

基于小波域局部高斯模型的图像复原*

汪雪林⁺, 韩华, 彭思龙

(中国科学院 自动化研究所 国家专用集成电路设计工程技术研究中心, 北京 100080)

Image Restoration Based on Wavelet-Domain Local Gaussian Model

WANG Xue-Lin⁺, HAN Hua, PENG Si-Long

(National ASIC Design and Engineering Center, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-62520293, E-mail: xuelin.wang@mail.ia.ac.cn, <http://www.ia.ac.cn>

Received 2003-04-11; Accepted 2003-09-05

Wang XL, Han H, Peng SL. Image restoration based on wavelet-domain local Gaussian model. *Journal of Software*, 2004,15(3):443~450.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/443.htm>

Abstract: The aim of image restoration is to recover the original uncorrupted images from noisy, blurred ones. A linear image restoration algorithm based on a wavelet-domain local gaussian model is proposed in this paper. The wavelet-domain local gaussian model approximates the local probability distribution of the wavelet coefficients with a single gaussian function. Because the wavelet-domain local gaussian model adaptively characterizes the local statistic properties of real-world images, the algorithm presented in this paper specifies the prior distribution of the real-world image through the model and converts the restoration problem to an constrained optimization one which can be solved with the conjugate gradient method. Experimental results show that the algorithm can properly retrieve various kinds of edges, and the PNSR (peak signal to noise ratio) and subjective visual effect of the restored images are improved significantly.

Key words: image restoration; wavelet transform; local Gaussian model; conjugate gradient method

摘要: 图像复原的目的是将原始图像从观测到的降析图像中恢复出来.提出了一种基于小波域局部高斯模型的线性图像复原算法.小波域局部高斯模型采用高斯函数刻画子带系数的局部概率分布,由于这一模型具有很好的局部自适应性,并能正确地反映图像的局部结构信息,因此算法以此作为自然图像的先验模型,把图像复原问题转化为一个约束优化问题并用共轭梯度法对其进行求解.实验结果表明,基于小波域局部高斯模型的图像复原算法较好地再现了各种边缘信息,复原出的图像在信噪比和主观视觉效果方面都有显著的提高.

关键词: 图像复原;小波变换;局部高斯模型;共轭梯度法

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60272042,10171007 (国家自然科学基金)

作者简介: 汪雪林(1976—),男,湖南醴陵人,博士生,主要研究领域为图像处理,模式识别;韩华(1975—),男,博士生,主要研究领域为小波分析与图像处理;彭思龙(1971—),男,博士,研究员,主要研究领域为小波理论及应用,模式识别,图像处理,集成电路逆向分析.

由于受到物理条件的限制,观察到的图像通常都经过了一个退化降析过程.图像复原的目的是将原始图像从观察到的降析图像中恢复出来.实际的降析函数总是形成一个低通滤波器,使输入图像的高频成分受到抑制甚至丧失,这使得图像复原问题成为一个典型的病态反问题^[1,2].这种病态反问题通常通过归整化技术加以解决,即利用关于解的先验知识构造附加约束或改变求解策略,使得反问题的解变得确定和稳定.

在图像复原的归整化策略中用得最多的先验假定是图像的平滑性约束^[2],但这种归整化策略通常导致复原图像边缘的模糊.为了克服这种边缘退化问题,最近几年,不少学者对于各种“边缘保持”的归整化方法进行了比较深入的研究,提出了一些减少边缘退化的归整化策略.这些策略通常需要引入非二次归整化泛函,从而使得问题的求解成为一个非线性问题.沿着这一思路,Geman 和 Yang^[3]提出了“半二次归整化”的概念来解决这种策略中出现的非线性优化问题.其后,Charbonnier 等人^[4]在此基础上研究了一种新的半二次归整化方法,从而可以用确定性算法来得到问题的最优解.另一较新的进展是 Vogel 等人^[5]提出的基于全变差模型的图像复原算法.尽管这些算法都在一定意义上提高了复原图像的质量,但边缘模糊的问题并未得到理想的解决.

