

遥感面阵凝视图像并行超分辨重建方法

杨蕊^{1,2}, 刘朝晖¹, 折文集¹

(1. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 遥感面阵凝视成像系统可以得到同一场景的多幅图像, 研究者常利用这一特点进行多幅图像超分辨重建, 以提高遥感图像空间分辨率。但是这类研究往往将超分辨过程独立出来, 很少结合成像系统的几何参数优化超分辨重建模型。因此, 对成像姿态影响图像不同方向上分辨率的问题进行了分析, 提出了基于姿态角各向异性模糊估计, 使退化模型更加准确。同时, 为了进一步精确面阵凝视成像系统超分辨重建中的匹配参数估计, 提高由系统引起的全局初始匹配误差的包容性, 基于最大后验法提出并行优化超分辨率图像和匹配参数的方法。算法充分利用成像过程信息并实时优化匹配参数, 实验结果证明与现有方法相比, 不仅可以得到细节信息更丰富, 更易于人眼观察的遥感图像, 并且均方误差降低 0.3 倍左右, 信息熵平均提高 1.2。

关键词: 超分辨率重建; 多幅图像处理; 遥感成像

中图分类号: TP751.1; O439 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0126002

Simultaneous super-resolution reconstruction based on plane array staring remote sensing images

Yang Rui^{1,2}, Liu Zhaohui¹, She Wenji¹

(1. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: A group of images for one scene can be obtained by plane array staring remote sensing system. So researchers often use multi-frame image super-resolution reconstruction to produce images with higher spatial resolution. However, most of reports regard super-resolution reconstruction as an isolated part ignoring that geometric parameters of imaging system have the ability to optimize the reconstruction model. Therefore, the influence of attitude angle on resolution changes in different directions was analyzed particularly. Meanwhile, the corresponding anisotropic blur estimation was presented to improve the accuracy of discrimination model. Because of the matching parameter as a significant role in super-resolution reconstruction, for improving the accuracy of the matching parameter estimation and decreasing the global initial matching error caused by the system, the algorithm of simultaneously optimizing super-resolution image and matching parameters based on maximum a

收稿日期: 2018-08-10; 修订日期: 2018-09-28

基金项目: 国家高技术研究发展计划(2015AA7088063)

作者简介: 杨蕊(1990-), 女, 博士生, 主要从事遥感图像超分辨率重建技术方面的研究。Email: yangrui@opt.cn

导师简介: 刘朝晖(1965-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事光学跟踪测量仪器总体技术方面的研究。Email: lzh@opt.ac.cn

posteriori estimation was proposed. This method takes advantage of the useful information of imaging system and improve the robustness of matching parameter by synchronous optimizing. The experimental results demonstrate that the method of our paper is better than existed algorithms in detail information and definition observing by eyes. In addition, the mean square error was reduced 0.3 times, and the information entropy was increased 1.2 in average.

Key words: super-resolution reconstruction; multi-frame image processing; remote sensing imaging

0 引言

多幅图像超分辨率重建是在有限的硬件条件下,利用低分辨率图像携带的互补信息使用算法融合得到高分辨率图像的技术,遥感面阵凝视成像系统与传统的线阵推扫系统不同,它可以在短时间内对同一场景进行多次采样,由此得到的序列图像是使用超分辨重建技术将空间分辨率用时间分辨率弥补的基础。

多图超分辨技术可以分为基于频域和空域两类。由于频域方法难以处理除平移以外的复杂变换,普遍使用基于空域的方法。基于空域的方法主要包括插值法、集合理论法和最大后验法,插值法是最直观的一种,具有简洁、快速的特点,但是对匹配的准确度依赖很大,并且不可以使用图片的先验知识。参考文献[1-3]使用插值算法对遥感图像进行处理,在帧间运动简单且微小的情况下运动估计准确,会得到较好的超分辨效果,一旦初始运动估计有误,后续没有补偿措施会较大影响超分辨结果。迭代反向投影法(Iterative Back Projection, IBP)是常用的集合理论方法,可有效利用图像先验知识,但是依然对配准要求很高,但没有针对性的优化,且收敛性有限常得不到唯一解。参考文献[4]运用 IBP 方法处理多种图像,使已配准的图像清晰度得到改进。最大后验法(Maximum a Posteriori, MAP) 是使用最多的多图超分辨重建方法,可灵活利用先验知识和迭代优化求解高分辨率图像。参考文献[5]使用 MAP 重建方法结合误差分析进行超分辨处理,但是忽略了匹配矩阵的优化,使最终效果没有进一步提高。

