

基于压缩感知的月球探测器着陆图像超分辨率重建

魏士俨¹, 顾征², 马友青³, 刘少创^{4*}

(1. 国家海洋局第三海洋研究所, 福建 厦门 361005; 2. 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094;
3. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079; 4. 中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101)

摘要:嫦娥工程二期要求嫦娥 3 号的安全降落是最为关键的任务. 因此, 提出了一种基于压缩感知的超分辨率图像重建方法, 根据经过模糊处理并加入噪声的低分辨率图像, 重建原始的高分辨率图像, 实现了月球探测器着陆图像的超分辨率重建. 算法采用局部 Sparse-Land 模型, 从美国阿波罗计划获取的月球影像、嫦娥 1、2 号卫星影像和嫦娥工程二期试验中获取的月球探测器图像中提取了大量训练图块, 采用 K-SVD 算法完成了高、低分辨率过完备字典 A_l 和 A_h 的学习, 通过求解优化问题, 获得待处理低分辨率图块的稀疏表示, 并将表示系数用于 A_h , 以生成对应的高分辨率图块. 最后, 运用最小二乘算法, 得到满足重构约束的高分辨率图像. 实验验证了算法的有效性, 表明其在视觉效果及 PSNR 和 RMSE 指标上均优于插值方法和 Yang 的方法.

关键词:压缩感知; 超分辨率; 过完备字典; 稀疏表达

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A

Super-resolution algorithm for Lunar Rover landing image based on compressed sensing

WEI Shi-Yan¹, GU Zheng², MA You-Qing³, LIU Shao-Chuang^{4*}

(1. Third Institute of Oceanography, SOA, Xiamen 361005, China;
2. Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China;
3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
4. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Because the landing security of ChangE-3 is the most critical requirements during the second stage of ChangE project, the high-resolution landing image is necessary. The super-resolution reconstruction problem for the single Lunar Rover landing image was solved using compressed sensing theory. A super-resolution reconstruction algorithm for sparse representation by using over-complete dictionary was presented. The goal was to reconstruct an original image from its blurred and down-scaled noisy version. The algorithm assumed a local Sparse-Land model on image patches, serving as regularization. The images from Apollo project, CE-1, CE-2 and tests of the second stage of ChangE project were applied to extract patches for building two dictionaries. The K-SVD algorithm was adopted for training the dictionaries. Through solving optimization problem via Orthogonal Matching Pursuit algorithm, the sparse representation for each low-resolution landing image patch with respect to A_l was obtained. The representation coefficients were applied to A_h in order to generate the corresponding high-resolution landing image patch. At the end of the experiment the high-resolution image which satisfied the reconstruction constraint was obtained by using least squares algorithm. Numerical experiments for Lunar Rover landing images from the tests of the second stage of ChangE project demonstrated the effectiveness of the proposed algorithm. Moreover, the proposed algorithm outperforms bicubic interpolation based method and the algorithm via Yang in terms of visual quality, the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) and Root Mean Square Error (RMSE).

Key words: compressed sensing, super-resolution, over-complete dictionary, sparse representation

PACS: 95.75.Rs

收稿日期: 2012-07-08, 修回日期: 2013-04-09

Received date: 2012-07-08, revised date: 2013-04-09

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划 (2007AA12Z318); 国家自然科学基金 (41072298, 40671160)

Foundation items: Supported by National High Technology Research and Development Program of China (2007AA12Z318), National Natural Science Foundation of China (41072298, 40671160)

作者简介 (Biography): 魏士俨 (1983-), 男, 宁夏银川人, 博士, 主要研究领域为遥感技术、摄影测量和计算机视觉. E-mail: weishiyan@whu.edu.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: liusc@irsa.ac.cn

引言

我国嫦娥工程二期的目标是研制和发射航天器,使其降落在月球上进行探测和自动巡察,为以后建立月球基地的选址提供月面的化学与物理参数.其中,月球探测器准确、安全地降落到指定位置将是整个二期工程成功与否的关键.由于月球探测器搭载的相机分辨率有限,为了获取高精度的着陆信息,需要对降落图像进行超分辨率重建^[1-2].图像超分辨率重建(Super-Resolution Reconstruction, SRR)最早由 Harris 和 Goodman 提出,是指利用信号处理的相关方法,以低分辨率图像为基础重构高分辨率的图像,这是一个病态求逆的问题^[3],可以通过利用先验知识来约束求解空间的正则化方法来解决.

