

# 一种改善超分辨率图像重建中边缘质量的方法

禹晶<sup>1</sup> 苏开娜<sup>1</sup> 肖创柏<sup>1</sup>

**摘要** 超分辨率图像重建技术指通过融合多幅变形、模糊、有噪、频谱混叠的低分辨率降质图像来重建一幅高质量高分辨率图像. 凸集投影 (POCS) 算法是一种广泛使用的超分辨率图像重建方法. 本文提出了一种适用于 POCS 算法的改善高分辨率重建图像边缘质量的方法. 该方法将中心在边缘像素的点扩散函数 (PSF) 与一个指数型权值函数相乘, 使得修改的 PSF 系数沿着边缘正交的方向减小. 实验结果表明, 这样的修改有效地保持了边缘的特性, 明显地提高了重建图像的质量.

**关键词** 超分辨率图像重建, 凸集投影 (POCS), 边缘检测, 点扩散函数 (PSF)  
中图分类号 TP391

## Edge Artifact Reduction for Super-resolution Image Reconstruction

YU Jing<sup>1</sup> SU Kai-Na<sup>1</sup> XIAO Chuang-Bai<sup>1</sup>

**Abstract** Super-resolution image reconstruction refers to as restoring a high-resolution and high-quality image from multiple low-resolution observations degraded by warping, blurring, noise and aliasing. The projections onto convex sets (POCS) algorithm is widely used for super-resolution image reconstruction. In this paper, we propose an improved POCS algorithm that reduces the amount of edge artifacts present in the high-resolution reconstructed image. The blur point spread function (PSF) centered at an edge pixel is weighted by an exponential function, so that the coefficients of the modified PSF could decrease in the direction orthogonal to the edge. Experimental results show that the modification effectively reduces the visibility of the artifacts on the edges and obviously improves the quality of the reconstructed image.

**Key words** Super-resolution image reconstruction, projections onto convex sets (POCS), edge detection, point spread function (PSF)

### 1 引言

在数字图像的获取过程中, 很多因素导致了图像降质, 如传感器固有的采样频率、运动模糊、光学模糊及噪声等. 超分辨率图像重建技术就是通过融合多幅变形、模糊、有噪、频谱混叠的低分辨率降质图像 (或视频序列) 来重建一幅高质量高分辨率图像. 图像插值可以放大单幅图像的尺寸, 但不能恢复图像因欠采样损失的高频成分, 常用的插值方法有最近邻插值、双线性插值和双三次插值等. 而超分辨率图像重建利用同一场景的多幅低分辨率图像之间的相对运动信息, 将它们融合到单幅高分辨率图像中, 并去除低分辨率图像中的模糊和噪声<sup>[1]</sup>.

近年来, 超分辨率图像重建技术已经成为备受关注的研究领域之一, 它在视频监控、卫星图像、视频标准转换、医疗数字影像等领域都有着广泛的应用. Tsai 和 Huang<sup>[2]</sup> 首先在频率域提出了超分辨率

图像重建技术, 频域方法局限于全局平移运动和线性空间移不变降质模型, 而空域方法有更多的灵活性和更广的适用范围, 目前研究较多的是空域方法. 凸集投影 (Projections onto convex sets, POCS) 算法是一种广泛使用的空域方法. Stark 和 Oskoui<sup>[3]</sup> 首先将 POCS 应用于超分辨率图像重建. Patti 等<sup>[4]</sup> 提出了考虑多种降质因素的图像获取模型, 包括照相机运动、非零孔径时间、传感器单元的非零物理尺寸、由光学成像元件引起的模糊、传感器噪声、任意空间时间采样等. Eren 等<sup>[5]</sup> 将 Patti 的方法推广到多运动目标的场景中.

本文针对用 POCS 算法重建的高分辨率图像中出现的导致图像边缘质量下降的现象, 提出了改进. 第 2 部分分析了产生这种现象的原因, 并推导了改进算法, 第 3 部分的实验结果表明这样的改进是可行且有效的, 明显地改善了高分辨率重建图像中的边缘质量.