基于小波^[6]的图像复原方法是当前的研究热点.Belge 等人^[7]以广义高斯模型作为小波系数的先验分布,提出了一种小波域边缘保持归整化方法,同时给出了小波域图像复原的一般框架,但其复原结果相对于传统方法提高得并不显著.赵书斌等人^[8]以混合高斯模型逼近小波系数的分布,并引入小波域隐马尔可夫树模型作为自然图像的先验概率模型对图像超分辨率复原问题进行规整化,取得了不错的效果,但该方法存在着计算量大的缺点.

其他更一般的图像复原方法包括:Banham 等人^[9]提出的基于空间自适应小波的多尺度图像复原算法;Neelamani 等人^[10]提出的基于频域归整化的小波域阈值法.另外还有基于 EM 和类 EM 算法的图像复原方法,其中有空间域算法、频域算法和小波域算法 3 类,读者可以参考文献[1,11,12].这些方法或者计算复杂度太高,或者复原效果提高得有限.

本文从图像复原的 Bayesian 框架出发,提出一种基于小波域局部高斯模型的线性图像复原算法.虽然自然图像小波分解后各子带系数在整体上服从广义高斯分布^[13],但通过实验我们发现,在各子带的局部区域,小波系数的统计特性可以通过单一的高斯函数很好地加以描述,因此本文算法以这种小波域局部高斯模型作为未知图像的先验概率模型,并把图像复原问题转化为一个约束优化问题,最后用共轭梯度法对其进行求解.实验表明,小波域局部高斯模型可以自适应地刻画自然图像的局部结构信息,基于该模型的图像复原算法简单有效,可以较好地保持复原图像的边缘细节,并具有令人满意的视觉效果,峰值信噪比也有显著提高.

本文第 1 节简单介绍图像复原问题的规整化理论.第 2 节给出图像复原问题的小波域描述方法.第 3 节描述我们提出的小波域局部高斯模型.第 4 节对基于小波域局部高斯模型的图像复原算法进行分析和描述,并给出模型参数的估计方法.第 5 节是实验结果分析.最后是结论.

1 图像复原问题的归整化

对于灰度图像 f ,它是连续场景的离散化版本.图像的坐标用 $(m,n), 1 \leq m,n \leq 2^J$ 表示.点 (m,n) 处的灰度用 $f(m,n)$ 表示.图像复原的目标是从观测到的降析图像 g 中估计原始图像 f .用数学模型表述为

$$g = Hf + \eta \quad (1)$$

其中, g , f 和 η 分别表示按行或按列重新排列而成的观测图像、原始图像和噪声.矩阵 H 代表线性模糊过程. H 已知并且是病态的,这意味着对式(1)的精确求解 $f=H^{-1}g$ 极易受噪声干扰甚至不可能.通过在式(1)中适当增加关于 f 的先验信息,可以得到关于原始图像的惟一并且稳定的估计 f^* .这就是图像复原问题的归整化^[2].

在 Bayesian 图像复原方法中,关于 f 的先验知识是通过指定其先验概率密度来确定的.假定式(1)中的 η 为线性可加的高斯白噪声,则关于 g 的条件概率密度为

$$P(g | f, \sigma) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N^2/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \|g - Hf\|_2^2\right\} \quad (2)$$

其中, $N^2=2^{2J}$ 为图像的像素数目, σ^2 为噪声 η 的方差.如果关于 f 的先验概率分布有如下形式: $P(f | \beta, \theta) \propto \exp(-\beta\Phi(f, \theta))$,则根据贝叶斯公式,原始图像 f 的最大后验估计 f^* 可以通过最小化下式得到^[14]:

$$L(f, \sigma, \beta, \theta) = \frac{1}{2\sigma^2} \|g - Hf\|_2^2 + \beta\Phi(f, \theta) \quad (3)$$

其中,函数 $\Phi(f, \theta)$ 在贝叶斯估计中称为图像 f 的能量函数, θ 是可能的未知参数向量. 如果图像特性与给定的先验假定相符, 则其相应的能量就低, 否则能量就高, 因而, 如果我们假定图像是光滑的, 则上述的能量函数就是图像粗糙程度的度量. β 为规整化参数, 是式(3)中等式右边两项的权衡因子, 它对图像复原的好坏有着直接的影响, 合理地选择 β 可以保证解的全局最优与算法的收敛性. 因此对 β 的选择是非常重要的, 其大小取决于图像特性和图像中的噪声.

