

在线变分贝叶斯估计的遥感影像超分辨率重建

李丽¹, 隋立春^{1,2}, 康军梅¹, 王雪¹

¹长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054;

²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 针对低分辨率遥感影像空间分辨率提升问题, 提出一种基于在线变分贝叶斯期望最大化耦合字典学习的单幅遥感影像超分辨率重建算法。该方法首先建立字典原子及各参数的概率分布模型, 将其划分为局部变量及全局变量, 并使用固定其他参数来更新当前参数的 Gibbs 抽样方法对各变量赋予初始值, 然后采用随机优化方法对两类变量进行期望最大化(EM)迭代优化, 通过最小化 Kullback-Leibler(KL)距离来获取字典原子的后验分布, 并对字典大小进行非参数推导。最后在重建阶段采用双边滤波将待重建影像分为平滑部分和纹理部分, 对平滑部分采用双三次插值重建, 而对纹理部分进行稀疏重建。对比双线性、双三次插值及基于稀疏表示的超分辨率重建方法, 该算法在平均峰值信噪比方面分别提高了 3.85, 2.11, 0.20 dB, 在平均相对整体维数综合误差(ERGAS)方面分别降低了 0.64, 0.28, 0.04 dB。实验结果表明该算法因加入了更多的样本和参数先验信息, 可以使重建影像提供更多高频细节信息, 具有一定的普适性及较强的噪声稳健性, 且重构速度较快。

关键词 遥感; 遥感影像; 超分辨率重建; 变分贝叶斯; 稀疏表示; 随机优化

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.062801

Super Resolution Reconstruction of Remote Sensing Images Based on Online Variational Bayesian Estimation

Li Li¹, Sui Lichun^{1,2}, Kang Junmei¹, Wang Xue¹

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

²National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation Engineering Research Center of Geographic National Conditions Monitoring, Xi'an, Shaanxi 710054 China

Abstract A single remote sensing image super-resolution reconstruction method based on online variational Bayes expectation maximization coupled dictionary learning is proposed in this study to improve the spatial resolution of low resolution remote sensing images. The method first establishes the probability distribution model of the dictionary atom and each parameter, divides it into local variables and global variables, and uses the Gibbs sampling method to update the current parameters with fixed other parameters to assign initial values to the variables. Then stochastic optimization method is used to optimize expectation maximization (EM) optimization for two kinds of variables. The posterior distribution of the dictionary atom is obtained by minimizing the Kullback-Leibler (KL) distance, and the dictionary size is derived non-parametrically. Finally, the image to be reconstructed is divided into smooth and texture patches by bilateral filter during reconstruction, the sparse reconstruction method is used for the texture part while the bicubic interpolation reconstruction is applied for the smooth part. Compared with the bilinear, the bicubic interpolation and the super-resolution reconstruction algorithm based on sparse representation, the average peak signal-to-noise ratios of the proposed method are increased by 3.85, 2.11, 0.20 dB, respectively. And the average relative global dimensional synthesis errors (ERGASs) are decreased by 0.64, 0.28, 0.04 dB, respectively. Experimental results show that this algorithm can provide more high-frequency detail information by adding more sample and parameter prior information, which has certain

收稿日期: 2017-10-27; 收到修改稿日期: 2017-12-08

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

universality and strong noise robustness, and the reconstruction speed is faster.

Key words remote sensing; remote sensing images; super-resolution reconstruction; variational Bayesian; sparse representation; stochastic optimization

OCIS codes 280.4991; 100.6640; 110.3010

1 引言

航天遥感技术经过 50 多年的应用与发展,已经可以多角度、全方位、立体式地获取地球信息^[1-2]。作为衡量卫星遥感性能的关键性指标,遥感影像空间分辨率在影像的获取和应用中至关重要^[3]。遥感影像的空间分辨率取决于传感器的设计和性能,而成像系统性能的提高却伴随着昂贵的制造成本和设计加工技术水平。所以通过改善硬件来提高影像分辨率的方法,因存在传感器制造技术和成本的限制以及无法在短时间内完成,不利于实际应用。因此,从软件入手,利用超分辨率重建方法来提高遥感影像空间分辨率具有重要的理论及现实意义^[4]。