### 2 POCS 算法

#### 2.1 图像获取模型

在超分辨率图像重建中, 首先要建立一个联系原始高分辨率图像和低分辨率观测序列的图像获取模型, 一般的图像获取模型可表示为

收稿日期 2006-8-30 收修改稿日期 2007-1-4  
Received August 30, 2006; in revised form January 4, 2007  
北京市自然科学基金项目 (4072004), 北京市教委科技发展计划项目 (KM200510005012) 资助  
Supported by Beijing Natural Science Foundation (4072004), Scientific Research Common Program of Beijing Municipal Commission of Education (KM200510005012)  
1. 北京工业大学计算机学院 北京 100022  
1. College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100022  
DOI: 10.1360/aas-007-0577

$$g_l(m_1, m_2) = \sum_{(n_1, n_2)} f(n_1, n_2) h_l(m_1, m_2; n_1, n_2) + \eta_l(m_1, m_2) \quad (1)$$

其中,  $g_l(m_1, m_2)$  为第  $l$  帧低分辨率观测图像,  $f(n_1, n_2)$  为原始高分辨率图像,  $h_l(m_1, m_2; n_1, n_2)$  表示空间移不变或空间移变点扩散函数 (Point spread function, PSF), 称为降质函数,  $\eta_l(m_1, m_2)$  表示加性噪声.  $h_l(m_1, m_2; n_1, n_2)$  包含了由变形、模糊和低分辨率传感器的采样频率等引起的降质, 因此, 一般的图像获取过程可用 (1) 描述.

由成像系统获取低分辨率序列的过程为正问题, 相应的反问题就是由低分辨率观测序列以及成像系统特征对场景进行估计, 从而得到高分辨率图像. 降质函数和噪声的信息知道得越多, 重建的高分辨率图像就会越接近原始高分辨率图像.

## 2.2 POCS 算法概述

POCS 算法的基本步骤<sup>[6]</sup> 是: 1) 选择观测序列中的一帧 (即参考帧) 进行插值, 使它达到期望的高分辨率, 作为初始估计; 2) 对于观测序列中每个运动估计准确的像素, 在运动向量场中找到该像素映射到当前估计的高分辨率图像中的像素位置, 以及 PSF 作用范围内的像素; 3) 模拟图像获取过程, 得到该像素的估计值, 并计算实际值与估计值之间的残差, 若残差超出预设的误差限, 则对当前高分辨率估计中的像素值进行修正, 使得残差减小到误差限内; 4) 迭代修正当前高分辨率估计, 直至达到可以接受的重建结果.

对于一帧低分辨率观测图像, 需要利用模糊辨识 (Blur identification) 技术估计 PSF 的类型和参数. 设模糊 PSF 为高斯函数, 它是许多光学成像系统最常见的降质函数, 其表达式为

$$h(x, y) = C e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}, \quad (x, y) \in S_h \quad (2)$$

其中,  $\sigma$  为标准差, 决定了模糊的程度;  $S_h$  表示  $h(x, y)$  的支撑域;  $C$  表示归一化常数, 用来使模糊 PSF 的系数之和等于 1, 即根据 (3) 确定常数  $C$ .

$$\sum_{x=-(w-1)/2}^{(w-1)/2} \sum_{y=-(w-1)/2}^{(w-1)/2} h(x, y) = 1 \quad (3)$$

式中,  $w \times w$  为  $h(x, y)$  支撑域的大小 (即模板的大小).

