影像 ZY3-1 的超分辨率重建效果对比图。

由表 2 可知,当原始影像含不同比例噪声时,本

文算法的重建结果仍优于插值及 ScSR 方法。综合两幅影像求均值,较 bicubic 及 ScSR 方法,当噪声标准差为 15 时,本文算法的 PSNR 值分别提高 0.43, 0.16 dB; ERGAS 值分别降低 0.17, 0.042 dB。当噪声标准差为 25 时, PSNR 值分别提高 0.16, 0.035 dB; ERGAS 值分别降低 0.08, 0.013 dB。由此可知,本文

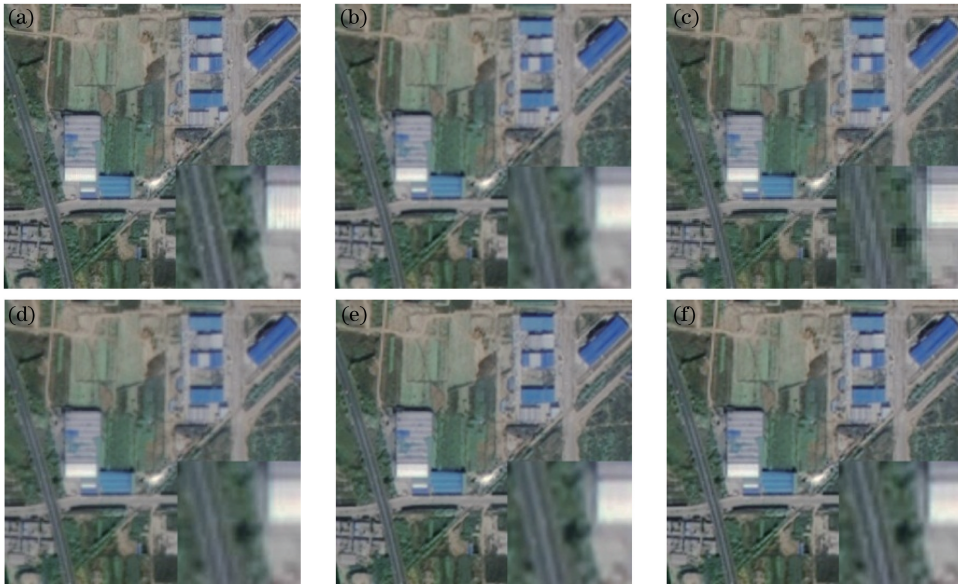


图 3 GF-1-2 效果对比图。(a)输入图像;(b) bicubic;(c) nearest;(d) bilinear;(e) ScSR;(f)所提算法

Fig. 3 Effect comparison diagram of GF-1-2. (a) Input image; (b) bicubic; (c) nearest; (d) bilinear; (e) ScSR; (f) proposed algorithm

表 2  $V_{SR\_ratio}=3$  加噪测试结果

Table 2 Test results with noise by  $V_{SR\_ratio}=3$  dB

Image	Noise	Index	Bicubic	ScSR	Proposed
ZY3-1	$\sigma=15$	PSNR	28.9791	29.2321	29.4467
		ERGAS	2.9909	2.8106	2.7639
	$\sigma=25$	PSNR	24.4339	24.5937	24.6189
		ERGAS	4.8386	4.7651	4.7476
ZY3-2	$\sigma=15$	PSNR	29.0164	29.3027	29.4142
		ERGAS	3.0138	2.9315	2.8942
	$\sigma=25$	PSNR	24.4126	24.5106	24.556
		ERGAS	5.0834	5.02	5.0113

算法的噪声稳健性相对较强,但随着噪声标准差的增大,其差异逐渐减小。对比观察图 4 可以看出,当原始影像含标准差为 25 的高斯噪声时,所提算法的重建图像较其他两种方法仍更为清晰。

## 5 结 论

考虑到遥感影像地物特征复杂、数据量巨大的特点,本文对 Polatkan 提出的用于自然影像的非参数贝叶斯模型进行改进,提出了一种结合非参数贝叶斯和纹理分块的单幅遥感影像超分辨率重建算



图 4 影像 ZY3-1 在  $\sigma=25$  时的重建效果对比图。(a)输入图像;(b) bicubic;(c) ScSR;(d)所提算法

Fig. 4 Comparison diagram of reconstruction effect of ZY3-1 with  $\sigma=25$ . (a) Input image; (b) bicubic; (c) ScSR; (d) proposed algorithm

法。在字典学习过程中对字典维数进行非参数推导,并在重建时判断图像块平滑与否来选择重建方法,以达到提升影像空间分辨率及提高重建效率的目的。实验表明,无论测试影像不含噪声或含不同比例噪声,较传统的插值方法及 Yang 的 ScSR 方法,本文算法在视觉效果上,其重建结果整