采用压缩感知(Compressed Sensing, CS)技术进行单幅图像的超分辨率重建是当今的研究热点之一.该理论提供了一种采样重建的方法,可以用更少的数据采样点(平均采样间隔低于采样定理的极限),来完美地恢复原始信号,为单幅图像的超分辨率重建提供了理论支持^[4].本文借鉴了 Yang 的思想^[5-6],提出了一种基于 CS 的降落图像的超分辨率重建方法,并针对嫦娥工程二期试验(后文简称试验)中月球探测器降落时获取的图像数据进行了实验,结果验证了本文算法的有效性,并且与传统的插值方法和 Yang 的方法相比,本文方法能够更好地重构月球探测器着陆图像的纹理、轮廓等几何结构,使之具有更高的峰值信噪比.

1 原理

图像的超分辨率重建问题可以概括为:根据已有的低分辨率图像 z_l ,通过重建得到近似高分辨率图像 $\hat{z}_h \in R^N$,使得 $\hat{z}_h \approx z^H$,其中 $z_h \in R^{N_h}$ 是原始的高分辨率图像,可以表示为一个长度为 N_h 个像素的列向量.设 $H: R^{N_h} \rightarrow R^{N_l}$ 为模糊算子, $S: R^{N_h} \rightarrow R^{N_l}$ ($N_l < N_h$) 为降维算子, $z_l \in R^{N_l}$ 为原始图像对应的加入了噪声的低分辨率图像,则高、低分辨率图像间的关系可以表达为:

$$z_l = SZ_h + v \quad (1)$$

其中, H 为低通滤波器,而 S 为以 s 为间距对图像进行下采样, v 为高斯白噪声.

由于单幅图像的超分辨率重建问题是病态的,需要采取正则化的方法进行求解,其中包括一系列的线性插值算子.本文选取了双三次插值算子 $D: R^{N_l} \rightarrow R^{N_h}$ 作为预处理算子,对低分辨率图像进行放

大处理,可以得到与高分辨率图像尺寸相同的重建图像 z_{dl} :

$$z_{dl} = Dz_l \quad (2)$$

通过对 z_{dl} 进行进一步的超分辨率重建,就可以得到原始高分辨率图像的近似图像 \hat{z}_h .

本文算法采用基于局部 Sparse-Land 模型^[7].该模型假设图像中的每一个图块都可以由字典的少量原子以线性的方式完美表达,即每个图块都可以由不同的稀疏表达向量与字典的积获得.设 $p_h^k \in R^n$ 为高分辨率图像中第 k 个图块(即图块中心的像素为 k)的一维列向量, $A_h \in R^{n \times m}$ 为由高分辨率图像构成的过完备字典, $q^k \in R^m$ 为表示 p_h^k 的列向量,则:

$$p_h^k = A_h q^k \quad (3)$$

其中, $\|q^k\|_0 < n$.

相应地,低分辨率图像中第 k 个图块 $p_l^k \in R^n$ 也可以从低分辨率训练图像中对应的位置提取.

根据式(1)和式(2),可以得到:

$$p_l^k = Lp_h^k + \tilde{v}_k \quad (4)$$

其中, $L = DSH$. 对式(3)两边乘以 L ,可得:

$$Lp_h^k = LA_h q^k \quad (5)$$

将式(3)代入式(4),则

$$LA_h q^k = Lp_h^k = p_l^k - \tilde{v}_k \quad (6)$$

$$\|p_l^k - LA_h q^k\|_2 \leq \varepsilon \quad (7)$$

其中, ε 与噪声相关.