用  $\hat{f}_k(s, t)$  表示当前估计的高分辨率参考帧,  $g_l(i, j)$  表示当前低分辨率观测帧. 逐一处理观测序列中的所有像素. 若观测帧中的某像素  $(i_0, j_0)$  映射到高分辨率参考帧的位置为  $(s_0, t_0)$ , 则观测帧中该像素的实际值与当前估计值之间的残差由 (4) 计算得到

$$r_l(i_0, j_0) = g_l(i_0, j_0) - \sum_{s=s_0-(w-1)/2}^{s_0+(w-1)/2} \sum_{t=t_0-(w-1)/2}^{t_0+(w-1)/2} \hat{f}_k(s, t) h(s-s_0, t-t_0) \quad (4)$$

若残差  $r$  的绝对值大于指定阈值  $\sigma_0$ , 则根据 (5) 对 PSF 作用范围内的当前像素估计值进行修正. 其中,  $s_0 - (w-1)/2 \leq s \leq s_0 + (w-1)/2$ ,  $t_0 - (w-1)/2 \leq t \leq t_0 + (w-1)/2$ . 根据 (4) 和 (5) 可知, 若残差  $r$  为正, 且大于阈值  $\sigma_0$ , 表明当前估计值  $\hat{f}_k(s, t)$  偏小, 则向增大  $\hat{f}_k(s, t)$  的方向修正, 反之亦然. 理论上要求和  $\hat{f}_k(s, t)$  有关的残差减小到预设的误差限内.

## 2.3 边缘质量的改善

在用 POCS 算法重建的高分辨率图像的深浅区域分界线附近, 深色一侧像素的颜色变得更深, 浅色一侧像素的颜色变得更浅. 产生这种现象的原因是: 观测帧中位于深色区域边缘上的像素映射到当前估计的高分辨率图像中的像素位置也在边缘上, 其 PSF 作用范围内会有浅色像素, 因此这类像素的估计值将大于实际值, 根据 (5) 修正当前高分辨率估计中的对应像素值时, 像素值将向灰度值减小的方向修正, 因而深色区域边缘像素的颜色变深. 相反地, 处于浅色区域边缘上的像素值将向灰度值增大的方向修正, 因而浅色区域边缘像素的颜色变浅.

上述现象是由边缘上定义的凸集投影造成的, 为此, 本文通过修改定义在边缘上的数据一致性约束集合<sup>[3~5]</sup> 来抑制这种现象. 设模糊 PSF 是标准差为  $\sigma$  的高斯函数, 若标准差较小, 则模板中心的系数较大, 即给予模板中心下的图像像素较大的权重, 显然, 沿着边缘正交的方向不应有标准差较大的模糊. 因此, 在图像修正之前, 首先对当前估计的高分辨率图像进行边缘检测, 若模板中心下的像素为边缘像素, 则通过与一个适当的函数相乘, 模板系数得到不同的权重, 使得各系数沿着边缘正交的方向减小.

$$\hat{f}_k(s, t) = \begin{cases} \hat{f}_k(s, t) + (r + \sigma_0) h(s - s_0, t - t_0) & r < -\sigma_0 \\ \hat{f}_k(s, t) & -\sigma_0 \leq r \leq \sigma_0 \\ \hat{f}_k(s, t) + (r - \sigma_0) h(s - s_0, t - t_0) & r > \sigma_0 \end{cases} \quad (5)$$

梯度是最常用的图像边缘检测方法之一. 梯度定义为向量

$$\nabla f = (G_x, G_y)^T$$

其中,  $G_x$  和  $G_y$  分别表示  $x$ (垂直) 和  $y$ (水平) 方向上偏导数的近似值.

梯度指向像素值  $f(x, y)$  在  $(x, y)$  处增加最快的方向, 它的角度为

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right), \quad \alpha(x, y) \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right) \quad (6)$$

式中,  $\alpha$  为梯度关于  $x$  轴的方向角,  $(x, y)$  处的边缘方向垂直于该点的梯度方向.

本文用 Sobel 算子检测图像的边缘, 图 1(a) 显示了一个  $3 \times 3$  的邻域, 其中,  $z_i$  表示像素值; 图 1(b) 和图 1(c) 分别为计算  $x$ (垂直) 方向和  $y$ (水平) 方向梯度的 Sobel 模板. 在区域中心点  $z_5$  的  $x$ (垂直) 方向上的偏导数的近似值为