超分辨率重建是对多幅具有互补信息的低分辨率观测影像进行处理,获得一幅或多幅高分辨率影像的技术^[5-6]。其概念最早由 Harris^[7]于 1964 年提出,因其具有切实有效、成本低廉的优点,已被广泛应用于视频监控、医疗成像、卫星成像及影像融合等领域^[8-9]。现有的超分辨率重建方法主要分为基于插值、基于重建及基于学习的方法。基于插值的方法虽计算效率较高,但因未增加新的高频信息,使得重建结果出现锯齿、模糊等视觉失真的现象;基于重建的方法,如凸集投影法^[10]、最大后验概率法(MAP)^[11]和迭代反向投影法^[12]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,重建效果仍较差;基于学习的方法通过机器学习建立高、低分辨率影像之间的非线性映射关系来进行影像重构^[13-15]。因从样本集中获取了更多的先验信息而获得了更高的重建精度,基于学习的方法已成为目前研究的热点,主要包括基于样本的方法^[13]、领域嵌入的方法^[14]、稀疏表示的方法^[15]和深度学习的方法^[16]等。基于稀疏表示的超分辨率重建方法(ScSR)最早由 Yang 等^[15]在 2010 年提出,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原子^[17]集来表示图像数据,随后,Zeyde 等^[18]对其进行改进,利用 K-SVD 进行字典训练,提高了运算效率;Zhang 等^[19]又在 Zeyde 基础上,将估计所得的高频信息分为主要高频及剩余高频两部分,进行双字典学习,恢复了更多的细节信息。但该类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。非参数贝叶斯方法可以很好地解决上述问题,该方法实质上是把参数的先验概率转化为参数的后验概率分布,能充分利用样本信息和参数的先验信息推导得到参数^[20]。而且该方法对未知参数进行概率估计而不是点估计,在估计过程中引入了不确定性,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^[8]。文献[21]在 MAP 贝叶斯框架下,对运动模糊图像进行盲复原研究。但 MAP 方法经常存在数据过拟合问题,导致算法失效,而变分贝叶斯(VB)估计可以解决此问题。相比同样作为逼近方法进行参数估计的马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC),VB 在较好估计精度的前提下有更快的估计速度,其计算复杂度也较低,更适合于数据量较大的应用领域。

基于上述研究,本文针对贝叶斯方法利用概率估计代替点估计及其非参数特性和遥感影像数据量大的特点,对 Yang 提出的 ScSR 算法进行改进,提出了一种基于在线变分贝叶斯估计,也称在线变分贝叶斯期望最大化(OVBEM)字典学习模型的超分辨率重建算法。用一阶、二阶梯度提取算子对由高分辨率影像降采样得到的低分辨率影像进行特征提取,与高分辨率影像块共同构成训练样本集,利用 OVBEM 方法批量处理样本来学习过完备字典。在重建阶段,采用双边滤波方法,将数据量大的遥感影像划分为平滑部分和纹理部分,对平滑部分采用双三次插值法重构,而对纹理部分进行稀疏重建。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。实验数据表明,所提算法在一定程度上提高了重构高分辨率影像的细节精度。

2 基于 OVBEM 的耦合字典学习

2.1 变分贝叶斯推理

OVBEM 算法基于变分推理,是 Sato^[22]在传统贝叶斯推断与期望最大化(EM)迭代估计算法的基础上引入变分近似理论而提出的。该方法通过最大化变分参数的对数边缘似然函数的下界(即目标函

数)来近似联合分布,同时利用平均场理论将多变量的联合估计转化为对各个变量边缘分布的迭代估计,降低了复杂度,提高了计算效率^[23]。不同于MCMC, OVBEM在迭代过程中使用随机优化来代替抽样,在每次迭代过程中对样本进行重采样,并通过噪声梯度估计来更新参数,避免了MCMC等抽样算法需多次遍历整个样本集来获取较好的近似后验估计而花费较长时间的缺点,更适合于数据量大的应用领域。

2.2 基于 OVBEM 的耦合字典学习

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^[15],过完备字典的优劣直接影响最终的重建精度。因此,字典学习是超分辨率重建的关键步骤。

