

doi: 10.11918/j.issn.0367-6234.2015.10.022

一种改进 Papoulis-Gerchberg 的多幅超分辨率重构方法

穆绍硕^{1,2}, 张叶¹, 贾平¹

(1.中科院航空光学成像与测量重点实验室(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所),
130033 长春;2.中国科学院大学,100039 北京)

摘要: 为进一步提高拍摄图像的分辨率,提出一种改进的 Papoulis-Gerchberg 超分辨率算法.新算法提出边缘检测方法,可以改善传统方法空间复杂度和重构图像边缘模糊的问题.新算法在原有的算法基础上融于边缘检测,针对多幅同一场景输入图像,在每次 Papoulis-Gerchberg 迭代过程加入坎尼检测,同时将每步的重构误差投影到下一步重构过程,降低了算法空间复杂度,能有效恢复丢失的边缘高频信息.MATLAB 实验结果表明,与现有的经典超分辨率重构方法相比,本算法反映图像质量的峰值信噪比和灰度标准差更高,信噪比和灰度标准差比改进前算法分别提高 0.5 dB 和 2.5.从视觉感官上对比,重构图像整体效果也更加清楚,去除了原始重构方法图像边缘叠影现象,有效提高了原始输入图像的分辨率.

关键词: 超分辨率;边缘检测;重构误差;多幅图像;峰值信噪比

中图分类号: TP517.2

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2015)10-118-06

An improved Papoulis-Gerchberg algorithm for multiframe super-resolution reconstruction

MU Shaoshuo^{1,2}, ZHANG Ye¹, JIA Ping¹

(1.Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences), 130033 Changchun, China; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 100039 Beijing, China)

Abstract: In order to enlarge a low resolution image clearly, an improved Papoulis-Gerchberg super-resolution method was proposed to solve the space complexity and the edge blurring phenomenon of reconstruction results. More specifically, the proposed algorithm uses edge detection operator, and canny detection is also joined in every Papoulis-Gerchberg iterative process, while reconstruction error is projected to next iterative process, such that the space complexity can be reduced and the lost high-frequency edge information can be recovered effectively. MATLAB experimental results show that the PSNR and the gray standard deviation improve 0.5 dB and 2.5, respectively, with comparison to the conventional Papoulis-Gerchberg method. Furthermore, the proposed algorithm can reconstruct multi-frame Low-Resolution images of same scene more accurately and the visual quality of the reconstruction image is clearer than the conventional one, and the proposed algorithm can also eliminate edge shadow and obtain a clear high-resolution image.

Keywords: super-resolution; edge detection; reconstruction error; multi-frame images; peak signal to noise ration

随着航空光电载荷的高速发展,更大的画幅、更高的图像分辨率以及更远的作用距离成为航空光电载荷不断追求的目标,但受体积、质量、功耗等因素影响,以及光学系统成像过程中引起的欠采样、运动模糊及噪声等的影响,图像分辨率受到光学和成像

探测器的双重限制,因此获取高分辨率航拍图像已成为当今航空领域的热点和难点.提高图像分辨率最直接的方法是采用高分辨率 CCD 相机,但受工艺水平限制以及相机图像数据传输速率的限制,通过高分辨率 CCD 相机采样获得的图像分辨率的能力是非常有限的.近年来,通过软件方法等效提升图像分辨率的技术,即超分辨率重构技术受到广泛关注.超分辨率重构是将一幅或多幅包含相似信息而细节不同的低分辨率图像融合成一幅高分辨率图像,能够重构超出光学系统衍射极限之外的空间频域信

收稿日期: 2014-07-04.

基金项目: 国家自然科学基金(60902067);吉林省重大科技攻关项目(11ZDGG001).

作者简介: 穆绍硕(1990—),男,博士研究生;

贾平(1964—),男,研究员,博士生导师.

通信作者: 穆绍硕,860600894@qq.com.

