

基于双正则化的图像超分辨率盲重建

杨浩 高建坡 吴镇扬

(东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096)

摘要 图像超分辨率重建是利用数字信号处理技术由一系列低分辨率观测图像得到高分辨率图像。大多数重建算法假设成像系统的模糊特性也即点扩散函数(PSF)已知,然而实际的应用环境下PSF事先不知道或部分知道。为此,将未知PSF模型化,提出基于双正则化的图像超分辨率盲重建算法,并且正则化作用的强度随重建图像局部光滑程度的变化而自适应地改变,以便能保护图像细节同时抑制平滑区域的噪声。求解过程中采用交替最小化方法估计PSF参数和高分辨率图像,并随着迭代次数的增加逐步提高每次寻优的精度以节省计算开销。实验结果表明,该算法能够比较准确地估计出PSF参数并取得较好的图像重建效果。

关键词 图像超分辨率重建 盲解卷 分辨率增强 点扩散函数估计

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2057-06

Blind Image Super-resolution Reconstruction Based on Double Regularization

YANG Hao, GAO Jian-po, WU Zhen-yang

(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract Image super-resolution reconstruction (SRR) refers to a signal processing approach which produces high-resolution images from observed multiple low-resolution images. Many image SRR algorithms assume that the blurring process, i. e., point spread function (PSF) of the imaging system is known prior to reconstruction. However, the blurring process is not known or is known only to within a set of parameters in many practical applications. In this paper, we propose an approach for blind image SRR based on double regularization by parametrizing PSF. A space-adaptive regularization method for image SRR is used to preserve detail at the textured regions and suppress noise in the smooth background. In the scheme, PSF parameter(s) and the high-resolution image are estimated by alternating minimization method. The demand for precision of minimizations is varied during the optimization procedure in order to reduce the computation cost. Experimental results from a synthetic image sequence show that blur parameters are approximated actually and the reconstructed image is visually pleasing.

Keywords image super-resolution reconstruction, blind deconvolution, resolution enhancement, point spread function (PSF) estimation

1 引言

图像超分辨率重建是利用数字信号处理技术,由一组混叠、模糊、含噪的低分辨率观测图像得到一幅高分辨率图像^[1]。这些观测图像可能是同一传感器对同一场景的不同成像,也可能是多个传感器

对同一场景的不同成像,而这些成像之间存在亚像素级的位移,即每幅图像含有不同信息,因此可以得到超过任何一幅低分辨率图像质量的高分辨率图像。高分辨率图像能够提供更多的景物细节,而重建方法可以在不更新原有成像设备的情况下得到高分辨率图像,因此重建算法在诸多领域有着广泛应用,例如,安保监控、医学成像、遥感遥测和高清电视

基金项目:国家自然科学基金项目(60672094)

收稿日期:2007-01-12; 改回日期:2007-05-17

第一作者简介:杨浩(1969~),男,现为东南大学信息科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为图像复原、超分辨率重建。

E-mail: yanghao69@yahoo.com.cn

都有应用需求。

自从 20 世纪 80 年代初 Tsai 等人首先研究并证明了能够从一系列平移的图像序列中得到分辨率增强的静态图像^[2]之后,图像序列的空间分辨率增强便成为一个活跃的研究领域。此后,相继产生了许多超分辨率重建算法^[1],例如非均匀插值法、迭代反投影法、凸集投影(POCS)法、统计复原方法(最大似然估计(ML)和最大后验估计(MAP)方法)、混合 MAP/POCS 方法等等。但是大多数重建算法都假设成像系统的模糊特性也即点扩散函数(PSF)已知,然而在实际的应用环境下 PSF 往往事先不知道或部分知道^[3,4],因此,实现超分辨率重建常常需要解决 PSF 估计问题。