上述过程主要说明了低分辨率与高分辨率图块对于各自的字典具有相似的稀疏表示,通过将训练图像分块,建立对应的低分辨率与高分辨率图块,进行过完备字典训练,就可以得到一对过完备字典 A_l 和 A_h . 在本文的超分辨率重建过程中,将低分辨率图像以同样的方法分块,求解低分辨率图块在字典上的稀疏表示,并将低分辨率图块关于 A_l 的稀疏表示系数直接作用于 A_h ,从而预测出对应的高分辨率图块;同时,为了消除重构图的块效应,本文采用一种部分交叠的分块方案,得到满足重构约束的高分辨率图.

2 超分辨率重建

2.1 构建训练样本

要实现超分辨率图像重构,首先要建立高分辨率的训练样本 $\{y_h^j\}$,本文采用美国阿波罗计划中获取的月面卫星图像,嫦娥 1、2 号的卫星影像和试验中获取的月球探测器图像构成训练样本.对于 $\{y_h^j\}$ 中的每一幅图像都进行模糊处理,并以 s 为间隔向下采样,这

样就得到了对应的低分辨率样本 $\{y_l^j\}$; 然后, 采用上文中提到的 D 算子, 对 $\{y_l^j\}$ 中的图像进行插值, 得到与 $\{y_h^j\}$ 中图像尺寸一致的样本 $\{y_{dl}^j\}$, 则:

$$y_{dl}^j = Ly_h^j + \tilde{v}^j \quad (6)$$

这里需要特别注意的是, 在训练和重建阶段, 均采用相同的 S, H 和 D 算子.

2.2 预处理

高分辨率图像 y_h^j 的预处理过程为: $e_h^j = y_h^j - y_{dl}^j$, 这样可以保留高频部分, 保证训练过程中的图块集中在边界和纹理丰富的区域. 低分辨率图像 y_{dl}^j 的预处理过程为采用高通滤波对整幅图像进行卷积处理^[8], 这样避免了对图像块处理时产生的边界问题, 并且保证提取的局部特征同样是包含高频信息的图块. 本文采用拉普拉斯算子对图像进行滤波.

当针对 $\{y_h^j\}$ 和 $\{y_{dl}^j\}$ 的预处理完成后, 根据特征在图像中的位置, 提取图块. 具体过程为, 对于高分辨率图像, 以像素 k 为中心, 从 e_h^j 中提取其周围 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的区域, 作为第 k 个图块; 对于低分辨率图像, 以像素 k 为中心, 从滤波后的图像中提取其周围 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的区域, 作为第 k 个图块; 最后, 得到两种分辨率的图块 $p = \{p_h^k, p_l^k\}$.

2.3 字典学习

采用 K-SVD 方法^[9] 实现过完备字典的 $A_l \in R^{n \times m}$ 和 $A_h \in R^{n \times m}$ 的学习过程, 其对应的图块为 $\{p_l^k\} \subseteq R^n$ 和 $\{p_h^k\} \subseteq R^n$. 由于 p_l^k 和 p_h^k 在 A_l 和 A_h 上具有相同的稀疏表达, 则 $\{p_l^k\}$ 和 $\{p_h^k\}$ 的稀疏表达系数 $\{q^k\}$ 应满足:

$$\{A_l, q^k\} = \arg \min_{A_l, \{q^k\}} \sum_k \|p_l^k - A_l q^k\|^2 \\ \|q^k\|_0 \leq L \quad \forall k \quad (7)$$

$$\{A_h, q^k\} = \arg \min_{A_h, \{q^k\}} \sum_k \|p_h^k - A_h q^k\|^2 \\ \|q^k\|_0 \leq L \quad \forall k \quad (8)$$

2.4 图像重建

假设图像 z_l 是由图像 z_h 的经过模糊和下采样处理得到的, 重建的过程如下:

步骤 1: 采用 D 算子对图像 z_l 进行处理, 得到图像 $z_{dl} \in R^{n_h}$;

步骤 2: 对 z_{dl} 进行预处理, 并提取图块 $\{p_{dl}^k\}$;

步骤 3: 采用正交匹配追踪算法 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP), 得到 $\{p_{dl}^k\}$ 在 A_l 上的稀疏表达系数向量 $\{q^k\}$;

步骤 4: 重建高分辨率图块 $\{\hat{p}_{zh}^k\} = \{A_h q^k\}$;

步骤 5: 组成高分辨率图像 $\hat{z}_h = \{\hat{p}_{zh}^k\}_{k=1}^K$.