针对遥感影像数据量巨大的特点,本文用一阶、二阶梯度提取算子对低分辨率样本进行特征提取分块,与高分辨率样本块组成训练样本集,采用批量处理样本数据的 OVBEM 算法^[8,22-23]进行耦合字典的学习。首先,定义耦合字典学习过程中隐变量的参数分布集为 $Q = \{D^{(c)}, Z, S, \pi, \gamma_\epsilon, \gamma_s\}$, 并将其分为局部变量 (Z_{ik}, S_{ik}) 和全局变量 $[D^{(c)}, \pi, \gamma_\epsilon, \gamma_s]$ 两类,其变分分布可表示为:

$$q(Q) =$$

$$q_\phi [D^{(c)}] q_\nu(Z) q_\omega(S) q_\tau(\pi) q_\lambda(\gamma_\epsilon) q_\epsilon(\gamma_s), \quad (1)$$

式中, $D^{(c)}$ 表示耦合字典, S 为稀疏权重值; Z 为二进制向量,用来记录观测值中被使用的字典原子; π 为字典使用概率; γ_s 为稀疏权重精度; γ_ϵ 为观测噪声精度。各分量服从如下分布: $q_{\phi_{kj}}(d_{kj}) = N(\phi_{kj}, \Phi_{kj})$, $q_\lambda(\gamma_\epsilon) = \text{Gamma}(\lambda_1, \lambda_2)$, $q_{\tau_k}(\pi_k) = \text{Beta}(\tau_{k1}, \tau_{k2})$, $q_{\nu_{ik}}(Z) = \text{Bernoulli}(\nu_{ik})$, $q_\epsilon(\gamma_s) = \text{Gamma}(\epsilon_1, \epsilon_2)$, $q_{\omega_{ik}}(S) = N(\omega_{ik}, \Omega_{ik})$ 。

OVBEM 算法的本质在于通过最大化目标函数来近似联合分布,等同于迭代寻找最小化 Kullback-Leibler(KL)距离的边缘分布,从而使得估计后验无限逼近真实后验。使用 $\mathcal{E} = \{c_0, \eta_0, c, d, e, f\}$ 表示超参数集,则根据贝叶斯原理,对数边缘似然函数(目标函数)可表示为:

$$\log [p(X^{(c)} | \mathcal{E})] \geq$$

$$H(q) + \sum_{k=1}^K \{E_q [\log p(\pi_k | c_0, \eta_0, K)] +$$

$$\sum_{i=1}^N E_q [\log p(z_{ik} | \pi)] +$$

$$\sum_{i=1}^N E_q \{ \log [p(s_{ik} | \gamma_s) p(\gamma_s | e, f)] \} +$$

$$\sum_{j=1}^J E_q \{ \log [p(d_{kj} | \beta_{kj})] \} +$$

$$\sum_{i=1}^N \{ E_q [\log p(\gamma_\epsilon | c, d)] +$$

$$E_q [\log p(x_i^{(c)} | D^{(c)}, Z, S, \gamma_\epsilon)] \}, \quad (2)$$

式中, $H(q)$ 表示变分分布的熵,为常数; $X^{(c)}$ 为观测值; K 为字典大小; J 为字典原子个数的两倍。实验使用固定其他参数更新当前参数的 Gibbs 抽样方法^[24]对各变量赋予初始值,然后采用随机优化方法^[25]对两类变量进行 EM 迭代优化,通过最小化 KL 距离来获取字典原子的后验分布。以下为各参数对应的更新公式。

1) 二进制向量 z_{ik} :

$$q(z_{ik} = 1) \propto \exp \{ E_q [\ln(\pi_k)] \} \times$$

$$\exp \left\{ -\frac{\lambda_1}{\lambda_2} [(\omega_{ik}^2 + \Omega_{ik})(\phi_k^{(c)T} + \sum_j \Phi_{kj})] / 2 \right\} \times$$

$$\exp \{ -2\omega_{ik} \phi_k^{(c)T} E_q [\tilde{x}_{i(-k)}^{(c)}] / 2 \}, \quad (3)$$

$$q(z_{ik} = 0) \propto \exp \{ E_q [\ln(1 - \pi_k)] \}; \quad (4)$$

2) 稀疏权重 s_{ik} :

$$\Omega_{ik} = \left\{ \frac{\epsilon_1}{\epsilon_2} + \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \nu_{ik} [\phi_k^{(c)T} \phi_k^{(c)} + \sum_j \Phi_{kj}] \right\}^{-1}, \quad (5)$$

$$\omega_{ik} = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \Omega_{ik} \nu_{ik} \phi_k^{(c)T} E_q [\tilde{x}_{i(-k)}^{(c)}]; \quad (6)$$