在 PSF 信息不全情况下从降质的低分辨率图像中估计出原始图像和 PSF 称为图像盲解卷^[5]。图像盲解卷算法很多,但是主要针对图像复原,所以又称盲复原^[6],而关于图像超分辨率盲重建算法的文献却比较少。虽然从广义上讲,超分辨率重建可以看成图像复原问题的特例,但是超分辨率重建通常伴有图像的放大,针对一般的图像复原的盲解卷算法大多不能直接应用于图像超分辨率盲重建。

参数法^[3,5,6]是实现图像盲解卷的常用方法之一,也就是将 PSF 用某一类模型加以描述,但需要对模型的参数进行估计,比如:摄像机散焦、摄像机水平运动、大气湍流等造成的模糊可以用确定的模型来描述 PSF^[5,6]。实际上,不少成像系统的模糊过程在某种程度上都可以用参数模型来描述。这种方法将应用到本文提出的图像超分辨率盲重建算法中。

估计 PSF 参数的方法有两大类:一类是将图像重建过程与 PSF 参数估计分开^[3],另一类是将 PSF 参数估计结合到图像重建算法之中^[4]。这里采用第 2 类方案,首先构造关于所求图像和 PSF 参数的代价函数,然后利用交替最小化方法不断循环迭代,交替求解高分辨率图像和 PSF 参数。由于在估计 PSF 参数时能充分运用所有已知信息,即能及时利用当前最佳的高分辨率图像估计值,这被认为是观测数据的最为有效利用的方法之一^[7]。

2 观察模型

为了研究图像超分辨率重建算法,需要建立观察模型。记 p 幅低分辨率图像为 $\{y_k\}_{k=1}^p$,利用这些

图像重建一幅高分辨率图像 z ,并且将低分辨率图像看成是由高分辨率图像经过位移、模糊、抽取并受到加性噪声的影响而得到的^[1],此过程可由下式表示:

$$y_k = D_k B_k M_k(s_k) z + n_k, 1 \leq k \leq p \quad (1)$$

式中, y_k 是 $N \times 1$ 的向量,表示第 k 幅 $m \times n$ ($N = mn$) 低分辨率图像从行方向堆叠而成。如果 r_1 和 r_2 分别是水平方向和垂直方向的抽取因子, z 就是 $r_1 r_2 N \times 1$ 的向量,表示 $r_1 m \times r_2 n$ 高分辨率图像从行方向堆叠而成。 $M_k(s_k)$ 是 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的位移矩阵, B_k 是 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的模糊矩阵, D_k 是 $N \times r_1 r_2 N$ 的抽取矩阵, n_k 是 $N \times 1$ 的向量,表示加性噪声。

矩阵 $M_k(s_k)$ 由向量 s_k 生成,向量 $s_k = [s_{k,1}, s_{k,2}, \dots, s_{k,q}]^T$ 含有第 k 幅图像的 q 个配准参数。这些参数可以表示水平方向和垂直方向的整体平移、旋转、仿射变换或者其他位移参数,这些位移以高分辨率图像像素为单位^[7]。为了获得准确的配准信息,需要利用精度达到亚像素级的配准算法。这样的配准算法很多,例如,选取某一幅低分辨率图像作为基准,采用频域法、块匹配法或梯度法等配准算法可以找出低分辨率图像的相对位移量。本文不研究图像配准问题,因此从理论分析、算法设计到仿真实验均认为配准信息已知。

对模糊过程引入参数模型并假设模糊过程是空间不变的,而且抽取过程是均匀的,则式(1)变成:

$$y_k = DB(\sigma) M_k z + n_k, 1 \leq k \leq p \quad (2)$$

式中,模糊矩阵 $B(\sigma)$ 由参数集 $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_f]$ 产生。将所有观察方程堆叠成总的观察方程:

$$y = W(\sigma) z + n \quad (3)$$

式中, y 和 n 为 $pN \times 1$ 的向量, $W(\sigma)$ 为 $pN \times r_1 r_2 N$ 的矩阵。

矩阵 $W(\sigma)$ 的行数取决于低分辨率图像的帧数以及低分辨率图像的像素点数,而它的列数等于高分辨率图像的像素点数,通常情况下 $W(\sigma)$ 不是方阵。而对于狭义的图像复原来讲,观测图像可以看成是由原图像经过模糊并受到加性噪声的影响而得,其观察模型表示为