对于重建的高分辨率图像 \hat{z}_h 应该满足:

$$\hat{z}_h = \arg \min_{\hat{z}_h} \sum_k \|F_k(\hat{z}_h - z_k) - \hat{p}_h^k\|_2^2 \quad (9)$$

其中, F_k 是 2.2 中使用的图块提取算子, 采用最小二乘法求解, 可得:

$$\hat{z}_h = z_l + \left[\sum_k F_k^T F_k \right]^{-1} \sum_k F_k^T \hat{p}_{zh}^k \quad (10)$$

上述求解过程相当于将 $\{\hat{p}_{zh}^k\}$ 贴入图像 z_{dl} 中对应的位置, 并对重叠区域进行平滑处理, 这样就完成了超分辨率图像的重建. 图像超分辨率重建过程见图 1.

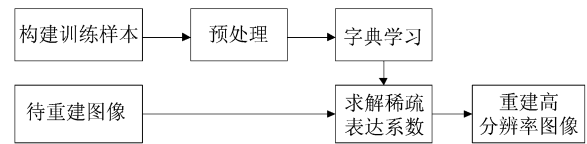


图 1 超分辨率图像重建流程图

Fig. 1 The flow chart for the super-resolution image reconstruction

3 实验结果与分析

采用嫦娥工程二期试验中获取的月球探测器着陆图像数据 (该数据不属于训练图像), 通过实验来验证算法的有效性, 并与双三次插值算法和 Yang 的算法^[5-6] 进行比较. 实验分别从视觉效果和峰值信噪比 (PSNR) 两个方面来评价不同算法的性能.

训练图像取自美国阿波罗计划中获取的月面卫星图像, 嫦娥 1、2 号卫星图像和试验中获取的月球探测器图像等, 共提取了 100000 对图块进行训练, 得到了分别由 1024 个原子构成的两个字典, 如图 2 所示.

选择了试验中获取的 4 幅月球探测器着陆图像作为原始高精度图像, 进行算法实验. 在具体的算法实现中, H 算子选取的模板为 $[1, 3, 4, 3, 1]/12$, S 算子中 s 的值为 2, 预处理阶段采用的模板为 $[1, -2, 1]$, 图块的大小为 9×9 ($n = 81$), 在字典学习的过程中, 采用 K-SVD 算法的迭代次数为 40 次, 重建结果的视觉比较见图 3.

图 3 中的重建结果表明, 本文算法能够得到包含更多纹理、几何结构信息的超分辨率影像. 同时, 为了评价重建图像的质量, 选择了峰值信噪比 $PSNR(R_{PSNR} = 10 \log_{10}(255^2 / \|\hat{z} - z\|_2^2))$ 和均方根误差 $RMSE(e_{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^N |\hat{z}_i - z_i|^2 / (N-1)})$ 作为

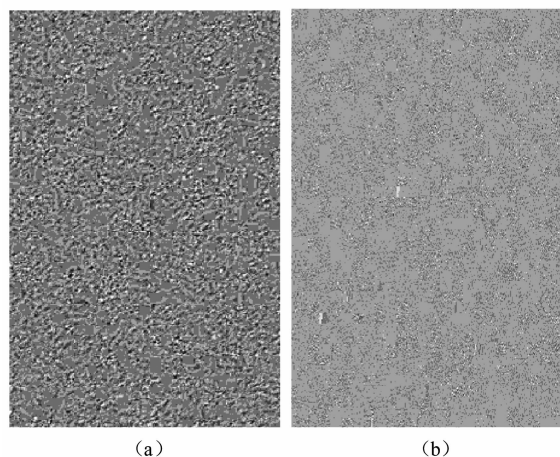


图2 字典学习结果(a)高分辨率字典,(b)低分辨率字典
Fig.2 Dictionary learning results (a) high-resolution, and (b) low resolution