以上这些遥感图像超分辨重建方法都没有结合成像系统的参数信息优化退化模型,从而导致没有针对性且增加了时间成本。参考文献[6]则对面阵凝视成像系统,准确测量点扩散函数(Point Spread

Function, PSF)来优化模糊矩阵,得到的图像在保持清晰度和信息细节的同时,分辨率得到了较大提高,但是 PSF 测量方法难度较高,不容易实现。参考文献[7]将遥感图像中多角度对分辨率的影响用权重冗余差计算消除,减小了角度影响的清晰度,提高了图像分辨率,但是忽略了角度对模糊估计的影响。针对以上方面,文中将建立面阵凝视卫星成像的几何模型,分析、优化姿态角对模糊估计各方向的影响,精确退化模型。

目前,MAP 超分辨重建算法一般分为独立的四步:图像配准^[8]、建立退化模型、选择合适图像先验和高分辨率图像估计。但实际上这四步之间是相互联系的,同时优化才能得到最优解,又因为图像配准很难用先验知识弥补误差^[9],所以为了满足高精度要求提出了并行优化高分辨率图像和配准参数的方法。将全局匹配误差在每一步超分辨迭代中同时降低,用较小的计算量提高匹配精度。

1 基于姿态角的各向异性模糊估计

超分辨重建在一定程度上可以看作第二代图像复原^[10],在得到互补信息的初始高分辨率图像后,逆向复原将决定最终图像的质量。在逆向求解过程中,结果的优劣很大程度上取决于退化模型是否能准确描述特定的成像过程。因此,这部分主要分析遥感面阵凝视成像系统的退化模型以及其中各向异性的模糊矩阵。

1.1 遥感面阵凝视成像系统的退化模型

根据图像降质主导因素的不同,退化模型主要可分为基于形变和基于运动模糊两类^[11]。运动模糊主要是由景物和相机的相对运动引起的,在面阵凝视遥感成像系统中,曝光时间内,卫星轨道方向的运动一般被补偿装置抑制,相机自身的抖动普遍被控制在—个像素内^[12-13],所以运动模糊不占主要因素。

由于遥感面阵凝视成像系统具有灵活的探测能力,可以随时调整成像姿态,在凝视过程中为了保持对同一场景成像往往采用不同姿态,所以表现在图像上就是投影形变。

综上所述,基于形变的退化模型适用于面阵凝视成像系统,即认为形变为主导降质因素,低分辨率图像 (Low Resolution, LR) 是由理想高分辨率图像 (High Resolution, HR) 首先经过投影形变,再依次经过模糊、降采样和加性噪声得到,降质过程如图 1 所示。

图 1 中, X 是理想的高分辨率图像, k 是低分辨率图像的帧数, W_1, W_2, W_k 是投影变换矩阵, B_1, B_2, B_k 是模糊矩阵, D_1, D_2, D_k 是降采样矩阵, N_1, N_2, N_k 是加性噪声, Y_1, Y_2, Y_k 是成像系统得到的低分辨率图像,其数学表达式为:

$$Y_k = D_k B_k W_k X N Y_k \quad (1)$$

上述投影变换矩阵理论上可以直接通过姿态角计算,但返回的姿态角精度有限,会导致匹配误差在米量级。因此,选择参考文献[14]特征点匹配算法,以星下点为参考图像得到初始匹配投影矩阵。降采样根据 LR 图像的数量以及之间的亚像素位移量来决定,加性噪声与其他成像系统类似,以白噪声为主,选择高斯噪声。模糊矩阵由于姿态角产生的形变,各向同性的高斯模糊矩阵不再适用,1.2 节主要分析适用于面阵凝视系统的模糊估计。