2 图像复原问题的小波域描述

对式(1)两边进行正交小波变换, 则可以得到以上复原问题的小波域, 描述如下:

$$Wg = (WHW^T)Wf + W\eta, \quad \tilde{g} = \tilde{H}\tilde{f} + \tilde{\eta} \quad (4)$$

其中 W 为二维小波变换矩阵, $\tilde{g} = Wg$, $\tilde{f} = Wf$ 和 $\tilde{\eta} = W\eta$ 分别为观测图像、原始图像和噪声在小波变换后的尺度和小波系数向量. $\tilde{H} = WHW^T$ 为线性降析算子 H 的小波域表示, 这里我们只考虑正交小波变换, 因而 $W^T W = I$, 并且 $\tilde{\eta}$ 仍然为零均值的高斯白噪声, 其方差为 σ^2 .

3 小波域局部高斯模型

对于自然图像, 在小波分解后, 各子带系数总体上服从广义高斯分布^[14]. Belge 等人^[7]以此作为图像的先验概率模型对小波域复原问题进行规整化, 取得了一定的效果. 但这是一种全局概率模型, 不具有局部自适应能力, 因而与传统复原方法相比, 其效果提高得并不显著. 在文献[8]中, 汪雪林等人以混合高斯模型逼近广义高斯分布, 并引入小波域隐马尔可夫树模型作为自然图像的先验概率模型, 取得了不错的效果, 但该方法存在着计算量大的缺点. 通过实验和理论分析我们发现, 对于一般的自然图像, 在局部区域, 小波系数的分布可以很好地利用单一的高斯函数逼近, 这可以通过图 1 形象地加以说明.

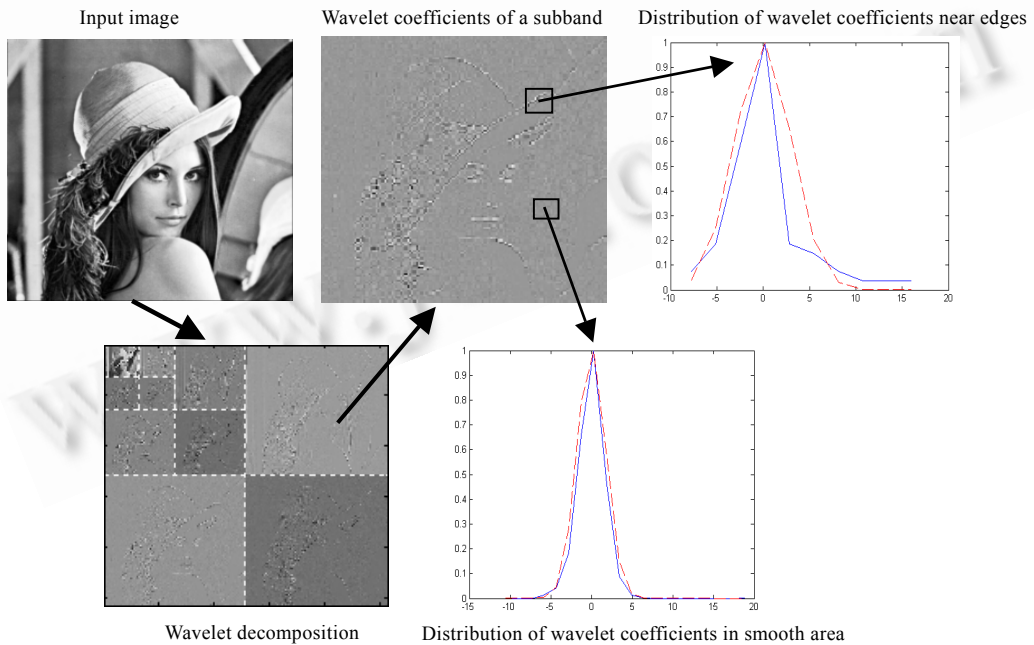


Fig.1 Wavelet transform of an image and the local statistical properties of a subband