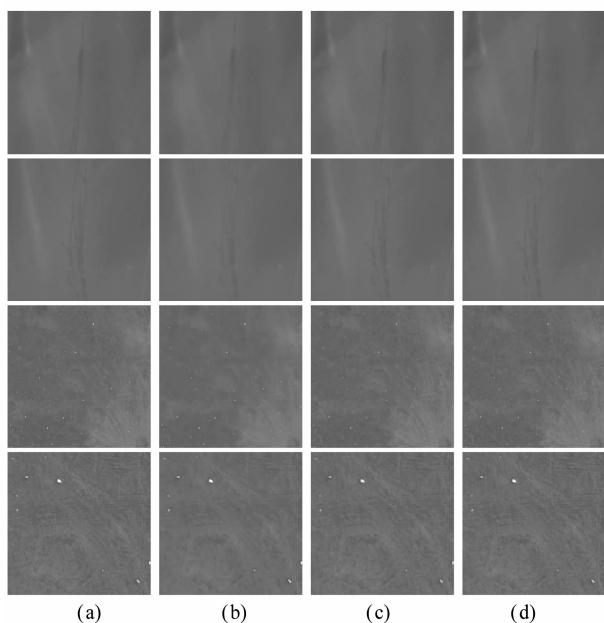


图3 不同方法的重建效果比较(a)原始图像,(b)双三次插值算法,(c)Yang算法,(d)本文算法
Fig.3 Comparison of reconstruction by different algorithms (a) original image, (b) bicubic interpolation, (c) Yang algorithm, and (d) proposed algorithm

指标进行测试,结果见表1和表2.

表1 不同方法重建结果的PNSR比较

图像名	双三次插值	Yang的算法	本文算法
图像1	50.5	53.7	54.3
图像2	38.0	38.6	39.3
图像3	36.6	37.3	37.8
图像4	49.0	51.1	51.5

表2 不同方法重建结果的RMSE比较

图像名	双三次插值	Yang的算法	本文算法
图像1	0.7649	0.5284	0.4943
图像2	0.8998	0.7120	0.6816
图像3	3.2047	2.9982	2.7557
图像4	3.7670	3.4995	3.3017

4 结论

将压缩感知理论融入月球探测器着陆图像的超分辨率处理中,通过训练学习获得包含高、低分辨率的图像信息的过完备字典对,进而求解低分辨率图像在字典上的稀疏表示,并将表示系数用于对应的高分辨率字典,重构出高分辨率的图像.实验结果表明,本文算法的重构图像在视觉效果及定量指标上均优于传统方法,这不仅说明对月球探测器着陆图像进行超分辨率处理是可行的和有效的,能够满足月球探测器着陆任务的要求,而且拓展了压缩感知理论的应用范围,也为月球探测器图像的目标识别和着陆器地形的高精度重建等后续研究打下了良好基础.

REFERENCES

- [1] JIA Yang, CHEN Jian-Xin, ZHANG He. Key technology analysis of Lunar Rover[J]. *Spacecraft Engineering* (贾阳, 陈建新, 张焯. 月面巡视探测器关键技术分析. *航天器工程*), 2006, **15**(3): 54-58.
- [2] Heiken G, Vaniman D, French B. *Lunar Sourcebook: A User's Guide to the Moon*[M]. Cambridge Univ Press. 1991.
- [3] Thevenaz P, Blu T, Unser M. Interpolation revisited[J]. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 2000, **19**(7): 739-758.
- [4] David L, Donoho D. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [5] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[J]. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* 2008: 1-8.
- [6] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2861-2873.
- [7] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, **15**(12): 3736-3745.
- [8] Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, **3**(3): 233-242.
- [9] Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. The K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4311-4322.
- [10] CHEN Hui-Zhong, CHEN Yong-Guang, JING Ning, et al. ROI detection method for lunar imagery based on SURF[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (陈慧中, 陈永光, 景宁, 等. 基于SURF的月球影像ROI检测. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(6): 561-565.