$$y = B(\sigma) z + n \quad (4)$$

式中,模糊矩阵 $B(\sigma)$ 为行数和列数相等的 Toeplitz 阵,由于 $B(\sigma)$ 的行、列数很大,它又可以用循环阵来近似,而循环阵特别有利于将问题转换到频域计算。正是由于 $W(\sigma)$ 与 $B(\sigma)$ 有很大差别,所以很多图像复原的算法不能直接移植到超分辨率重建中

来,包括很多盲复原的算法。

3 基于双正则化的盲重建算法

图像超分辨率重建属于逆问题求解,而求解逆问题的困难在于求解过程中不能将噪声放大。成像过程中的模糊算子通常是病态的,并且在实际应用场合中往往得不到足够的低分辨率观察图像,因此图像超分辨率重建是不适定的逆问题^[1]。如果直接利用式(3)估计高分辨率图像,观察值 \mathbf{y} 中的微小噪声都可能解的不稳定。为了得到稳定解,通常将问题转化为正则化最小二乘求解。

3.1 双正则化盲重建的基本原理

许多重建算法假定 PSF 已知,因此仅对重建的高分辨率图像加以约束。本文 PSF 未知,因而也需对其加以约束,由此形成双正则化代价函数^[4]:

$$J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{W}(\boldsymbol{\sigma})\mathbf{z}\|^2 + \|\mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{z}\|^2 + \eta \|\mathbf{E}\mathbf{h}(\boldsymbol{\sigma})\|^2 \quad (5)$$

式中, \mathbf{C} 和 \mathbf{E} 是正则化算子, $\mathbf{h}(\boldsymbol{\sigma})$ 是向量,它由参数集 $\boldsymbol{\sigma}$ 生成的 PSF 从行方向堆叠而成, $\|\cdot\|$ 表示向量 2-范数。式(5)中, \mathbf{C} 相当于稳定矩阵,它使得原问题变成良态问题。 \mathbf{C} 的构成中可以嵌入某些先验知识,比如可以认为图像是平滑的,这样 \mathbf{C} 是由 Laplacian 算子核生成的高通滤波器,因此可以抑制重建图像中的噪声。同样也认为 PSF 在某种程度上也是光滑的,因此 \mathbf{E} 也是由 Laplacian 算子核生成的高通滤波器。 $\mathbf{A} = \text{diag}(\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_j}, \dots, \sqrt{\lambda_{1,2N}})$, 即 \mathbf{A} 为对角阵, 对角元素为 $\sqrt{\lambda_i}$ 。 λ_i 和 η 被称为正则化参数。式(5)中, $\|\mathbf{y} - \mathbf{W}(\boldsymbol{\sigma})\mathbf{z}\|^2$ 反映了重建的高分辨率图像 \mathbf{z} 经过观察模型后与观察值吻合的程度; $\|\mathbf{C}\mathbf{z}\|^2$ 描述重建图像 \mathbf{z} 的平滑特性,用于抑制重建噪声。正则化参数 λ_i 决定了图像正则化的强度,对重建结果影响很大。当 λ_i 太大时,虽然使重建图像 \mathbf{z} 中的噪声得到抑制,但是重建图像会过于平滑;当 λ_i 太小时,重建图像 \mathbf{z} 中的高频细节得到保护,可是重建图像中的噪声分量比较大,因此要想得到好的重建效果,必须选取合适的正则化参数 λ_i 。 $\|\mathbf{E}\mathbf{h}(\boldsymbol{\sigma})\|^2$ 反映了 PSF 的某些特点,但是在 PSF 模型化的情况下,该项的主要作用是避免 PSF 出现平凡解,即避免 PSF 估计值收敛到单位脉冲函数。 η 的取值要使得 $\|\mathbf{E}\mathbf{h}(\boldsymbol{\sigma})\|^2$ 的变化能够影响代价函数 $J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma})$ 。至此, PSF 参数及高分辨率图像的估计值可以由下式得到:

$$\hat{\mathbf{z}}, \hat{\boldsymbol{\sigma}} = \arg \min_{\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma}} J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma}) \quad (6)$$