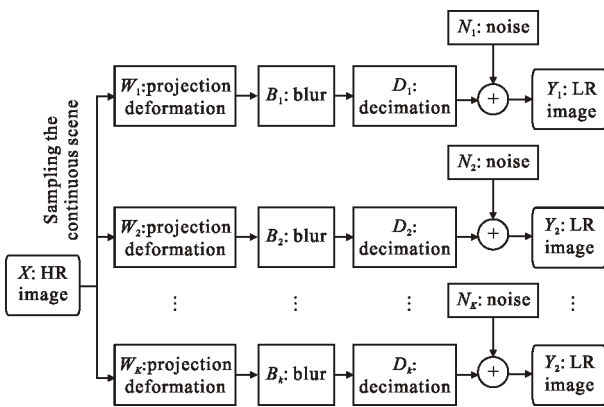


图 1 基于形变的多帧退化模型

Fig.1 Multi-frame degenerative model based on warping

1.2 各向异性模糊估计

遥感面阵凝视图像的模糊主要由散焦、量化误差和低分辨率传感器引起。这几种模糊在星下点的分布是各向同性的,合成在一起可用各向同性高斯

函数表示,则模糊矩阵中的元素关系可如下所示:

$$B_{ij} = \frac{1}{A} \exp \left[-\frac{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2)$$

式中: B_{ij} 为模糊矩阵中第 i 行 j 列元素; (x_i, y_i) 为模糊中心点坐标; (x_j, y_j) 为模糊中心邻域点坐标; σ 为模糊标准差; A 为归一化常数。

在凝视过程中,动态成像系统调整姿态,姿态角(俯仰角、横滚角)随之发生变化,图像即产生投影形变,低分辨率传感器模糊作为主要因素,其各向同性不再保持。参考文献[9]中用投影矩阵计算各向异性标准差,计算中需要对矩阵求梯度,复杂度较高。考虑到在遥感信息系统中,空间分辨率被定义为对地采样距离 (Ground Sample Distance GDS),代表着影像中一个像素所对应的实际地表的各方向距离。而低分辨率传感器模糊是一个像素对应的物方实际面积的光亮度积分,在微小范围内光亮度分布近似平均,积分只与面积相关,即只与相互垂直两方向上的 GDS 正相关,因此模糊矩阵的各向异性方差变化与各方向上 GDS 的变化具有相似性。综上所述,通过姿态角在 GDS 各方向上引起的变化规律定量分析模糊矩阵标准差变化规律。图 2 为遥感面阵凝视成像系统几何模型。

图 2 中, H 为成像系统高度, Y 方向为卫星轨道方向,矩形代表目标区域,以目标区域中心点作为分析点, β 为横滚角, γ 为俯仰角。由 β, γ 可以推导出 X 方向、 Y 方向(轨道方向)的空间分辨率,表示如下:

$$DSG_X = \frac{H}{\cos \gamma} \times \frac{d}{f} \times \frac{1}{\cos^2 \beta} \quad (3)$$

$$DSG_Y = \frac{H}{\cos \beta} \times \frac{d}{f} \times \frac{1}{\cos^2 \gamma} \quad (4)$$

式中: d 为像元尺寸; f 是成像系统焦距。它们与星下

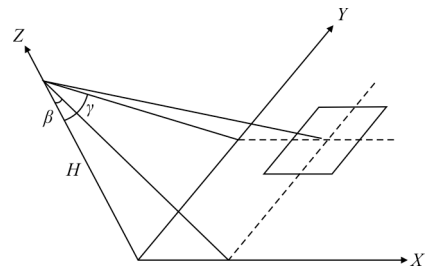


图 2 面阵凝视遥感成像系统几何模型

Fig.2 Geometric model of the plane array staring remote sensing imaging system

点 X 方向、 Y 方向(轨道方向)空间分辨率的比值为:

$$r_x = \frac{1}{\cos\gamma} \times \frac{1}{\cos^2\beta}, r_y = \frac{1}{\cos\beta} \times \frac{1}{\cos^2\gamma} \quad (5)$$

根据上述分析, r_x, r_y 都大于 1 且不相等, 证明由于姿态角的存在, 单个像素对应的实际地表范围在各方向上不均匀变大。根据模糊矩阵的各向异性方差变化与各方向上 GDS 的变化具有相似性, 高斯模糊矩阵方差(σ_x^2, σ_y^2)同比例变大, 如下所示:

$$\sigma_x^2 = r_x \sigma^2, \sigma_y^2 = r_y \sigma^2 \quad (6)$$

则各向异性高斯模糊函数变为:

$$B_{ij} = \frac{1}{A} \exp \left[- \left(\frac{(x_j - x_i)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y_j - y_i)^2}{2\sigma_y^2} \right) \right] \quad (7)$$