3) 字典原子 $d_k^{(c)}$:

$$\Phi_k^{(c)} = \left[2\nu_{2v} + \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \sum_{i=1}^N (\omega_{ik}^2 + \Omega_{ik}) \nu_{ik}^2 \right]^{-1}, \quad (7)$$

$$\phi_k^{(c)} = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \Phi_k^{(c)} \sum_{i=1}^N \omega_{ik}^2 \nu_{ik} E_q [\tilde{x}_{i(-k)}^{(c)}]; \quad (8)$$

4) 观测噪声精度 γ_ϵ :

$$\lambda_1 = c + NP, \quad (9)$$

$$\lambda_2 = d + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left\{ \left\| x_i^{(c)} - \sum_{k=1}^K \Phi_k^{(c)} (\omega_{ik} \nu_{ik}) \right\|_2^2 +$$

$$\sum_{k=1}^K \nu_{ik} (\omega_{ik}^2 + \Omega_{ik}) [\phi_k^{(c)T} \phi_k^{(c)} + \sum_j \Phi_{kj}] -$$

$$\sum_{k=1}^K \nu_{ik} \phi_k^{(c)T} \phi_k^{(c)} \omega_{ik}^2 \right\}; \quad (10)$$

5) 字典使用概率 π_k :

$$\tau_{k1} = c_0 \eta_0 + \sum_{i=1}^N \nu_{ik}, \quad (11)$$

$$\tau_{k2} = N - \sum_{i=1}^N \nu_{ik} + c_0 (1 - \eta_0); \quad (12)$$

6) 稀疏权重精度 γ_s :

$$\epsilon_1 = e + \frac{1}{2} NK, \quad (13)$$

$$\epsilon_z = f + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K (\omega_{ik}^2 + \Omega_{ik}^2). \quad (14)$$

上述公式中所包含的 $\mathbf{I}_{2\omega}$ 代表单位矩阵, $\tilde{x}_{i(-k)}^{(c)}$ 为使用除第 k 个字典原子之外的其他元素后的重建误差, 可表示为:

$$\tilde{x}_{i(-k)}^{(c)} = x_i^{(c)} - D^{(c)}(s_i \odot z_i) + d_k^{(c)}(s_{ik} \odot z_{ik}), \quad (15)$$

式中, \odot 表示两个向量逐元素相乘。

EM 迭代估计分为 E 步骤和 M 步骤两步。首先, 在 E 步骤的每次迭代过程中, 对样本进行重采样, 使用步长为 $\rho_t = (\gamma + t)^{-\kappa}$ 的梯度下降算法估计重采样数据的噪声梯度, 更新局部参数, 计算全局参数, 进而更新目标函数, 同时, 搜寻并删除未使用的字典原子。其中, γ 为学习率, κ 为速度控制参数。然后将得到的参数值作用于 M 步骤, 并对全局参数进行更新最小化 KL 距离, 可以表示为:

$$\phi = (1 - \rho_t)\phi + \rho_t\tilde{\phi}, \quad (16)$$

从而得到最接近于真实后验的字典原子的后验分布。具体的 OVBEM 耦合字典学习过程如下所述:

1) 输入训练样本 $X^{(c)}$;

2) 对训练样本进行 E 步骤迭代估计, 采用 Gibbs 抽样方法对参数 $\tau, \nu, \phi, \Phi, \omega, \Omega, \lambda, \epsilon$ 进行初始化, 定义步长为 $\rho_t = (\gamma + t)^{-\kappa}$, 设置重采样图像块数为 N_s , 最大迭代次数为 N/N_s , 迭代中止误差为 ϵ , 其中 N 为总的图像块数;

3) 在逐次迭代过程中重采样获得 N_s 个新的样本, 采用 Gibbs 抽样方法对局部参数 $\nu_{n_k}, \omega_{n_k}, \Omega_{n_k}$ 进行初始化;