3.2 图像正则化参数 λ_i 的确定

视觉心理学实验表明,图像平滑区域的噪声将会使观察者产生虚幻的图像特征或纹理,而在图像灰度值急剧变化的区域,人的视觉系统对噪声不敏感^[8]。因此, λ_i 的选取应遵循这样的原则:在边缘和纹理等非光滑区域,像素点所对应的 λ_i 值小,而在光滑、均匀图块内,像素点对应的 λ_i 值大,这样使得正则化作用的强度随重建图像局部光滑程度的变化而自适应地改变,有利于保护图像细节,同时更好地抑制光滑区域的噪声。

确定图像正则化参数的算法很多,其中最具代表性的方法是 L 曲线(L-curve)方法和广义交叉验证(GCV)方法。由于式(5)中变换矩阵 $\mathbf{W}(\boldsymbol{\sigma})$ 含有未知量以及 λ_i 需要随图像局部光滑程度的变化而自适应地改变,因此无法用这两种方法来确定式(5)中的图像正则化参数。

λ_i 根据前述原则采用如下方法确定:

$$\lambda_i = \frac{\beta}{1 + \alpha \text{loca_var}(z_i)} \quad (7)$$

式中, z_i 为高分辨率图像估计值 $\hat{\mathbf{z}}$ 的第 i 个分量, $\text{loca_var}(z_i)$ 为 $\hat{\mathbf{z}}$ 在 z_i 所对应的窗口 $P \times Q$ 区域内的局部方差,系数 α 可以针对不同应用进行调整, β 与观测图像的整体噪声功率成正比。从式(7)可以看出:当 z_i 处于光滑区域,局部方差 $\text{loca_var}(z_i)$ 较小,则 λ_i 较大,正则化作用加强,有利于抑制噪声;当 z_i 处于边缘和纹理等非光滑区域,局部方差 $\text{loca_var}(z_i)$ 较大,则 λ_i 较小,正则化作用减弱,有利于保护图像细节。式(7)中分母加 1 是为了避免分母出现 0 的情况。 α 选取的准则为

$$\alpha \max_{z_i \in \hat{\mathbf{z}}} \text{loca_var}(z_i) \approx 100 \quad (8)$$

目的是使得 λ_i 的动态范围控制在 0.01β 到 β 之间。

在下一节的迭代算法中,每次迭代过程中对角矩阵 \mathbf{A} 需要利用上次迭代得到的高分辨率图像估计值 $\hat{\mathbf{z}}$ 进行更新。

3.3 交替最小化方法

通过求解式(6)可以获得高分辨率图像 \mathbf{z} 和参数集 $\boldsymbol{\sigma}$ 的估计值。代价函数 $J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma})$ 与高分辨率图像 \mathbf{z} 呈线性关系,因此 $J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma})$ 关于 \mathbf{z} 的偏导数比较容易求。然而,绝大多数情况下 $\boldsymbol{\sigma}$ 与 $J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma})$ 呈非线性关系,直接求 $J(\mathbf{z}, \boldsymbol{\sigma})$ 对 $\boldsymbol{\sigma}$ 的偏导数十分困难,因此式(6)优化求解过程不能直接使用最速下降法、共轭梯度法或拟牛顿法等方法,因为它们需要对所

有未知量同时求偏导数。这里采用交替最小化方法^[9],其过程如下:

(1) 确定高分辨率图像的初始估计值 \hat{z}_0 , 并利用 \hat{z}_0 计算对角矩阵 \mathbf{A} ;