综上所述, 这种计算各向异性高斯模糊估计的方法能够直接根据姿态角得到, 且在姿态角改变时, 只需将横滚角 β 和俯仰角 γ 的值重新代入公式(5)计算即可, 相比于通过形变矩阵求梯度的方法, 计算方便简单且准确度高。

2 并行超分辨重建方法

在多幅图像超分辨重建方法中, 匹配估计对最终结果的优劣起着重要的作用^[9]。在普遍的超分辨重建过程中, 匹配估计一旦由 LR 图像确定后便不再改变, 这完全忽略了 LR 图像噪声对匹配估计的影响, 没有设置匹配误差补偿措施。因此, 针对同源多幅图像超分辨重建, 提出了并行超分辨重建方法, 在初始 HR 图像的基础上, 用 MAP 算法同时优化超分辨率(Super Resolution, SR)图像和匹配估计, 这一方法可以弥补成像系统噪声等引起的全局匹配误差。

2.1 匹配估计优化过程

初始匹配估计采用鲁棒性强的方法——基于 RANSAC 的特征点配准得到。根据 MAP 重建方法, 需要初始 HR 图像开始迭代, 它由初始投影形变矩阵和 LR 图像经过插值、平滑得到。初始迭代图像虽然过度平滑, 但是具有良好的稳定性和噪声鲁棒性, 有利于匹配估计进一步优化。并行优化匹配参数和 SR 图像的目标函数(L)是相似的, 表达式如下:

$$L = \frac{\beta}{2} \sum_{k=1}^K ||r_k||_2^2 - \log(p(X)) \quad (8)$$

$$r_k = Y_k - D_k B_k W_k X \quad (9)$$

式中: $p(X)$ 为先验概率; r_k 为残差; β 为常数。优化匹配参数和 SR 图像是分别对 W_k 和 X 求目标函数 L 的极值, 所以采用梯度下降法对 W_k 和 X 分别求 L 偏导数可得下式:

$$\frac{\partial L}{\partial W_k} = -\beta r_k X^T B_k^T D_k^T \quad (10)$$

$$\frac{\partial L}{\partial X} = \frac{\partial}{\partial X} [-\log(p(X)) - \beta \sum_{k=1}^K W_k^T B_k^T D_k^T r_k] \quad (11)$$

并行超分辨重建方法的匹配参数补偿原理是在每步优化 SR 图像后, 依据此时的 SR 图片优化匹配参数到阈值, 由此可以看出, 这一方法可以弥补全局匹配参数误差, 这类匹配误差多由成像系统固有噪声引起, 这就使算法更适用于同源成像器件产生的多幅图像超分辨重建。并行优化 SR 图像和匹配参数的算法流程图如图 3 所示。

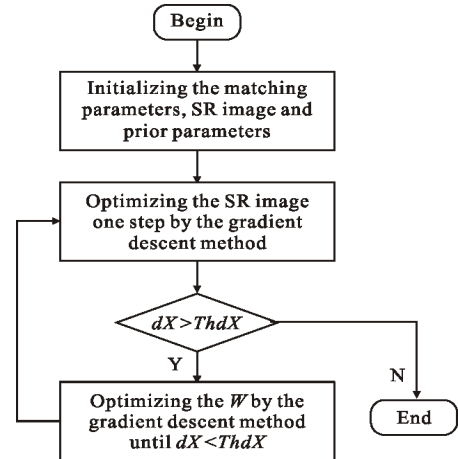


图 3 并行超分辨重建算法流程图

Fig.3 Flowchart of simultaneous super-resolution reconstruction

图 3 中, dX 为每优化一步 SR 图片后的变化量, $ThdX$ 为 SR 图像变化量阈值, dW 为每优化一步匹配矩阵 W 的变化量, $ThdW$ 为 W 变化量阈值。在得到初始匹配矩阵、SR 图像和先验知识后, 使用梯度下降法对 SR 图像进行一步优化; 判断其变化量是否小于阈值, 若小于阈值则优化结束; 若大于阈值, 则就此时的 SR 图像对匹配矩阵完整优化; 接着再对 SR 图像进行一步优化, 循环上述过程, 直至满足阈值条件, 最终得到最优 HR 图像。