4) 利用上述参数更新公式更新局部参数 $\nu_{n_k}, \omega_{n_k}, \Omega_{n_k}$, 搜寻未使用的字典原子并删除, 计算全局参数 $\tilde{\Phi}_k, \tilde{\phi}_k, \tilde{\tau}_k, \tilde{\lambda}, \tilde{\epsilon}$ 和 KL 距离;

5) 当 KL 距离增量 l 小于 ϵ 时, 跳出 E 步骤, 进入 M 步骤迭代估计, 否则返回步骤 4);

6) 进行 M 步骤迭代估计, 利用(16)式更新全局变量 $\Phi_k, \phi_k, \tau_k, \lambda, \epsilon$, 并计算 KL 距离;

7) 当 KL 距离增量 l 小于 ϵ 时, 跳出 M 步骤, 输出字典原子的后验分布并将其作用于稀疏重建阶段, 否则返回步骤 6)。

3 稀疏表示超分辨率重建

基于稀疏表示的重建过程一般可为三步: 首先, 将待重建影像进行分块并求解稀疏系数; 其次, 由高低分辨率字典恢复出初始的高分辨率影像块; 最后,

对初始高分辨率影像进行全局约束, 得到最终的重建影像。考虑到遥感影像本身数据量大且人类视觉对平滑图像并不具有很强的敏感性, 为降低计算复杂度减少运算时间, 实验首先将待重建低分辨率影像通过双边滤波分解为平滑部分 X_s^l 和纹理部分 X_t^l , 在重建时对平滑部分采用双三次插值法进行重构, 而对纹理部分进行稀疏重建。双边滤波器是由几何空间距离决定滤波器系数和像素差值决定滤波器系数的两个函数组成, 图像的平滑部分表示为:

$$X_s^l(i, j) = \frac{1}{\gamma(i, j)} \sum_{(i', j') \in S_{i, j}} g_s(i - i', j - j') \times g_r[X_{in}^l(i, j)] - X_{in}^l(i', j') X_{in}^l(i', j'), \quad (17)$$

式中, $(i', j') \in S_{i, j}$ 表示 (i', j') 和 (i, j) 为相邻像素, $S_{i, j}$ 为模板, g_s 为定义域的高斯核函数, g_r 为值域的高斯核函数, $X_{in}^l(i, j)$ 为待重建低分辨率影像, γ 为归一化参数。则图像的纹理部分可表示为:

$$X_t^l(i, j) = X_{in}^l(i, j) - X_s^l(i, j). \quad (18)$$

由于以低分辨率图像块的细节信息作为特征重建效果较好, 重建过程仍使用一阶、二阶梯度提取算子对低分辨率影像进行特征提取^[15]。具体重建过程如下:

1) 输入低分辨率影像 X_{in}^l , 字典对 $D^{(h)}$ 和 $D^{(l)}$;

2) 将待重建影像 X_{in}^l 分解为平滑部分 X_s^l 和纹理部分 X_t^l ;

3) 从纹理部分 X_t^l 中随机抽取重叠像素为 ω 的图像块 l_i , 利用一阶、二阶梯度提取算子对 X_t^l 进行特征提取, 构成低分辨率特征块 y_i , 并利用正交匹配追踪算法求解稀疏系数 $\alpha_i^{(y)}$:

$$\alpha_i^{(y)} = \arg \min_{\alpha_i^{(y)}} \sum_i \|D^{(l)} \alpha_i^{(y)} - y_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i^{(y)}\|_1; \quad (19)$$

4) 利用 $\alpha_i^{(y)}$ 及 $D^{(h)}$ 重建纹理部分的高分辨率影像块 x_{ti}^h :

$$x_{ti}^h = D^{(h)} \alpha_i^{(y)}; \quad (20)$$

5) 采用梯度下降算法对步骤 4) 中纹理部分影像块所构成的初始高分辨率影像进行全局约束, 得到最终的纹理部分的重建影像 X_t^h :

$$X_t^h = \arg \min_{x_t^h} \sum_k \|R_k(X_t^h - X_{in}^l) - x_{ti}^h\|_2^2. \quad (21)$$

式中, R_k 为提取算子;

6) 对低分辨率平滑部分 X_s^l 进行双三次插值重建, 获得高分辨率平滑部分 X_s^h ;