体上均更加清晰、几何纹理结构均更加明显;在定量评价中,其 PSNR、SSIM 及 ERGAS 指标值均有改善,且重建所花费时间较少,证明了所提算法的有效性。值得注意的是,所提算法中贝叶斯模型参数的精确解,通常只能由马尔科夫链-蒙特卡罗算法(MCMC)通过大量迭代抽样得到,对于遥

感影像,字典训练所需时间过长, Variational Bayes (VB)等快速近似求解算法是下一步的研究工作。

### 参 考 文 献

- [1] Guo H D. Perception of heaven and earth: acquisition and processing technology [M]. Beijing: Science Press, 2000: 1-20.  
郭华东. 感知天地: 信息获取与处理技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 1-20.
- [2] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by the fusion of aerial images and LIDAR point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.  
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取 [J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [3] Xu Q. Remote sensing images fusion and resolution enhancement technology [M]. Beijing: Science Press, 2007: 1-34.  
徐青. 遥感影像融合与分辨率增强技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2007: 1-34.
- [4] Jiang C. The spatial resolution improvement of optical remote sensing images with regularization methods [D]. Wuhan: Wuhan University, 2015: 1-23.  
江铖. 光学遥感影像空间分辨率提升的正则化方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2015: 1-23.
- [5] Zhong J S. Research on super-resolution reconstruction algorithm of optical remote sensing images based on sparse representation [D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2013: 1-9.  
钟九生. 基于稀疏表示的光学遥感影像超分辨率重建算法研究 [D]. 南京: 南京师范大学, 2013: 1-9.
- [6] Polatkan G, Zhou M Y, Carin L, *et al.* A Bayesian nonparametric approach to image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(2): 346-358.
- [7] Yang C, Yang B, Huang G Y. Remote sensing image fusion based on multispectral image super-resolution [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(2): 021001.  
杨超, 杨斌, 黄国玉. 基于多光谱图像超分辨率处理的遥感图像融合 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(2): 021001.
- [8] Harris J. Diffraction and resolving power [J]. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(7): 931-936.
- [9] Farsiu S, Robinson M, Elad M, *et al.* Fast and robust multi-frame super resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [10] Bishop C. Bayesian image super-resolution [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 15: 1303-1310.
- [11] Stark H, Oskoui P. High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1989, 6(11): 1715-1726.
- [12] Shen H F, Li P X, Zhang L P. Adaptive regularized MAP super-resolution reconstruction method [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(11): 949-952.  
沈焕锋, 李平湘, 张良培. 一种自适应正则 MAP 超分辨率重建方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(11): 949-952.
- [13] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration [J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1991, 53(3): 231-239.
- [14] Wang Y, Piao Y, Sun R C. Depth image super-resolution construction combined with high-resolution color image of the same scene [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0810002.  
王宇, 朴燕, 孙荣春. 结合同场景彩色图像的深度图超分辨率重建 [J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0810002.
- [15] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56-65.
- [16] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 1(1): 275-282.
- [17] Yang J, Wright J, Huang T, *et al.* Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [18] Xiao J S, Liu E Y, Zhu L, *et al.* Improved image super-resolution algorithm based on convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318002.  
肖进胜, 刘恩雨, 朱力, 等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法 [J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318002.
- [19] Zheng X T, Yuan Y, Lu X Q. Single image super-resolution restoration algorithm from external examples to internal self-similarity [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318004.

- 郑向涛, 袁媛, 卢孝强. 自外而内的单幅图像超分辨率复原算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318004.
- [20] Zhou M, Chen H, Paisley J, *et al.* Non-parametric Bayesian dictionary learning for sparse image representations [C]. International Conference on Neural Information Processing Systems, 2009, 21(1): 2295-2303.
- [21] Rodriguez A, Dunson D B. Nonparametric Bayesian models through probit stick-breaking processes [J]. Bayesian Analysis, 2011, 6(1): 145-177.
- [22] Knowles D, Ghahramani Z. Infinite sparse factor analysis and infinite independent components analysis [J]. Independent Component Analysis and Signal Separation, 2007, 4666: 381-388.
- [23] Paisley J, Carin L. Nonparametric factor analysis with beta process priors[C]. International Conference on Machine Learning, 2009: 777-784.
- [24] Zhou M, Yang H, Sapiro G, *et al.* Dependent hierarchical beta process for image interpolation and denoising [C]. Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2011, 15: 883-891.
- [25] Griffiths T L, Ghahramani Z. The Indian buffet process: an introduction and review [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12(2): 1185-1224.
- [26] Bishop C. Pattern recognition and machine learning [M]. New York: Springer, 2006: 523-556.
- [27] Liu S, Zhu Y J, Xue L. Remote sensing image super-resolution method using sparse representation and classified texture patches [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(5): 578-582.
- 刘帅, 朱亚杰, 薛磊. 一种结合稀疏表示和纹理分块的遥感影像超分辨率方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(5): 578-582.