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad (7)$$

$y$ (水平) 方向上的偏导数的近似值为

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \quad (8)$$

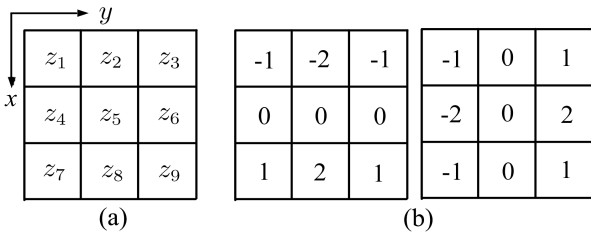


图1 Sobel 模板示意图

((a) 一个小邻域; (b) 计算  $x$  和  $y$  方向梯度的 Sobel 模板)

Fig.1 Sobel masks

((a) A small neighborhood; (b) Sobel masks used to compute the gradient in  $x$  and  $y$  directions, respectively)

在小邻域内, 检测的边缘可近似为直线, 如图 2 所示. 已知  $G_x$  和  $G_y$ , 根据 (6) 得到边缘线的斜率  $k$  的表达式:

$$k = \tan\left(\frac{\pi}{2} + \alpha\right) = -\frac{G_x}{G_y} \quad (9)$$

这时可写出该直线的方程, 并化为一般形式

$$G_x \cdot x + G_y \cdot y = 0 \quad (10)$$

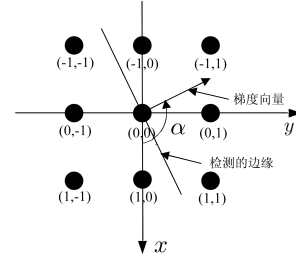


图2 边缘检测示意图

Fig.2 Edge detection

本文设计了一种随着模板位置到直线的距离增大而减小的权值函数, 对中心在边缘像素的模板系数进行加权, 使得模板位置离边缘越远, 对应的系数越小, 沿着边缘方向的系数保持不变. 设模板位置为  $(x, y)$ ,  $d$  表示  $(x, y)$  到直线的距离, 距离  $d$  定义为

$$d = \frac{|G_x \cdot x + G_y \cdot y|}{(G_x^2 + G_y^2)^{1/2}} = \frac{|\nabla f^T \mathbf{p}|}{\|\nabla f\|_2}$$

为了避免平方和开方运算, 距离  $d$  可简化为

$$d \approx \frac{|G_x \cdot x + G_y \cdot y|}{|G_x| + |G_y|} = \frac{|\nabla f^T \mathbf{p}|}{\|\nabla f\|_1} \quad (11)$$

其中,  $\nabla f = (G_x, G_y)^T$ ,  $\mathbf{p} = (x, y)^T$ ;  $\|\nabla f\|_1$  和  $\|\nabla f\|_2$  分别表示向量  $\nabla f$  的 1-范数和 2-范数.

依据上述的目的, 权值函数选取为关于  $d$  的衰减指数函数

$$c(x, y) = e^{-\lambda d} = e^{-\lambda |\nabla f^T \mathbf{p}| / \|\nabla f\|_1}, \quad (x, y) \in S_h \quad (12)$$

式中,  $\lambda$  为常数, 调节函数值下降的速率,  $\lambda$  越大, 指数函数衰减越快.

修改的 PSF 在 (13) 中给出

$$h'(x, y) = h(x, y) \cdot e^{-\lambda |\nabla f^T \mathbf{p}| / \|\nabla f\|_1}, \quad (x, y) \in S_h \quad (13)$$

这样, 有效地减小了深浅区域分界线附近的一侧像素估计值受另一侧像素值的影响, 从而保持了边缘的特性.

### 3 实验结果

本文通过两个实验验证改进的 POCS 算法的性能, 重建的分辨率提高为低分辨率的二倍. 低分辨率图像之间的相对运动为全局平移运动, 本文选择的块匹配算法能够精确地对存在全局性运动的两帧图像进行半像素精度的运动估计. 设 PSF 是标准差为 1 的高斯函数, 支撑域的大小为  $5 \times 5$ . 随着迭代次数的增加, 重建图像会变得更加清晰, 但变清晰的速

率不断减小,同时,随着迭代次数的增加,会存在一定的噪声放大,且导致时间复杂度增加,实验表明,算法执行 3 次迭代之后,重建图像质量的改善变得缓慢,且噪声的放大趋于明显.为此,本文的迭代次数设置为 3.