7) 结合重建的高分辨率纹理部分 X_t^h 和平滑部

分 X_s^h , 计算最终的高分辨率遥感影像 $X^h = X_s^h + X_t^h$ 。

8) 输出高分辨率影像 X^h 。

4 实验及结果分析

实验在 Windows 7 系统下进行, 硬件配置为 Intel(R) Xeon(R) CPU E3-1230 V2 @ 3.30 GHz, 8 GB 内存。为验证所提算法的有效性, 分别选取资源三号(ZY3)影像及高分一号(GF-1)相机多光谱(PMS)和全色数据作为测试数据, 进行两组三倍下采样下的超分辨率重建实验。实验选用峰值信噪比(PSNR)及相对整体维数综合误差(ERGAS)作为定量评价指标, 对双线性插值方法(Bil)、双三次插值方法(Bic)、Yang 的 ScSR 方法及所提算法下所得到的超分辨率重建结果进行分析比较, 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。

两组实验参数设置相同, 均为字典学习阶段, 随机抽取 10^5 对 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 大小的影像块对进行字典学习, 块间最大重叠; 采用奇异值分解(SVD)对全局参数及局部参数进行初始化; 超参数参考 Zhou 等^[20] 论文取值为 $c = d = e = f = 10^{-6}$; 学习率 $\gamma = 3$, 速度控制参数 $\kappa = 0.5003$, 重采样图像块数为 $N_s = 2000$, 字典大小初始值依次取 1024、2048 及 4096 来测试所提算法对 K 的非参数推导。重建阶段, 迭代次数为 40。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 OVBEM 的超分辨率重建, 而对色度通道(Cb, Cr)仅作双三次插值处理。

4.1 耦合字典学习

字典学习阶段, 在 E 步骤中利用 2.2 节参数更新公式对局部参数进行更新的同时, 寻找未使用的字典原子并将其删除, 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 10000 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, 经所提算法推断 $K = 759$ 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 759 时一致, 进一步证明 759 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, 用所提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建, 减少了重构时间, 提升了效率。

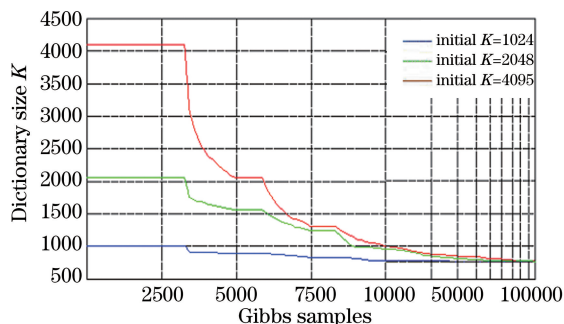


图 1 所提算法对字典大小的非参数推导

Fig. 1 Non-parametric derivation of dictionary size using proposed method

4.2 单幅遥感影像超分辨率重建

实验 1 为原始影像不含噪声时的超分辨率重建实验。测试数据为三幅资源三号(ZY3)影像及两幅高分一号(GF-1)PMS 数据。图 2 和图 3 为三倍下采样时测试影像 ZY3-1、GF-1-2 在不同算法下的超分辨率重建结果。由图 2、图 3 可以看出, Bil 及 Bic 插值重建的影像整体效果较为模糊, 存在过度平滑现象, ScSR 重建结果优于插值方法, 但所提算法因加入了更多的样本和参数先验信息, 重建图像更为清晰, 更好地保留了高频细节信息。如图 2 中放大的公路部分及图 3 中耕地的边缘轮廓及纹理结构均更加明显。

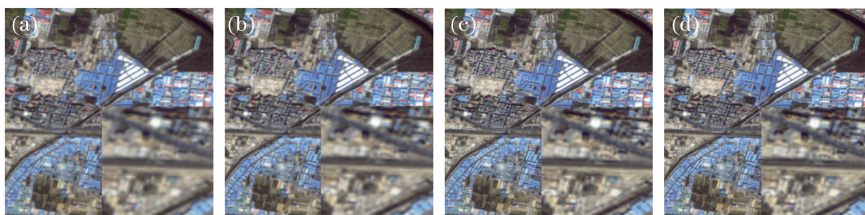


图 2 影像 ZY3-1 重建效果比较。(a) Bil; (b) Bic; (c) ScSR; (d) 所提方法

Fig. 2 Comparison of reconstruction results of image ZY3-1. (a) Bil; (b) Bic; (c) ScSR; (d) proposed method