(2) 求解 $k+1$ 次迭代的参数集 σ 的估计值 $\hat{\sigma}_{k+1} = \arg \min_{\sigma} J(\hat{z}_k, \sigma)$

$$= \arg \min_{\sigma} \{ \|y - W(\sigma)\hat{z}_k\|^2 + \|AC\hat{z}_k\|^2 + \eta \|Eh(\sigma)\|^2 \}$$

$$= \arg \min_{\sigma} \{ \|y - W(\sigma)\hat{z}_k\|^2 + \eta \|Eh(\sigma)\|^2 \} \quad (9)$$

(3) 求解 $k+1$ 次迭代的高分辨率图像的估计值

$$\hat{z}_{k+1} = \arg \min_z J(z, \hat{\sigma}_{k+1})$$

$$= \arg \min_z \{ \|y - W(\hat{\sigma}_{k+1})z\|^2 + \|ACz\|^2 + \eta \|Eh(\hat{\sigma}_{k+1})\|^2 \}$$

$$= \arg \min_z \{ \|y - W(\hat{\sigma}_{k+1})z\|^2 + \|ACz\|^2 \} \quad (10)$$

将 \hat{z}_{k+1} 的各个分量 z_i 代入式(7)求得新的对角矩阵 \mathbf{A} ;

(4) 判断图像 z 和参数集 σ 的估计精度是否满足要求或迭代次数 k 是否超过预定值,若是则停止迭代,否则转到第 2 步继续迭代。

高分辨率图像的初始值 \hat{z}_0 可以利用某幅低分辨率观测图像(例如 y_1)通过双线性插值取得。估计参数集 σ 时,由于 $J(z, \sigma)$ 对 σ 求导存在困难,因此可以采用不需要求导的优化算法,如改进的 Powell 方法等,也可以采用数值方法求偏导数,进而利用拟牛顿法等优化方法。估计高分辨率图像时,由于 $J(z, \sigma)$ 与高分辨率图像 z 呈线性关系,因此可采用共轭梯度法来求解 \hat{z}_{k+1} 。每次迭代过程中求 $\hat{\sigma}_{k+1}$ 和 \hat{z}_{k+1} 时,为了减少计算量,在迭代次数 k 比较小的时候,也即迭代开始阶段,由于阶段性结果 $(\hat{\sigma}_{k+1}, \hat{z}_{k+1})$ 离真实解 $(\hat{\sigma}, \hat{z})$ 较远,对 $\hat{\sigma}_{k+1}$ 和 \hat{z}_{k+1} 求解精度可以较低,随着迭代次数的增加,逐步提高 $\hat{\sigma}_{k+1}$ 和 \hat{z}_{k+1} 的估计精度,这样可以减小计算量。文献[9]详细讨论了交替最小化方法的收敛性问题。

PSF 的完整描述不仅包括参数集 $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_f]$, 还应该包括对其支持域的估计。为了确定 PSF 支持域,对 PSF 再加上非负、归一化约束条件^[5]:

$$\sum_{i,j \in \Omega} h_{ij}(\sigma) = 1 \quad (11)$$

$$h_{ij}(\sigma) > 0 \quad (12)$$

式中, $h_{ij}(\sigma)$ 是由参数集 σ 生成的 PSF 非零元素, Ω 为非零元素的坐标区域,即 PSF 的支持域,并且只

考虑 PSF 中间点取值大于边缘点取值的应用情况。在交替最小化求解的第 2 步,搜索 $\hat{\sigma}_{k+1}$ 时,每试探一个新的 σ 取值,便由新的 σ 值生成归一化的 $h_{ij}(\sigma)$, 将远离中心且取值过小的 PSF 元素修剪掉,即修剪

$$h_{ij}(\sigma) < \gamma h_{00}(\sigma) \quad (13)$$

的元素,式中, $h_{00}(\sigma)$ 表示 PSF 中心元素的值, γ 为比例因子。然后再次对修剪后的 PSF 归一化,并将结果作为 PSF 的新值用于计算,而非零区域即为 PSF 支持域。 γ 的取值根据 PSF 的结构而定,应避免估计的 PSF 支持域过大或过小。