2.2 边界条件分析

并行超分辨重建方法从思想上看, 是在优化 SR 图像的同时优化匹配矩阵以弥补全局匹配误差使最

终结果得到提升,从数学方法上是 MAP 最优化问题,只是在循环迭代中多出一层内部优化,且两层优化的目标函数相同。对此类数学问题求解,特别是在图像上的应用,边界条件分析是十分必要的。

通过公式(1)和目标方程可知在经过形变后,每一个 LR 像素都是由 HR 图像中对应邻域内的像素集通过加权确定的,在边缘的 LR 像素也不例外。为了使模型更加准确,就要确保每一个 LR 像素都有充分的 HR 像素支持,因此,只考虑将 HR 图像完全覆盖 LR 图像序列的共同区域(也就是像素扩大 M^2 倍,其中 M 是放大因子)是不够的。解决这个问题的一个方法是在 HR 图像边缘扩充一部分像素来保证模型的完整性,但是由于文中提出的算法匹配矩阵和 SR 图像再同时优化,匹配矩阵的变化会导致边缘像素随着变化,因此固定的 HR 扩充像素并不一定可以完全支持变化的 LR 边缘像素,并且扩充像素多由初始 HR 图像采样得到,并不准确,过多的扩充将会给后续迭代带来误差;另一个方法是在用 LR 图像进行 HR 初始化后,迭代优化时采用去掉一定边缘量的 LR 图像,考虑到匹配矩阵在优化微调,将一般情况下去掉的边缘量由 1 增至 2 个像素宽度就可足够应对这一变化。后者方法的优点在于即可以保证 HR 像素对 LR 像素的完全支持,又不会额外引入误差,缺点是浪费了少量边缘像素信息,但遥感图像较高的像素数可以弥补这一缺点,因此文中选择这种方法处理图像边界。与此同时,目标函数的初始化也十分重要。为了使目标函数满秩,取 $k=M^2$, M 为放大因子。HR 初始图像是由参考图像上采样,再经过其他幅 LR 图像形变后插值于参考图像得到,不同于统一插值到 HR 网格,这种方法可以减少初始匹配矩阵带来的误差,使初始 HR 图像噪声减小,更加平滑,有利于后续迭代优化的精确性。

3 实验结果

实验图片分别采用模拟图像和真实遥感图像对文中方法和目前效果较好的算法进行比较。

模拟图片实验可以将超分结果与原始高清图像进行对比,笔者选择经典的 Lena 图像和细节更丰富的 Window 图像,为了模拟遥感面阵凝视成像过程,通过随机确定姿态角,而后计算相应的投影形变,将

原始高分辨率图像通过此变形、模糊、下采样得到 4 幅下采样因子为 2 的 LR 图像。利用这 4 幅 LR 图像使用一般的 Huber-MAP 方法和文中算法分别超分辨重建,并与原始高清图像相比较,实验结果如图 4、5 所示。在模拟图片超分辨重建过程中仅使用随机姿态角信息进行模糊估计,初始匹配矩阵仍是由特征点匹配计算得到,且模糊和降采样过程使图像真实地丢失了高频信息,其实验结果具有鉴别算法的能力。