图 1 图像的小波分解及其子带系数的局部统计特性

在图 1 所示的分布函数曲线中, 实线为子带局部区域小波系数的统计直方图, 虚线为以子带局部区域小波

系数的均值和方差为参数的高斯函数曲线.可以看出,两条曲线吻合得很好.理论上,我们可以将这种单一的局部高斯模型看作混合高斯模型的一种简化.因为按照混合高斯模型^[15]的定义,在已知第 i 个小波系数状态概率的情况下,其值为 w_i 的概率为

$$p(w_i) = \sum_{m=1}^M p_{S_i}(m) p_{w_i|S}(w_i | S_i = m) \tag{5}$$

其中, $p_{w_i|S}(w_i | S_i = m) = g(w_i; \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2)$ 表示小波系数 i 处于状态 m 时取值为 w_i 的概率,它服从均值和方差分别为 $\mu_{i,m}$ 和 $\sigma_{i,m}^2$ 的高斯分布; $p_{S_i}(m) = p(S_i = m | \tilde{f})$ 表示小波系数 i 处于状态 m 的概率; M 为小波系数 i 可能的状态数.

在 $M = 2$ 的情况下,“1”表示小波系数处于方差小的状态,“2”表示小波系数处于方差大的状态.若在图像的平滑区域,则近似有 $p_{S_i}(1) = 1, p_{S_i}(2) = 0$,而在图像的边缘附近,则近似有 $p_{S_i}(1) = 0, p_{S_i}(2) = 1$,在这两种情况下,混合高斯模型都退化为单一的局部高斯模型.在其他局部区域,则处于一种中间状态,但同样可以利用单一的高斯分布很好地逼近式(5)所给出的混合高斯模型.

根据以上分析,并将各小波系数视为相互独立的随机变量,则可得到小波系数的联合分布概率为

$$P(\tilde{f} | \theta) = \prod_{i=1}^{N^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(w_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \tag{6}$$

其中, \tilde{f} 表示小波系数全体, w_i 为 \tilde{f} 的第 i 个分量, μ_i 和 σ_i^2 分别为以 w_i 为中心的局部邻域的均值和方差, N^2 为小波和尺度系数个数,参数向量为 $\theta = \{\mu_i, \sigma_i^2\}$.

4 基于小波域局部高斯模型的图像复原

本文提出的图像复原算法的核心是利用图像的小波域局部高斯模型来指定图像在小波域的先验概率密度 $P(\tilde{f} | \theta)$,其形式如式(6)所示.此时关于 \tilde{f} 的能量函数为

$$\Phi(\tilde{f}, \theta) = \sum_{i=1}^{N^2} \frac{(w_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} - \sum_{i=1}^{N^2} \log\sqrt{2\pi}\sigma_i \tag{7}$$

至此,我们可以得到与式(3)对应的小波域表达式

$$L(\tilde{f}, \sigma, \beta, \theta) = \frac{1}{2\sigma^2} \|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2 + \beta \left(\sum_{i=1}^{N^2} \frac{(w_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} - \sum_{i=1}^{N^2} \log\sqrt{2\pi}\sigma_i \right) \tag{8}$$

则原始图像的最大后验估计对应于最小化式(8),即

$$\tilde{f}^* = \arg \min_{\tilde{f}} L(\tilde{f}, \sigma, \beta, \theta) \tag{9}$$

对 \tilde{f}^* 作小波逆变换即得到复原图像 f^* .

令 $P = \text{diag}(1/2\sigma_i^2)$, $b_0 = [\frac{\mu_1}{2\sigma_1^2}, \frac{\mu_2}{2\sigma_2^2}, \dots, \frac{\mu_{N^2}}{2\sigma_{N^2}^2}, \dots]^T$, $i = 1, 2, \dots, N^2$, 则式(8)可写为

$$L(\tilde{f}, \sigma, \beta, \theta) = \frac{1}{2\sigma^2} \|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2 + \beta(\tilde{f}^T P \tilde{f} - 2b_0^T \tilde{f} + \sum_{i=1}^{N^2} (\frac{\mu_i^2}{2\sigma_i^2} - \log\sqrt{2\pi}\sigma_i)) \tag{10}$$

利用 Vogel 和 Oman^[5]提出的定点迭代算法求解式(10),在当前迭代步中参数 σ^2, β, θ 已知(即 P 已知),此时最小化式(10)将导致方程

$$(\tilde{H}^T \tilde{H} + \alpha P) \tilde{f} = \tilde{H}^T \tilde{g} + \alpha b_0 \tag{11}$$