在第一个实验中,已知一幅尺寸为  $384 \times 576$  的原始高分辨率图像,本文模拟低分辨率序列的获取过程,构建了 9 帧低分辨率图像,每帧的分辨率为  $192 \times 288$ ,序列中目标的边缘仅为水平和垂直方向.参数  $\lambda$  设置为 7,  $\sigma_0$  为 1.5. 图 3(a) 是经双线性插值的参考帧,图 3(b) 是用标准的 POCS 算法重建的高分辨率图像,从图中可以看出,沿着区域的分界线,浅色区域内像素的颜色变浅,重建图像呈现出明显的凹凸感,导致图像失真;图 3(c) 是用改进的 POCS 算法重建的高分辨率图像,显然,与图 3(b) 相比较,重建图像中因上述现象造成的凹凸感得到有效抑制.图 4(a) 和图 4(b) 分别为通过图 3(b) 和图 3(c) 中心的灰度级剖面图,在图 4(a) 中的边缘处有明显突起的尖峰,而图 4(b) 有效地保持了边缘的特性.

原始高分辨率图像与重建高分辨率图像之间的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 定义为

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{(n_1, n_2)} \left| f(n_1, n_2) - \hat{f}(n_1, n_2) \right| \quad (14)$$

其中,  $f(n_1, n_2)$  和  $\hat{f}(n_1, n_2)$  分别表示原始高分辨率图像和重建的高分辨率图像,  $N$  为像素总数. 相比 MSE (Mean square error), MAE 可以削弱较大的偏差点的影响. 分别使用标准的 POCS 算法和改进的 POCS 算法对参考帧进行超分辨率图像重建,重建的高分辨率图像与原始高分辨率图像之间的 MAE 见表 1; 利用重建的高分辨率参考帧,计算低分辨率观测序列中像素的估计值,它们与实际值之间的残差  $r$  的平均值见表 2. 从表 1 和表 2 可以看到,与标准的 POCS 算法相比,改进的 POCS 算法的 MAE 和  $r$  均值明显减小.