息, 实现进一步提高分辨率的工程应用目的。

超分辨率重建技术最初由文献[1]提出, 采用简单的频域方法在无噪声和模糊的情况下重建图像。随后对于超分辨率重建出现了各种方法^[2-10]。文献[2]采用一种重复迭代的空域方法, 通过不断构造多个模拟的相似场景的低分辨率图像找到相应的高分辨率图像; 文献[3]提出基于贝叶斯概率理论的方法, 用最大后验概率(MAP)方法重建图像; 文献[4]结合最大似然函数(ML)和合适的先验知识, 提出了一种混合方法, 重建效果明显提高; 针对含有噪声的模糊图像, 文献[5]提出一种基于 L^1 范数的重建方法, 能够有效去除异常点, 得到精细边缘; 文献[6]提出一种非局部均值算法, 不需要运动估计, 重建效果非常好, 但是此运算量非常大, 不利于工程应用; 文献[7]对非局部均值算法进行计算简化, 从而加快了算法运行, 但重建图像细节质量有所下降; 文献[8-9]也很好地解决运算量大的问题, 文献[8]提出一种部分监督邻域嵌入算法, 很好加快了重建速度, 文献[9]则是通过结合空域方法和小波域方法对单幅图像重建, 并采用重叠分割进行算法加速。

对于一维抽样信号, 文献[10-11]首先提出基于信号外推理论恢复原始信号。随后近年来将 Papoulis-Gerchberg 方法广泛应用到了图像超分辨率重建技术上^[12-16]。文献[12]使用 Papoulis-Gerchberg 方法对多幅图像重建, 并分析低分辨率图像冗余信息的有无带来的重建影响。文献[13]提出改进的 Papoulis-Gerchberg 算法实行重建, 取得了很好效果, 但是重建图像会出现细节不够精细, 且去噪效果不明显和迭代次数较多。本文针对以上问题, 提出一种基于改进 Papoulis-Gerchberg 算法的多幅超分辨率重建, 通过对多幅同一场景低分辨率图像进行重建, 能进一步提高边缘精细程度, 恢复丢失的高频信息, 获得清晰的高分辨率图像。

1 Papoulis-Gerchberg 原理

真实场景景象经相机系统拍摄会得到明显低于真实景象分辨率的低分辨率图像, 根据文献[17]超分辨成像模型理论, 可表示为 $y = DHX + N$, 其中: y 为拍摄的低分辨率图像; D 为传感器像素数目有限引

起的降采样操作; H 为镜头的模糊矩阵; N 为系统加性噪声; X 为真实景象, 即一幅 HR 图像经模糊下采样后得到低分辨率图像。低分辨率图像之间具有不同运动参数, 含有原始高分辨率图像 X 的冗余信息^[13-15]。因此本文针对含有冗余信息的多幅 LR 图像, 提出改进的 Papoulis-Gerchberg 算法重建尽可能接近原始高分辨率图像 X 的清晰图像。

一幅高分辨率图像经过下采样等得到几幅低分辨率图像, 低分辨率图像会发生频率混叠现象, 文献[10-11]提出一维信号混叠的外推恢复算法, 随后此理论用于图像处理领域。

假设一维原始信号 $f(t)$, 其产生的傅里叶频谱为

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt.$$

对原始信号抽样得实际信号为

$$h_0(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{2a}\right) f(t),$$

$$H(\omega) = H_0(\omega) = \int_{-T}^T h_0(t) e^{-i\omega t} dt.$$

假设原信号带宽为 ω_0 , 并用截止频率为 ω_0 低通滤波, 得到

$$H_1(\omega) = \begin{cases} H_0(\omega), & |\omega| \leq \omega_0; \\ 0, & |\omega| \geq \omega_0. \end{cases}$$

于是

$$h_1(t) = \int_{-\omega_0}^{\omega_0} F_1(\omega) e^{i\omega t} d\omega.$$

再将信号 $h_0(t)$ 加载在 $h_1(t)$ 上, 得到

$$f_1(t) = h_1(t) - h_1(t) \text{rect}\left(\frac{t}{2a}\right) + h_0(t).$$

这就完成了第 1 次迭代, 按照以上过程经 n 次迭代循环后, 如

$$f_n(t) = h_n(t) - h_n(t) \text{rect}\left(\frac{t}{2a}\right) + h_0(t), \quad (1)$$