式中 $\alpha = 2\sigma^2\beta$. 因为 \tilde{H} 无法用循环矩阵来近似,直接用共轭梯度法^[2]求解上式需要生成和存储大尺寸的矩阵 \tilde{H} , 有时甚至使得计算无法进行.为了使计算简化,我们将 $\tilde{H} = WHW^T$, $\tilde{g} = Wg$, 代入式(11)并化简可得

$$(WH^T HW^T + \alpha P) \tilde{f} = WH^T g + \alpha b_0 = b \tag{12}$$

用共轭梯度法求解上式,迭代中需要处理的关键计算是

$$q = Ap := (WH^T HW^T + \alpha P)p \tag{13}$$

式中, A 是上式括号中的矩阵, p 是尺寸与 \tilde{f} 相同的任意数值向量. q 的计算需要 2 次小波变换-反变换, 2 次卷积运算, 1 次数组点乘运算和一次数组相加运算. 在任何情况下无须生成和存储大尺寸矩阵 W, H 和 P .

4.1 参数的估计

为了利用以上模型对图像进行复原, 需要估计的参数包括观测图像 g 的噪声方差 σ^2 以及未知图像 f 的局部高斯模型参数 $\theta = \{\mu_i, \sigma_i^2\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N^2$.

噪声方差 σ^2 可以用观测图像 g 的局部方差最小值来近似^[1]. 因为 θ 是未知图像 f 的参数向量, 因此算法只能迭代进行, 我们用前一次迭代所得图像来估计当前迭代步的局部高斯模型参数.

规整化参数 β 通常通过实验来确定, 当降析图像的信噪比在 20db~45db 之间时, $\beta = 0.3 \sim 0.1$ 可以取得比较令人满意的效果.

值得指出的是, 相对于混合高斯模型, 单一的局部高斯模型无须对各小波系数的状态概率进行估计, 因为这部分信息已隐含在小波系数的局部方差之内. 这也使得本文的方法与基于小波域隐马尔可夫树模型的复原算法^[8]相比具有简单快速的特点, 同时在性能上相差无几.

4.2 算法描述

基于小波域局部高斯模型的图像复原算法描述如下:

第 1 步: 估计观测图像 g 的噪声方差 σ^2 ;

第 2 步: 置迭代计数 $k=0$, 初始化 $f_0=g$, 并由 \tilde{f}_0 计算 θ 的初值 θ_0 ;

第 3 步: 用共轭梯度法求解问题(12), 求得 \tilde{f}_{k+1} ;

第 4 步: 由 \tilde{f}_0 计算 θ_{k+1} 的相应值;

第 5 步: 若 $\frac{\|\tilde{f}_{k+1} - \tilde{f}_k\|}{\|\tilde{f}_k\|} < \varepsilon$, 转入第 6 步; 否则, 置 $k = k + 1$ 并转入第 3 步;

第 6 步: 对 \tilde{f}_{k+1} 作小波逆变换, 得到复原图像 f^* .

4.3 Gibbs效应的消除

通过实验我们发现, 采用上述算法得到的复原图像存在轻微的 Gibbs 效应, 主要表现为轻微的锯齿现象. Coifman 等人^[16]把 Gibbs 现象归结为采用的小波变换不具有平移不变性并提出 Cyclespinning 方法加以抑制. 文献[16]中大量的实例说明, Cyclespinning 方法可以使 Gibbs 现象大大减弱. 为应用 Cyclespinning 方法, 我们首先对原始观测图像进行平移得到一系列平移后的图像; 然后, 对这些图像分别按上述算法进行复原; 最后, 将这些复原图像对准后进行平均就可以得到 Gibbs 效应已大大减弱了的复原图像. 本文实验表明, 选取平移系列图像中的两幅左右即可取得令人满意的效果.