4 实验结果

为了验证算法的有效性,进行了一系列仿真实验,这里列出其中一部分。实验使用高斯 PSF 模型来演示本文算法,该模型结构为

$$h_{xy}(\sigma_c) = C \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (14)$$

式中, σ_c 是模型参数, C 的作用是使得 $h_{xy}(\sigma_c)$ 满足归一化条件。高斯形式的 PSF 常见于大气湍流造成的模糊,该模型在 X-射线成像中也有较广应用。

用 128×128 的 Lena 图像作为高分辨率原图,将其用 5×5 的高斯核进行模糊并加噪,抽取时水平因子和垂直因子都为 4, σ_c 分别取 0.75、1.50、2.00,信噪比为 30dB,由此得到 3 个 16 帧的低分辨率图像序列,每帧为 32×32 个像素。信噪比计算公式为 $SNR = 10 \log_{10}(\sigma_i^2/\sigma_n^2)$, σ_i^2 和 σ_n^2 分别为 Lena 原图和噪声的方差。计算图像局部方差时窗口尺寸为 3×3 ,选取正则化参数时 $\beta = 0.05$ 。针对 PSF 的正则化参数取 $\eta = 200$,估计 PSF 的支持域时, γ 取 0.05。应用交替最小化方法估计 σ_c 时,利用数值方法求偏导数,采用拟牛顿法求解 $\hat{\sigma}_c$ 。

表 1 列出 PSF 参数估计值在 σ_c 取不同值时与真实值的均方误差 (MSE),均方误差的计算方法^[10]为

$$MSE(\hat{\sigma}_c) = 100 \frac{\|ch(\hat{\sigma}_c) - h(\sigma_c)\|_2^2}{\|h(\sigma_c)\|_2^2} \quad (15)$$

式中, $h(\sigma_c)$ 是由 σ_c 生成的 PSF 从行方向堆叠而成的向量,而 $h(\hat{\sigma}_c)$ 是由 σ_c 的估计值 $\hat{\sigma}_c$ 生成的 PSF 从行方向堆叠而成的向量,因子

$$c = \frac{h(\hat{\sigma}_c) \cdot h(\sigma_c)}{\|h(\hat{\sigma}_c)\|_2^2} \quad (16)$$

表 1 σ_c 估计值与真实值的均方误差

Tab. 1 MSE (%) in PSF estimation for σ_c 单位: %

σ_c	0.75	1.50	2.00
MSE	0.65	1.27	1.79

从表 1 所列结果看,PSF 的重建效果比较好。

图 1 列出 Lena 原图、低分辨率图像(y_1)、利用双线性插值所得的图像和盲重建的图像($\sigma_c = 1.5, SNR = 30dB$)。从图中可以看出盲重建图像的效果明显好于双线性插值所得的图像。

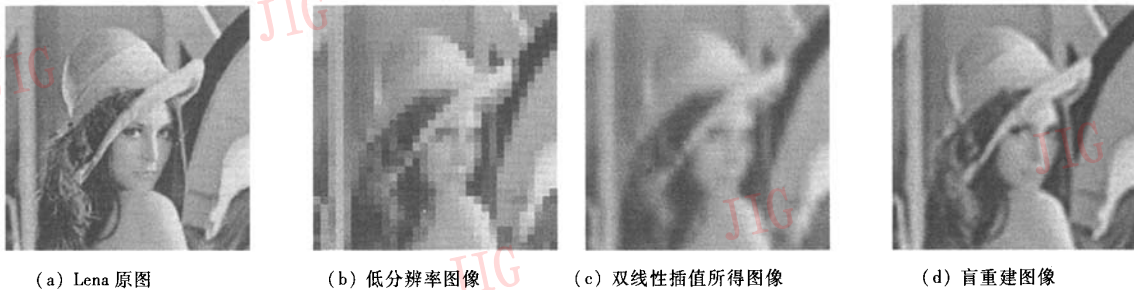


图 1 $\sigma_c = 1.5, SNR = 30dB$ 为例的图像重建效果

Fig. 1 Results of SRR for $\sigma_c = 1.5, SNR = 30dB$

再分别计算两者的峰值信噪比 (PSNR), 计算方法为

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{255^2 \times M}{\|\hat{z} - z\|^2} \right) \quad (17)$$