(a) 原始清晰图像
(a) Original clear image



(b) Huber-MAP 方法
(b) Huber-MAP method



(c) 文中方法
(c) Proposed method

图 4 Lena 图像实验结果

Fig.4 Experimental results of the Lena image

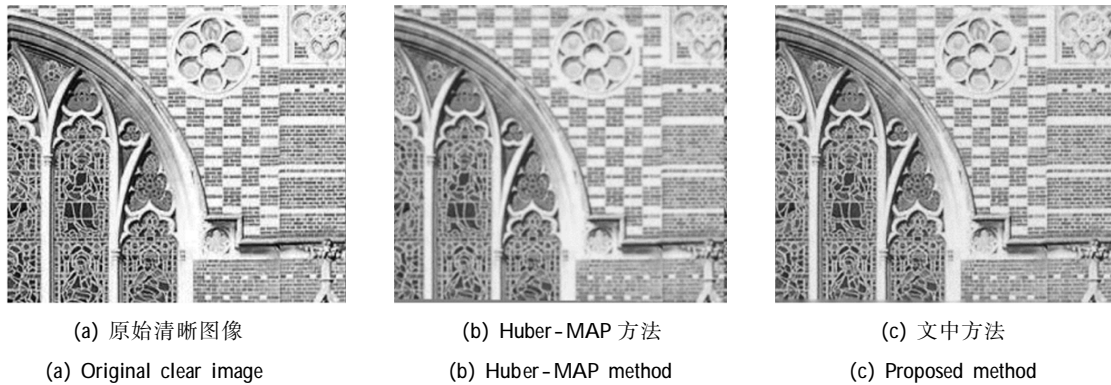


图 5 Window 图像实验结果

Fig.5 Experimental results of the Window image

在真实图像实验中，图像数据来自于在轨的小型面阵凝视遥感卫星，LR 图像分别选取 4 幅连续拍摄的图像，分别使用 Bicubic 插值法、凸集投影

(Projection Onto Convex Sets, POCS) 算法、Huber-MAP 算法和文中算法对比，实验结果如图 6、7 所示。

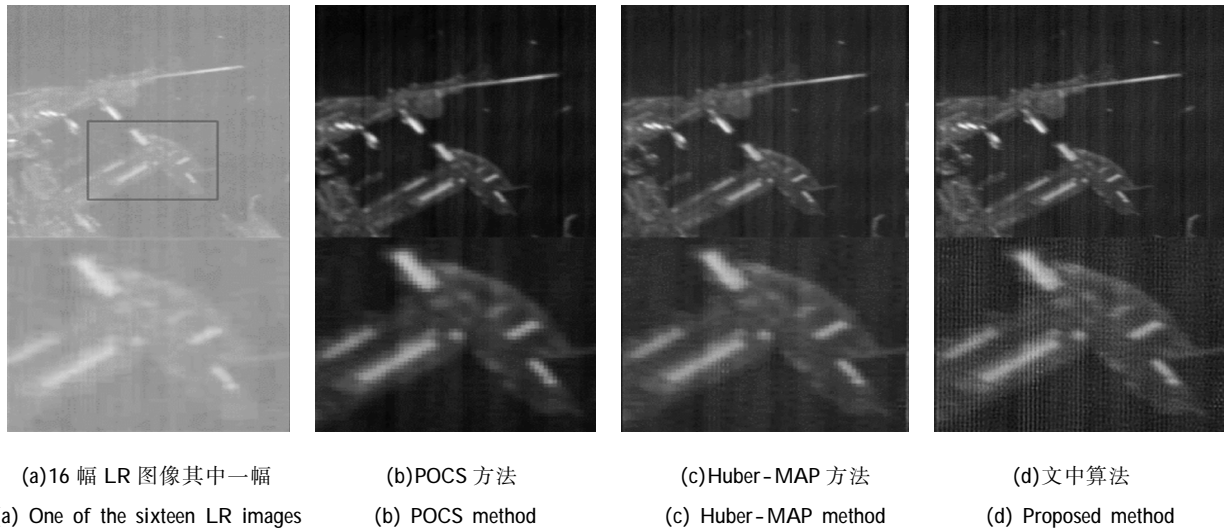


图 6 第一组真实遥感图像实验结果

Fig.6 Experimental results of the first group of real remote sensing images

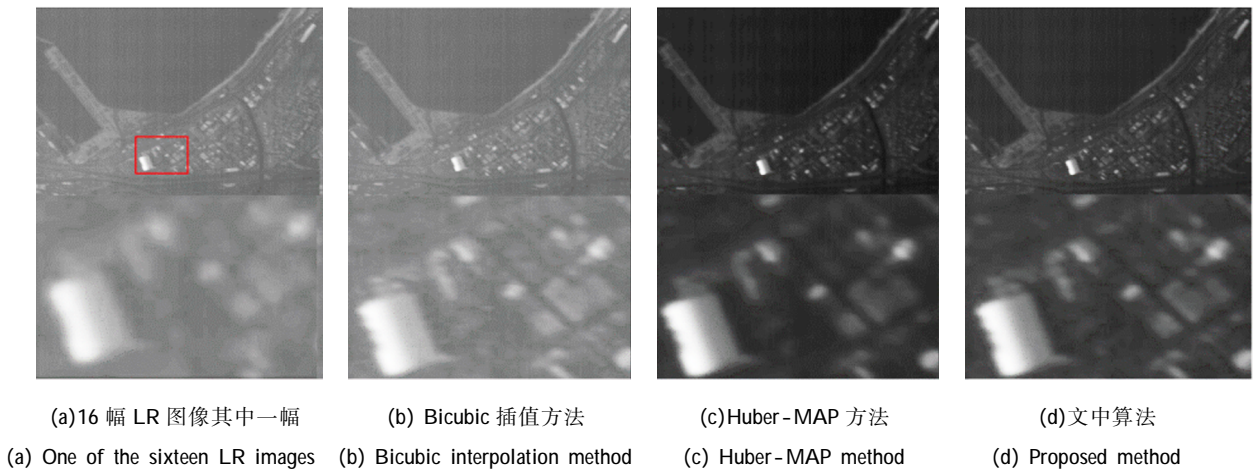


图 7 第二组真实遥感图像实验结果

Fig.7 Experimental results of the second group of real remote sensing images

从模拟图像实验结果可以直观看出, 相比于一般 Huber-MAP 算法, 文中算法在处理 Lena 图像中的羽毛细节和 Window 图像中的花纹细节更加丰富, 且边缘轮廓更加清晰。为了更加客观地描述实验结果, 对模拟图像实验采用计算超分辨图像和原始清晰图像的均方误差 (Mean Square Error, MSE)、峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 来评判实验, 结果如表 1 所示。

表 1 模拟图片实验 MSE 和 PSNR 对比结果
Tab.1 Comparison results of MSE and SNR for the simulation picture experiment