经过无限次迭代得到的结果会接近原始信号 $f(t)$ 。但是迭代次数增加意味着耗费的时间增多, 而有限次的迭代又会造成结果误差较大, 因此在实际应用中要对其改进优化。对于二维图像应用 Papoulis-Gerchberg 算法, 流程见图 1。

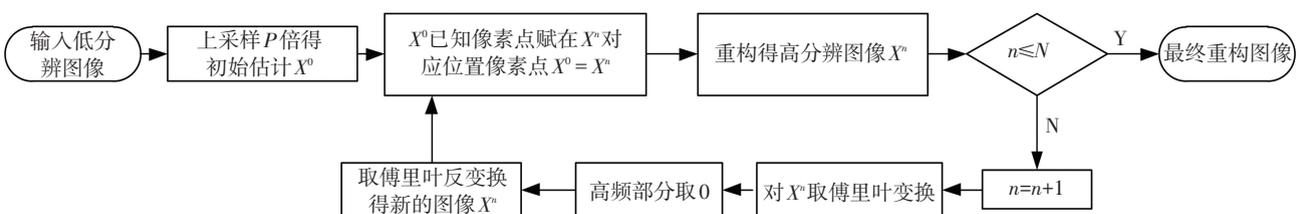


图 1 标准 Papoulis-Gerchberg 法流程图

2 Papoulis-Gerchberg 算法改进

2.1 多幅误差反投影

如图 1 所示,标准 Papoulis-Gerchberg 法重构图像需多次迭代,每次迭代的误差不断累积,重构效果不够明显,对于工程应用来说,整体视觉效果和边缘细节都不够清晰,没有实际应用意义.而且用于超分辨率重构的单幅图像提供信息有限,重构结果有可能失真.因此在本文中应用多幅同一场景不同运动参数输入图像进行重构,并在每次迭代中所产生的误差进行反投影,加在每次重构图像中,以减少重构过程的空间复杂度.

文献[6]可知,超分辨重构是一个病态的逆求解问题,低分辨率图像的成像模型可用矩阵 $y = DHX + N$ 表示.对于此问题^[1-4]一般可通过以下来表示(即在欧几里德空间,采用 p 范数描述^[7]):

$$\varepsilon_k(X) = \frac{1}{2} \|y_k - D_k H_k X\|_p^p. \quad (2)$$

式中: $\varepsilon_k(X)$ 为实际原始输入图像与模拟低分辨率图像在某一空间的距离量度,其中 $1 \leq p \leq 2$, 在欧几里德空间常用 $L1$ 范数和 $L2$ 范数表述, $L1$ 范数和 $L2$ 范数分别对应 $p = 1$ 和 $p = 2$ 的情况; X 为 Papoulis-Gerchberg 算法迭代 1 次后求得重构高分辨图像; y_k 为一幅原始输入图像; $D_k H_k X$ 为对此次迭代重构高分辨图像下采样的模拟低分辨率图像.本文使用 $L2$ 范数,当取多幅输入图像时,可得

$$P(X) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \|y_k - D_k H_k X\|_2^2. \quad (3)$$

求 $P(X)$ 关于 X 的导数得

$$\nabla P(X) = \frac{dP(X)}{dX} = \sum_{k=1}^m (D_k H_k)^T (y_k - D_k H_k X). \quad (4)$$

式中 $\nabla P(X)$ 为重构图像 X 的模拟低分辨率图像与原始输入图像之间的误差.根据 Papoulis-Gerchberg 原理,式(4)中 X 可求得

$$\begin{aligned} x &= \text{FFT}(X), \\ x &= \text{LP}(x), \\ X &= \text{IFFT}(x). \end{aligned}$$

式中: LP 为截止频率是 σ 的低通滤波器; FFT、IFFT 分别为傅里叶变换和傅里叶反变换,将 HR 初始估计 X_0 已知像素点值赋在上式 X 构成新的 HR 估计 X ,如图 1 所示,然后求得新的误差 $\nabla P(X)$.