式中, z 为 Lena 高分辨率原图, M 表示高分辨率图的像素点数, \hat{z} 为估计值。盲重建图像的 PSNR 为 26.7092dB, 而双线性插值所得图像的 PSNR 为 18.4875dB, 进一步证实了盲重建的效果明显好于双线性插值。

本文算法通过构造对角矩阵 A 使得正则化作用的强度随重建图像局部光滑程度的变化而自适应

地改变, 有利于保护图像细节同时抑制平滑区域的噪声。为了说明其意义, 在 $\sigma_c = 1.5, SNR = 15dB$ 的高噪声条件下进行比较实验:

实验 1 正则化参数固定, 为了抑制噪声, 正则化参数选得较大, $\lambda = 0.5$, 重建后图像的 PSNR 为 22.7334dB, 重建图像如图 2(a) 所示;

实验 2 正则化参数固定, 为了保护图像细节, 正则化参数选得较小, $\lambda = 0.005$, 重建后图像的 PSNR 为 23.4459dB, 重建图像如图 2(b) 所示;

实验 3 正则化自适应, 重建后图像的 PSNR 为 25.0739dB, 重建图像如图 2(c) 所示。



图 2 正则化参数固定和正则化自适应结果比较, $\sigma_c = 1.5, SNR = 15dB$

Fig. 2 Results of SRR for non-adaptive regularization and adaptive regularization, $\sigma_c = 1.5, SNR = 15dB$

5 结 论

将未知 PSF 模型化, 提出了基于双正则化的图

像超分辨率盲重建算法, 并且正则化作用的强度随重建图像局部光滑程度的变化而自适应地改变, 有利于保护图像细节, 同时抑制平滑区域的噪声。求解过程中采用交替最小化方法估计 PSF 参数和高

分辨率图像,随着迭代次数的增加逐步提高每次寻优的精度以节省计算开销。每次迭代过程中使用修剪法估计 PSF 的支持域。实验结果表明,该算法能够比较准确地估计出 PSF 参数并取得较好的图像重建效果。

参考文献 (References)

- 1 Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technique overview [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21 ~ 26.
- 2 Tsai R Y, Huang T S. Multiple frame image restoration and registration [A]. In: *Advances in Computer Vision and Image Processing* [M], Greenwich, CT, England: JAI Press, 1984: 317 ~ 339.
- 3 Nguyen N, Milanfar P, Golub G H. Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(9): 1299 ~ 1308.
- 4 He H, Kondi L P. A regularization framework for joint blur estimation and super-resolution of video sequences [A]. In: *IEEE International Conference on Image Processing* [C], Genoa, Italy, 2005, 3(9): 329 ~ 332.
- 5 Kundur D, Hatzinakos D. Blind image deconvolution [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(5): 43 ~ 64.
- 6 Zhang Hang, Luo Da-yong. Status and development of study on blind image restoration algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(10): 1145 ~ 1152. [张航, 罗大庸. 图像盲复原算法研究现状及其展望 [J]. *中国图象图形学报*, 2004, 9(10): 1145 ~ 1152.]
- 7 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.
- 8 Katsaggelos A K, Biemond J, Schafer R W, *et al.* A regularized iterative image restoration algorithm [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(4): 914 ~ 929.
- 9 Chan T F, Wong C K. Convergence of the alternating minimization algorithm for blind deconvolution [J]. *Linear Algebra Application*, 2000, 316(9): 259 ~ 285.
- 10 Chardon S, Vozel B, Chehdi K. A comparative study between parametric blur estimation methods [A]. In: *Proceedings of International Conference Acoustic, Speech, Signal Processing* [C], Phoenix, USA, 1999: 3233 ~ 3236.