表 1 在实验一中 MAE 的比较

Table 1 Comparison of MAE in the first experiment

	标准的 POCS 算法	改进的 POCS 算法
MAE	17.2804	10.7537

表 2 在实验一中残差  $r$  的平均值的比较

Table 2 Comparison of the average residual  $r$  in the first experiment

	标准的 POCS 算法	改进的 POCS 算法
$r$ 均值	2.8120	0.8634

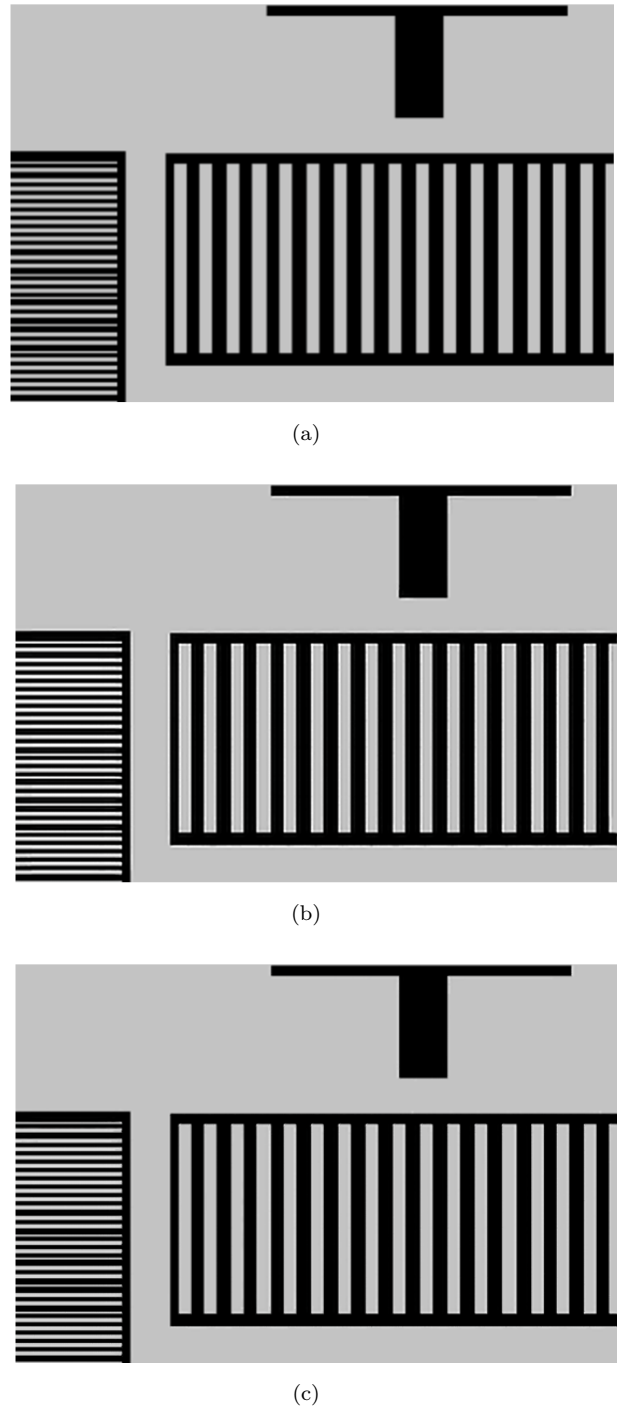


图 3 实验一的高分辨率图像

((a) 双线性插值图像; (b) 用标准的 POCS 算法重建的高分辨率图像; (c) 用改进的 POCS 算法重建的高分辨率图像)

Fig. 3 High-resolution images in the first experiment ((a) The high-resolution image using bilinear interpolation; (b) The high-resolution reconstructed image of the standard POCS algorithm; (c) The high-resolution reconstructed image of the improved POCS algorithm)

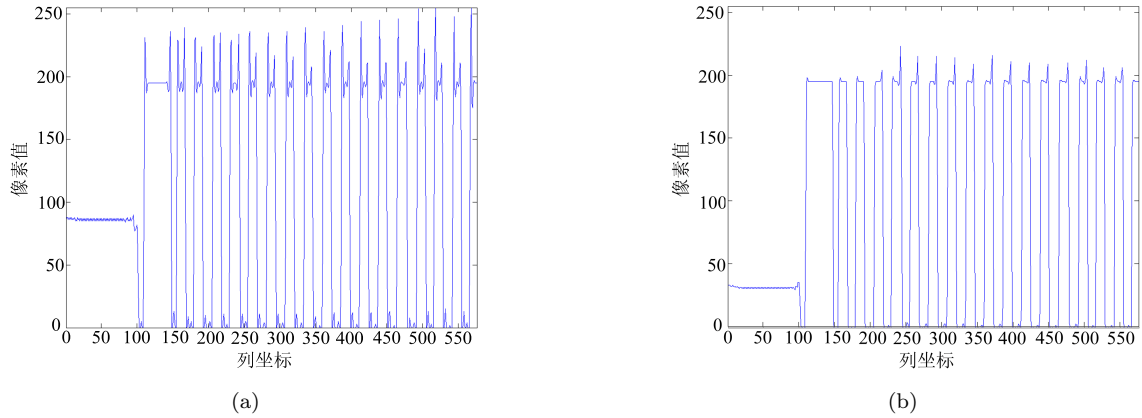


图 4 实验一中超分辨率重建图像的灰度级剖面图  
 ((a) 通过图 3(b) 中心的灰度级剖面图; (b) 通过图 3(c) 中心的灰度级剖面图)

Fig. 4 Gray-level profiles corresponding to high-resolution reconstructed images in the first experiment ((a) The gray-level profile through the center of Figure 3(b); (b) The gray-level profile through the center of Figure 3(c))