由式(4)可知,重构误差可由将原始图像与模拟低分辨率图像之间的差值经过上采样 D_k^T ,再去模糊得到.如果在每次迭代过程都加上相应误差 $\nabla P(X)$,与原始算法相比将会大大缩减迭代次数,同时能通过

减少误差提高重构质量.每次迭代过程可表示为

$$X^n = X^{n-1} + \alpha \nabla P(X^{n-1}), \quad (5)$$

式中: X^n 为第 n 次 Papoulis-Gerchberg 算法迭代, $\nabla P(X^n)$ 为相应的第 n 次迭代所产生的误差, α 为系数因子.

2.2 边缘细节恢复

若按照以上过程并不能有效恢复细节高频成分,部分高频信息在每次迭代中都会被滤波丢失,如

$$H_n(\omega) = \begin{cases} H_{n-1}(\omega), & |\omega| \leq \omega_0; \\ 0, & |\omega| > \omega_0. \end{cases} \quad (6)$$

且迭代后很难恢复完全,因此会导致重构图像边缘高频信息有所丢失,边缘细节不够清晰,本文得到的重构图像质量也会受影响.边缘是图像的基本特征,图像的大部分信息包含在图像中.边缘高频信息的恢复决定了重构图像细节质量,超分辨重构的关键就是精确恢复丢失的边缘高频信息.文献[17]提出非局部滤波快速算法,通过边缘检测方法提取高频信息进行重构恢复;文献[18]指出通过边缘检测算子提取原始高频信息,能在此基础上进一步恢复边缘信息.因此在 Papoulis-Gerchberg 算法基础上提出边缘检测方法,对初始重构估计 X 通过边缘检测提取高频信息,确保原始高频信息不丢失,得到高分辨率图像高频信息的预估计,同时在此基础上恢复其它丢失的高频成分和低频成分.

边缘检测算法有很多,其中坎尼检测算子是一类最优边缘检测算子,它通过寻找图像梯度的局部极大值,用高斯函数的一阶微分来计算函数,对图像强边缘和弱边缘都能准确提取,而且对单一边缘有唯一响应,已广泛应用在图像处理领域.本文使用坎尼边缘提取方法,通过在每次迭代中加入坎尼检测得到丢失的边缘高频信息预估计,进一步提高边缘精细度.基于文献[17-18]高频信息恢复原理,本文算法表示为 $(X^n(\text{canny}))$ 是第 n 次迭代过程的高频成分)

$$X^n(\text{canny}) = X^0(\text{canny}) - (X^0 - \sum y_n^k(\text{up})). \quad (7)$$

式中: $X^0(\text{canny})$ 为对原始低分辨率图像插值后的初始重构估计进行坎尼边缘提取得到; y_n^k 为第 n 次迭代后的模拟的低分辨率图像; $\sum y_n^k(\text{up})$ 为所有模拟图像 y_n^k 插值融合后所得高分辨图像.因为模拟低分辨率图像本身存在很大误差,将其插值融合成的高分辨率图像 $\sum y_n^k(\text{up})$ 会比原始重构估计 X^0 边缘更模糊,所以将两者相减会得到丢失的部分边缘高频信息.

式(7)是通过边缘检测提取的高频信息,将其加入到式(5)中,可得每次的迭代过程,如

$$X^{(n)} = X^{(n-1)} + \alpha \nabla P(X)^{(n-1)} + X^{(n-1)}(\text{canny}). \tag{8}$$

根据式 (8) 可得本文算法原理, 本文算法流程

如图 2 所示, A 过程表示原始输入图像与模拟低分辨率图像的误差反投影到下一次的迭代; B 过程表示边缘检测提取的高频信息恢复.