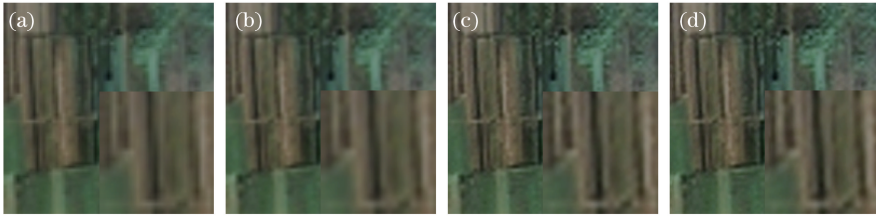


图3 影像 GF-1-2 重建效果比较。(a) Bil;(b) Bic;(c) ScSR;(d)所提方法

Fig. 3 Comparison of reconstruction results of image GF-1-2. (a) Bil; (b) Bic; (c) ScSR; (d) proposed method

表1给出了4种算法下重建影像客观评价的量化指标值,可以看出,所提算法重构影像的PSNR及ERGAS值均优于其他三种算法。综合5幅影像求均值,所提算法PSNR值比Bil提高了3.85 dB,比Bic提高了2.11 dB,比ScSR提高了0.20 dB;同

时,ERGAS值比Bil降低了0.64 dB,比Bic降低了0.28 dB,比ScSR降低了0.04 dB。总体上,所提算法能更好地重构高分辨率遥感影像的细节和纹理特征,结果证明了所提算法的有效性。

表1 不同算法重构影像PSNR及ERGAS的比较

Table 1 Comparison of reconstruction image PSNR and ERGAS under different algorithms

dB

Image	Measure	Bil	Bic	ScSR	Proposed method
ZY3-1	PSNR	31.7453	33.7279	35.9307	36.2086
	ERGAS	2.1724	1.799	1.5638	1.5412
ZY3-2	PSNR	32.6057	35.3490	37.8376	38.0610
	ERGAS	1.9473	1.4802	1.2359	1.2215
ZY3-3	PSNR	30.9769	32.7877	34.9336	35.2662
	ERGAS	2.6237	2.2072	1.9111	1.8756
GF-1-1	PSNR	32.7566	33.9249	35.2115	35.3071
	ERGAS	2.1044	1.8417	1.6788	1.5888
GF-1-2	PSNR	34.1533	35.1784	36.5635	36.6547
	ERGAS	2.5129	2.2444	1.961	1.9421

为了衡量不同方法的计算效率,表2给出了Bic、ScSR算法和所提算法所需要的重建时间。由表2可以看出,Bic方法因重建过程无需迭代而获得最高的计算效率,但其重建效果也最差。所提算法因对待重建影像进行双边滤波,仅对纹理部分进行稀疏重建,且使用较小维数的字典,从而使得重建速度明显快于ScSR算法。总体而言,较传统算法,所提方法在提高重建效率的同时,仍能保持较高的计算效率。

表2 不同算法的重构耗时对比

Table 2 Comparison of reconstruction time

under different algorithms

s

Image	Bic	ScSR	Proposed method
237×234	0.005	501.044	76.426
456×438	0.006	1782.1	263.525

为检验所提方法的噪声稳健性,在实验2中对测试影像加入不同标准差的高斯噪声,并对比了不同重建方法的抗噪性能。采用Bic、ScSR算法和所提算法对待重建的低分辨率影像进行超分辨率重建,不同算法重建结果的PSNR如图4所示。由

图4可以看出,随着噪声标准差的不断增大,三种方法的PSNR均存在不同程度的下降,但所提算法在不同噪声强度下,重建结果的PSNR仍高于其他方法,说明所提算法的噪声稳健性相对较强。