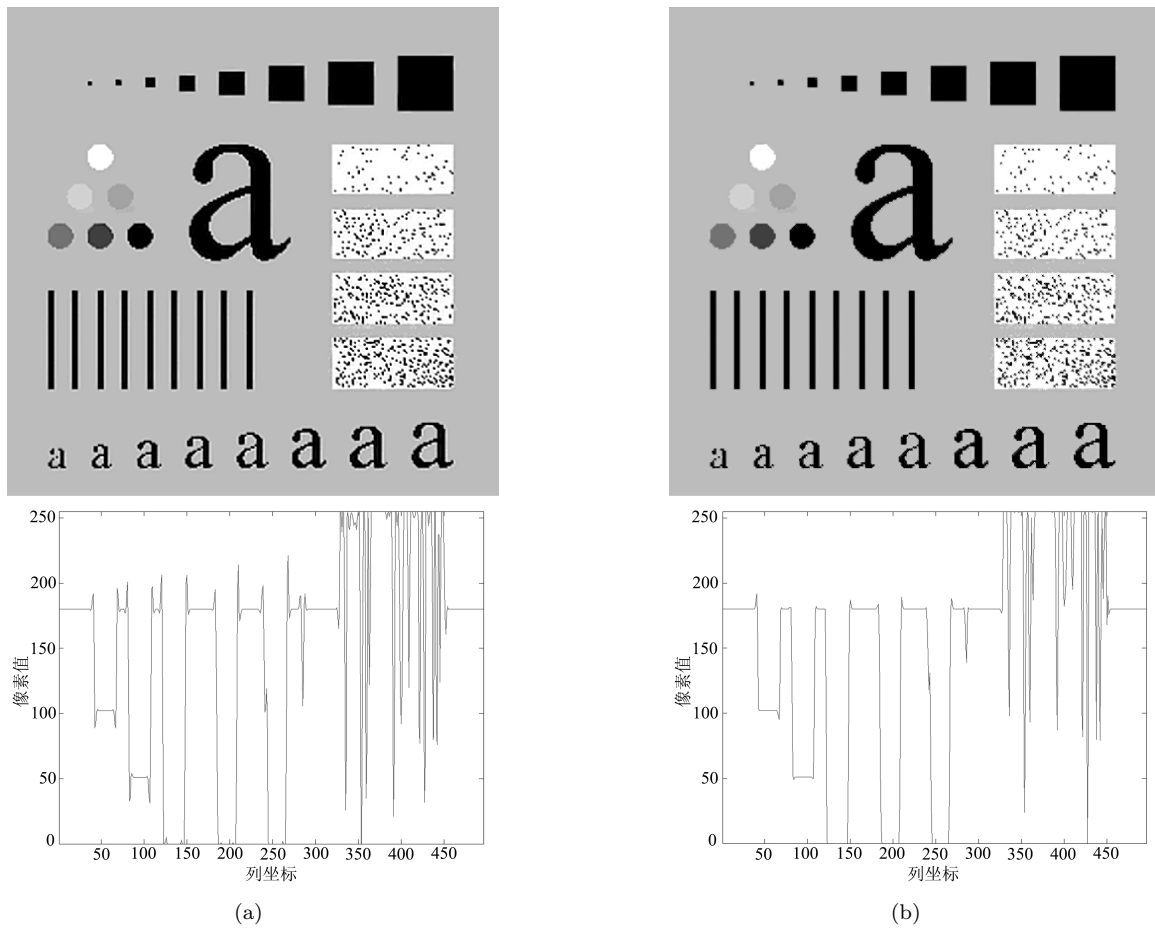


图 5 实验二的超分辨率重建图像及相应的灰度级剖面图

((a) 用标准的 POCS 算法重建的高分辨率图像及通过图中三个圆圆心的水平扫描线的灰度级剖面图; (b) 用改进的 POCS 算法重建的高分辨率图像及通过图中三个圆圆心的水平扫描线的灰度级剖面图)