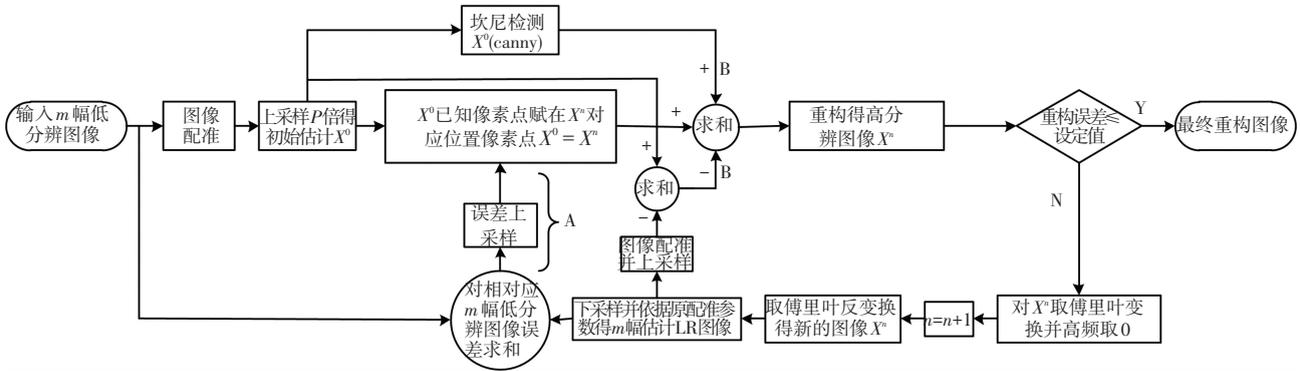


图 2 本文算法流程

3 实验结果

对于多幅图像超分辨重构技术来说, 决定重构图像质量好坏的首要问题就是多幅 LR 图像的配准问题, 本实验分为仿真图像实验和实景图像实验. 对仿真实验来说, 本文算法和其他对比算法都采用同一种配准方法^[10], 在此基础上对比本文改进算法与改进前和其他算法的优势. 对于实景图像实验, 本文采用微位移实验平台采集图像, 采集的多幅图像能准确知道其运动参数, 因此避免运动参数估计失败导致的超分辨重构图像失败, 同时从实景重构说明本文算法的优势.

3.1 仿真实验

分别用标准 Lena 图像和实景图像验证本文算法的优越性. 实验是运用 MATLAB7.8 (R2009a) 在 windows XP 系统、奔腾双核的主机上运行, 图 3 是重

构结果, 其中: 图 3(a) 是 256×256 的标准高分辨率 Lena 图片, 对其随机旋转平移再降采样得到 4 幅 128×128 低分辨率图像, 并加入方差为 0.02 的高斯噪声; 图 3(b) 是一幅低分辨率图像; 图 3(c)~(f) 分别为采用双三次插值法、IBP 算法、应用文献[13]的 Papoulis-Gerchberg 算法、本文算法所得到的超分辨率重构结果. 从图像视觉效果分析, 本文算法比插值算法、IBP 算法和文献[13]的 Papoulis-Gerchberg 算法都有优势, 边缘细节如帽檐和眼睛保持较好较细腻, 且从整体来看, 本文图像较其他算法更平滑, 更清晰. 本文算法较 IBP 算法结果更平滑, IBP 结果中有部分马赛克现象, 而与 Priyam 算法结果相比, 本文算法结果更清晰, 文献[13]算法的重构图像在帽檐周围有明显的叠影. 同时从细节上比, 如眼睛, 本文算法结果较清晰细腻, 其反应图像细腻程度的灰度标准差如表 1 所示.



图 3 重构结果

表 1 灰度标准差比较结果

灰度标准差	原始 LR 图像	双三次插值	Priyam 算法	本文算法
灰度标准差(实景)	26.903 4	26.269 9	27.002 2	27.375 5
灰度标准差(Lena)	47.302 6	46.598 6	46.850 5	49.320 3