Method	Lena		Window	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Huber-MAP	24.867	34.174	96.062	28.305
Proposed method	15.076	36.348	77.905 3	29.21

从表 1 纵向比较可以明显看出, 相较于一般的 Huber-MAP 算法, 文中算法可以得到 MSE 更小, PSNR 更大的超分辨图像, 这与人眼直观检测的结果相一致。

从真实遥感图像实验结果可以直观看出, 文中算法可清晰辨别出大型建筑物轮廓和中型建筑物区域, 整体效果优于其他方法。为了更加客观地描述实验结果, 对真实遥感图像实验使用信息熵 (Entropy) 来比较实验结果, 如表 2 所示。

表 2 真实遥感图像实验信息熵对比结果
Tab.2 Comparison results of entropy for the real remote sensing image experiment

Entropy	LR	POCS/ bicubic	Huber - MAP	Proposed method
First group	5.029 3	5.693 5	5.491 9	5.917 2
Second group	4.495 3	4.940 0	5.376 2	5.866 8

从表 2 可以看出, 两组真实图像实验中, 文中算法 (最后一列) 得到的超分辨图像都具有最高的信息熵 (行内比较), 说明其各级灰度分布较其他方法得到的图像更加平均、反映的细节更加丰富, 这与人眼直观检测的结果相一致。

4 结 论

针对遥感面阵凝视成像系统中姿态角变化对超分辨重建过程中模糊矩阵的影响问题, 以及全局匹配误差给超分辨重建带来的问题, 文中通过对面阵凝视成像系统几何分析, 提出应用姿态角这一已知信息准确推导出各向异性模糊矩阵, 再通过并行超分辨算法, 对超分辨图像和匹配矩阵同时优化, 补偿了多由成像系统固有噪声引起的全局匹配误差。通过模拟图片实验和真实遥感图像实验结果表明, 文中算法可以有效提高遥感面阵凝视图像超分辨重建效果, 使重建图像在细节丰富度和边缘轮廓清晰度上都有所提高, 更加易于人眼观察; 且在客观数据上, 使均方误差降低 0.3 倍左右, 信息熵平均提高 1.2。此外, 文中算法在优化、补偿全局匹配误差方面对同源图像均有效, 具有一定的普适性。

参考文献:

- [1] Xie Q, Yao G, Liu P. Super-resolution Reconstruction of Satellite Video Images based on Interpolation Method [M]. Amsterdam, Netherlands: Elsevier Science Publishers, 2017.
- [2] Zhang Zhi, Lin Ling, Zhang Jianbing, et al. Improvement method for terahertz imaging quality [J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(11): 1126002. (in Chinese)
张智, 林凌, 张建兵, 等. 太赫兹成像质量提升方法 [J]. 红外与激光工程, 2017, 46(11): 1126002.
- [3] Wu Yinan, Li Guoning, Zhang Ke, et al. Registration model based on homologous points tracking of space camera assembly imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(3): 0326002. (in Chinese)
武奕楠, 李国宁, 张柯, 等. 基于同名点追踪的空间相机成像拼接配准模型 [J]. 红外与激光工程, 2016, 45(3): 0326002.
- [4] Wang Xinzhen, Bu Xiongzhu Yu Jing. Slice interpolation on multilevel modified curvature-based registration [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24 (5): 1224-1231. (in Chinese)
王新征, 卜雄洙, 于靖. 结合多分辨率修正曲率配准的层间插值 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(5): 1224-1231.
- [5] Zhang Lei, Yang Jianfeng, Xue Bin, et al. Super-resolution reconstruction of Chang'e-1 satellite CCD stereo camera images [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(2):

404-408. (in Chinese)

张磊, 杨建峰, 薛彬, 等. 嫦娥一号卫星 CCD 立体相机影像超分辨率重建算法 [J]. 红外与激光工程, 2012, 41(2): 404-408.

- [6] Liu Wei, Gao Huiting, Cao Shixiang, et al. Study on super resolution of GF-4 satellite staring plane array camera [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2016, 37(4): 87-95. (in Chinese)
- 刘薇, 高慧婷, 曹世翔, 等. “高分四号”卫星面阵凝视相机超分辨率技术[J]. 航天返回与遥感, 2016, 37(4): 87-95.
- [7] Zhang H, Yang Z, Zhang L, et al. Super-resolution reconstruction for multi-angle remote sensing images considering resolution differences [J]. Remote Sensing, 2014, 6(1): 637-657.
- [8] Qi Binjie, Liu Jinguo, Zhang Boyan, et al. Research on matching performance of SIFT and SURF algorithms for high resolution remote sensing image [J]. Chinese Optics, 2017, 10(3): 331-339. (in Chinese)
- 齐冰洁, 刘金国, 张博研, 等. 高分辨率遥感图像 SIFT 和 SURF 算法匹配性能研究[J]. 中国光学, 2017, 10(3): 331-339.
- [9] Pickup L C. Machine Learning in Multi-frame Image Super-resolution[D]. Oxford, UK: Oxford University, 2007.
- [10] Hao Jiankun, Huang Wei, Liu Jun, et al. Review of non-blind deconvolution image restoration based on spatially-varying PSF[J]. Chinese Optics, 2016, 9(1): 41-50. (in Chinese)
- 郝建坤, 黄玮, 刘军, 等. 空间变化 PSF 非盲去卷积图像复原法综述[J]. 中国光学, 2016, 9(1): 41-50.
- [11] Xie Wei. Research on the key technologies of multi-frame super-resolution image reconstruction [D]. Wuhan: Wuhan University, 2010. (in Chinese)
- 谢伟. 多帧影像超分辨率复原重建关键技术研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- [12] Guan Xin. Integrated design of vibration isolation and attitude control for high resolution remote sensing satellites [D]. Beijing: Tsinghua University, 2012. (in Chinese)
- 关新. 高分辨率遥感卫星隔振与姿态控制一体化设计[D]. 北京: 清华大学, 2012.
- [13] Zhi Xiyang, Hou Qingyu, Wang Shaoyou. Estimation of image sub-pixel jitter based on linear model of image gray level [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(1): 195-202. (in Chinese)
- 智喜洋, 侯晴宇, 王少游. 基于灰度线性建模的亚像素图像抖动量计算[J]. 光学精密工程, 2016, 24(1): 195-202.
- [14] Yang R, Liu Z H, Yang T, et al. Efficient point matching under uneven and dramatic illumination changes [J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(1): 013001.