Fig. 5 High-resolution reconstructed images, and corresponding gray-level profiles in the second experiment ((a)The high-resolution reconstructed image of the standard POCS algorithm, and corresponding gray-level profile through the center of the three circles in the upper image; (b)The high-resolution reconstructed image of the improved POCS algorithm, and corresponding gray-level profile through the center of the three circles in the upper image)

在第二个实验中, 原始高分辨率图像的分辨率为  $496 \times 496$ , 仍构建了 9 帧低分辨率图像, 每帧的分辨率为  $248 \times 248$ . 序列中目标的边缘包含任意方向, 参数设置与第一个实验相同. 图 5(a) 和图 5(b) 分别显示了用标准的 POCS 算法和改进的 POCS 算法重建的高分辨率图像, 从图 5(a) 中可以看出, 沿着深浅区域分界线, 浅色一侧像素的颜色变得更浅, 深色一侧像素的颜色变得更深, 在边缘处出现失真, 图 5(b) 明显降低了图 5(a) 中的边缘失真. 表 3 和表 4 分别比较了标准的 POCS 算法和改进的 POCS 算法的 MAE 和  $r$  均值.

表 3 在实验二中 MAE 的比较

Table 3 Comparison of MAE in the second experiment

	标准的 POCS 算法	改进的 POCS 算法
MAE	9.7723	7.8994

表 4 在实验二中残差  $r$  的平均值的比较

Table 4 Comparison of the average residual  $r$  in the second experiment

	标准的 POCS 算法	改进的 POCS 算法
$r$ 均值	2.2368	0.3877

## 4 结论

本文提出了一种在 POCS 算法中改善重建图像边缘质量的方法. 实验结果验证了本文提出的方法达到了提高图像质量的目的. 而且, 边缘检测带来的计算量是比较小的.

## References

- Zhang Xiao-Ling, Shen Lan-Sun. A survey of super resolution image reconstruction. *Measurement & Control Technology*, 2005, **24**(5): 1~5  
(张晓玲, 沈兰荪. 超分辨率图像复原技术的研究进展. 测控技术, 2005, **24**(5): 1~5)
- Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, **1**: 317~339
- Stark H, Oskoui P. High resolution image recovery from image-plane arrays using convex projections. *Journal of the Optical Society of America A*, 1989, **6**(11): 1715~1726
- Patti J, Sezan M I, Tekalp A M. Super-resolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **8**(6): 1064~1076
- Eren P E, Sezan M I, Tekalp A M. Robust, object-based high-resolution image reconstruction from low-resolution video. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **10**(6): 1446~1451
- Li Hui-Fang, Du Ming-Hui. Super-resolution image restoration based on improved POCS algorithm. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2003, **31**(10): 24~27  
(李慧芳, 杜明辉. 基于改进的 POCS 算法的超分辨率图像恢复. 华南理工大学学报(自然科学版), 2003, **31**(10): 24~27)



禹晶 北京工业大学计算机学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别与图像处理.

E-mail: yujing@emails.bjut.edu.cn

(YU Jing Master student in College of Computer Science and Technology at Beijing University of Technology. Her research interest covers pattern recognition and image processing.)



苏开娜 北京工业大学计算机学院教授. 1970年毕业于清华大学电子工程系, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉及视频智能监测. 本文通信作者.

E-mail: sukaina@bjut.edu.cn

(SU Kai-Na Professor in College of Computer Science and Technology at Beijing University of Technology. She

graduated from Department of Electronic Engineering, Tsinghua University in 1970. Her research interest covers image processing, computer vision, and video surveillance. Corresponding author of this paper.)



肖创柏 北京工业大学计算机学院教授、博士生导师. 1995年毕业于清华大学, 获博士学位. 主要研究方向为数字信号处理、音视频信号处理与网络通信.

E-mail: cbxiao@bjut.edu.cn

(XIAO Chuang-Bai Professor in College of Computer Science and Technology at Beijing University of Technol-

ogy. He received his Ph.D degree in pattern recognition and intelligent control from Tsinghua University in 1995. His research interest covers digital signal processing, audio and video signal processing, and network communication.)