客观上,用峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)和平均绝对误差(MAE)评估重构质量.其中: $g(i, j)$ 为重构图像像素值, $f(i, j)$ 为原始高分图像像素值.PSNR 越大,MSE、MAE 越小表示重构质量越好.如表 2 所示,本文算法所得重构结果 PSNR 比插值法和 IBP 算法高出 2 dB 多,比文献[13]的 Papoulis-Gerchberg 算法高出 0.5 dB,MSE 和 MAE 也比其他算法小.从客观评价标准上看本文算法比其他算法更有优势.图 4 是迭代次数与迭代误差的拟合曲线图,横坐标表示迭代次数,纵坐标表示重构误差,实线表示本文算法所得结果,虚线表示文献[13]算法结果.图 4 中可知随着迭代次数增加,本文算法重构误差比改进前算法下降的快,即同等迭代次数本文算法重构误差更小.在其中选取某些迭代次数和迭代误差的对比关系,见表 3.从表 3 中可见,在迭代误差达到 $e-4$ 级数的时候,本文算法比文献[13]所用 Papoulis-Gerchberg 算法迭代次数减少近 1/2,降低了算法的空间复杂度.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g(i, j) - f(i, j))^2, \quad (9)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE}, \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g(i, j) - f(i, j)|. \quad (11)$$

表 2 PSNR 比较结果

Lena 图	双三次插值法	IBP 算法	文献[13]算法	本文算法
PSNR	22.776 9	24.976 3	27.319 4	27.876 7
MSE	343.076 0	206.752 3	120.542 5	106.025 5
MAE	-	10.084 6	7.234 1	6.370 1

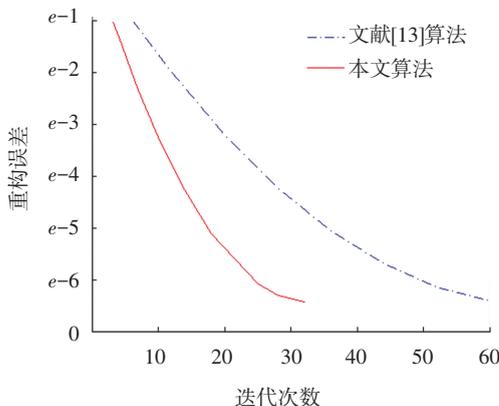


图 4 迭代次数与误差的对比拟合

表 3 迭代次数与误差的比较结果

算法	迭代误差级数	$e-2$	$e-4$
文献[13]算法	迭代次数	10	20
本文算法	迭代次数	4	10

灰度标准差表示各像素灰度值与图像平均灰度值的总离散度,灰度标准差越大,图像信息越多.因此灰度标准的大小一定程度上能反映图像的细节分布情况.

3.2 实景实验

用实验平台采集图像并进行重构处理,以获得更清晰的高分辨率图像.如图 5 所示,它是由一个微位移镜头 A,PI 转台 B 组成的实验平台系统.通过控制 PI 转台能连续获得多幅同一实景不同运动参数图像,如图 6(a)、(b).为能对不同算法重构结果进行对比,取每幅图像同等部分输入到电脑分别利用双三次插值法、IBP 算法、应用文献[13]的 Papoulis-Gerchberg 算法和本文方法进行重构,图 6(c)~(f)为其重构结果.从图 6 中细节对比可见,本文算法能很好对实景图像重构,重构图像与其他算法相比,边缘细节更细腻.同时从表 1 的灰度标准差来看,本文算法的重构结果灰度标准差比改进前算法高 0.3,客观上分析可知本文算法重构图像的边缘细节比传统插值法和改进前算法更好.