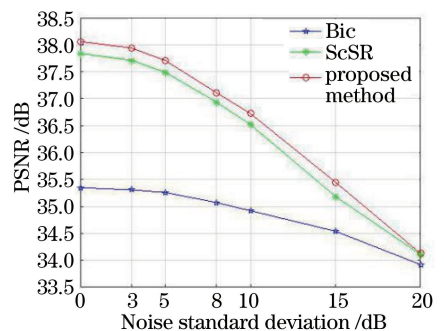


图4 噪声影响下不同重建方法的PSNR

Fig. 4 PSNR values of different reconstruction methods under the effect of noise

5 结论

本文利用资源三号及高分一号卫星遥感影像作为测试数据,针对传统算法的不足及遥感影像数据

量大的特点,结合稀疏表示理论,提出了一种基于OVBEM字典学习模型的超分辨率重建算法。该方法对样本数据进行批量处理,利用随机优化方法对局部变量及全局变量进行EM迭代估计,通过最小化KL距离来获取尽可能逼近真实后验的字典原子的边缘分布,最后作用于超分辨率重建阶段。在字典学习过程中对字典维数进行非参数推导,并在重建时将图像划分为平滑部分和纹理部分来选择对应的重建方法,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,所提算法在视觉效果、PSNR及ERGAS指标三方面均优于其他三种算法,对噪声具有较强的稳健性且重建时间较少,结果证明了算法的有效性。由于遥感影像地物特征复杂,纹理结构信息丰富,考虑到影像块之间的结构差异,下一步将研究基于多字典学习的超分辨率重建算法。

参 考 文 献

- [1] Zhong J S, Jiang N, Hu B, *et al.* A super-resolution model and algorithm of remote sensing image based on sparse representation [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(3): 276-283.
钟九生, 江南, 胡斌, 等. 一种遥感影像超分辨率重建的稀疏表示建模及算法[J]. *测绘学报*, 2014, 43(3): 276-283.
- [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] Zhu H, Song W D, Tan H, *et al.* Remote sensing images super resolution reconstruction based on multi-scale detail enhancement [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(9): 1081-1088.
朱红, 宋伟东, 谭海, 等. 多尺度细节增强的遥感影像超分辨率重建[J]. *测绘学报*, 2016, 45(9): 1081-1088.
- [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.
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.
- [6] Shen H F, Li P X, Zhang L P, *et al.* Overview on super resolution image reconstruction [J]. *Optical Technique*, 2009, 35(2): 194-199.
沈焕锋, 李平湘, 张良培, 等. 图像超分辨率重建技术与方法综述[J]. *光学技术*, 2009, 35(2): 194-199.
- [7] Harris J L. Diffraction and resolving power [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1964, 54(7): 931-933.
- [8] Polatkan G, Zhou M Y, Carin L, *et al.* A Bayesian nonparametric approach to image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(2): 346-358.
- [9] 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.
- [10] Stark H, Oskoui P. High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections [J]. *Journal of the Optical Society of America A: Optics & Image Science*, 1989, 6(11): 1715-1726.
- [11] 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.
- [12] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration [J]. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1991, 53(3): 231-239.
- [13] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2002, 22(2): 56-65.
- [14] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y M. Super-resolution through neighbor embedding [C]. *Washington: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, 1(1): 275-282.
- [15] 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.
- [16] 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): 0318011.
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): 0318011.
- [17] Yang M, Dai D X, Shen L L, *et al.* Latent dictionary learning for sparse representation based classification [C]. Columbus: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, 527: 4138-4145.
- [18] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale-up using sparse representations [C]. Avignon: Proceedings of the 7th international conference on Curves and Surfaces, 2010: 711-730.
- [19] Zhang J, Zhao C, Xiong R Q, *et al.* Image super-resolution via dual-dictionary learning and sparse representation [C]. Seoul: IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2012: 1688-1691.
- [20] Zhou M Y, Chen H J, Paisley J, *et al.* Non-parametric Bayesian dictionary learning for sparse image representations [C]. Vancouver: International Conference on Neural Information Processing Systems, 2009: 2295-2303.
- [21] Shan Q, Jia J Y, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [22] Sato M A. Online model selection based on the variational Bayes [J]. Neural Computation, 2001, 13(7): 1649-1681.
- [23] Beal M J. Variational algorithms for approximate Bayesian inference [D]. London: University of London, 2003.
- [24] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning [M]. New York: Springer, 2006: 523-556.
- [25] Sinha N K, Griscik M P. A stochastic approximation method [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 1(4): 338-344.