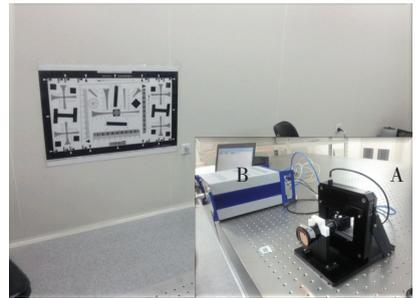


图 5 实景拍摄平台

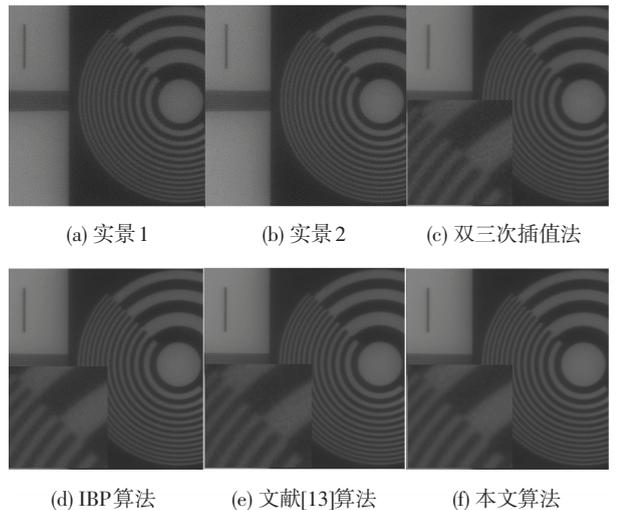


图 6 超分辨率实景重构结果

4 结 语

本文针对超分辨率重构 Papoulis-Gerchberg 算法存在的重构结果细节模糊现象, 提出了一种基于 Papoulis-Gerchberg 的改进算法. 实验结果表明, 本文算法重构结果的信噪比 (PSNR) 和灰度标准差比文献 [13] 的 Papoulis-Gerchberg 算法都有提高, 图像重构质量更好, 同时迭代次数大大较少, 降低了算法空间复杂度, 有很好的工程应用前景.

参考文献

- [1] TSAI R Y, HUANG T S. Multiframe image restoration and registration[J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, 1: 317-339.
- [2] IRANI M, PELEG S. Improving resolution by image registration[J]. *Graphical Model and Image Processing*, 1991, 53(3): 231-239.
- [3] CHEESEMAN P, KANEFSKY B, KRAFT R, et al. Super-resolved surface reconstruction from multiple images[M]. Santa Barbara, California: Maximum Entropy and Bayesian Methods, 1996.
- [4] HARDIE R C, BARNARD K J, ARMSTRONG E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(12): 1621-1633.
- [5] FARSIU S, ROBINSON M D, ELAD M, et al. Fast and robust multiframe super resolution[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(10): 1327-1344
- [6] PROTTER M, ELAD M, TAKEDA H, et al. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(1): 36-51.
- [7] 李家德, 张叶, 贾平. 采用非局部均值的超分辨率重构[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(6): 1576-1585.
- [8] ZHANG Kaibing, GAO Xinbo, LI Xuelong, et al. Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in*

- Signal Processing*, 2011, 5(2): 230-239.
- [9] TAI S C, KUO T M, IAO C H, et al. A fast algorithm for single-image super resolution in both wavelet and spatial domain [C]// *Proceedings of the 2012 International Symposium on Computer, Consumer and Control*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 702-705.
- [10] GERCHBERG R W. Super-resolution through error energy reduction[J]. *Optica Acta*, 1974, 21(9): 709-720.
- [11] JAIN D. Super-resolution using Papoulis-Gerchberg algorithm[D]. Stanford, CA: Stanford University, 2012.
- [12] CHATTERJEE P, MUKHERJEE S, CHAUDHURI S, et al. Application of Papoulis-Gerchberg method in image super-resolution and inpainting [J]. *Computer Journal*, 2009, 52(1): 80-89.
- [13] RAO C V, RAO J M, KUMARA S, et al. Restoration of high frequency details while constructing the high resolution image[J]. *IEEE India Conference*, 2011(12): 1-5.
- [14] SALARI E, BAO Guanqun. Super-resolution using an enhanced Papoulis-Gerchberg algorithm [J]. *IET Image Processing*, 2012, 6(7): 959-965.
- [15] VALERY P, DANIEL K. Iterative Papoulis-Gerchberg algorithm for fan-beam tomography [J]. *IEEE Transactions on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering*, 2008(8): 333-341.
- [16] PARK S C, PARK M K, KANG M G. Super-resolution image construction: a technical overview[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.
- [17] LIANG Xiuju, GAN Zongliang. Improved non-local iterative back projection method for image super-resolution [C]// *Proceedings of the Sixth International Conference on Image and Graphics (ICIG)*. Hefei, Anhui: IEEE Computer Society. 2011: 176-181.
- [18] PATEL V B, MODI C K, PAUNWALA C N, et al. Hybrid Approach for Single Image Super Resolution using ISEF and IBP [C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Communication System and Network Technology (CSNT)*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 495-499.

(编辑 张 红)