5 实验结果分析

下面, 我们以大小为 256×256 的 Lenna 和 Bridge 图像为例来说明本文算法的有效性. 所有计算均在 Matlab 平台下进行. 小波分解和重建采用长度为 6 的 Daubechies 小波(即 3db). 参数估计时采用大小为 7×7 的窗口来计算各子带小波系数的局部均值和方差, 式(10)中的优化过程只需对复原图像最高频的 6 个子带进行, 式(12)中的共轭梯度法迭代次数为 40 次左右, 第 4.2 节给出的算法经 2~3 次迭代即可收敛. 在利用 Cyclespinning 方法消除 Gibbs 效应时只需对平移序列图像中的两幅进行复原即可. 由此可以看出, 与基于隐马尔可夫树模型的复原算法^[8]相比, 其计算量已大为降低.

我们用方差 $\sigma_x = \sigma_y = 1.0$ 的高斯卷积核 $h(x, y) = \frac{1}{4\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_x\sigma_y}\right\}$ 对 Lenna 图像卷积, 生成实验用的降

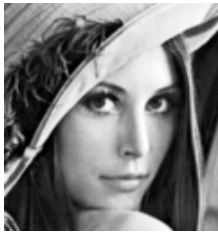
析图像. 对 Bridge 图像则用半径为 2 的散焦降析函数^[2]进行卷积, 生成降析图像. 图 2(a)和图 2(b)分别为 Lenna

图像的原图及其降析图像,为对比细节,只给出了局部放大图像.图 3(a)和图 3(b)给出的是 Bridge 的原图及其降析图像.

我们用 3 种规整化方法对两幅图像进行复原:基于广义高斯模型的复原算法^[7],总变分最小化方法(total variation,简称 TV)^[5]以及本文提出的基于小波域局部高斯模型的复原算法.这 3 种算法在计算复杂度上大致相当.图 2 和图 3 中的(c),(d),(e)分别给出了以上方法的复原结果.图像复原的质量用峰值信噪比(peak signal to noise ratio,简称 PNSR)衡量,其定义为

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N^2-1} (x_i - f_i)^2},$$

其中 x, f 分别为测试图像和复原得到的图像, N^2 为像素总数.由实验结果可以看出,与另两种方法相比,无论从峰值信噪比还是从主观视觉效果来看,基于小波域局部高斯模型的复原方法都有了显著的性能提高.



(a) Test image: Lenna, size: 256×256



(b) Degraded lenna image with a gaussian kernel ($\sigma_x = \sigma_y = 1$) to blur the test image (a), PSNR=26.73dB

(a) Lenna 测试图像,大小为 256×256

(b) 图(a)经高斯函数($\sigma_x = \sigma_y = 1$)卷积所得的降析图像,PSNR=26.73dB



(c) Restored by waveletd-domian generalized Gaussian model, PSNR=33.92dB



(d) Restored by the TV model, PSNR = 32.91dB



(e) Restored by wavelet-domain local Gaussian model, PSNR = 36.38dB

(c) 基于小波域广义高斯模型的复原结果, PSNR=33.92dB

(d) 总变分最小化方法复原结果, PSNR = 32.91dB

(e) 基于小波域局部高斯模型的复原结果, PSNR = 36.38dB

Fig.2 The Lenna image and its restoration results (amplified locally)

图 2 Lenna 图像及其复原结果(局部放大)

6 结 论

本文提出了一种基于小波域局部高斯模型的线性图像复原算法.利用图像的小波域局部高斯模型作为未知图像的先验概率模型,从观测图像出发估计未知图像的参数向量,并利用共轭梯度法来求解相应的约束优化问题.实验表明,该算法复原出的图像较好地再现了图像的边缘结构,在信噪比和视觉效果方面都有显著的性能提高,具有较强的实用性.

(a) Test image: Bridge, size: 256×256 (b) Degraded bridge image with a defocus function ($R=2$) to blur the test image (a), PSNR=22.36dB(a) Bridge 测试图像,大小为 256×256

(b) 图(a)经半径为 2 的散焦函数卷积所得的降析图像,PSNR=22.36dB



(c) Restored by wavelet-domain generalized Gaussian model, PSNR=27.65dB



(d) Restored by the TV model, PSNR=26.34dB



(e) Restored by wavelet-domain local Gaussian model, PSNR=30.24dB

(c) 基于小波域广义高斯模型的复原结果
PSNR=27.65dB(d) 总变分最小化方法复原结果
PSNR=26.34dB(e) 基于小波域局部高斯模型的复原结果
PSNR=30.24dB

Fig.3 The bridge image and its restoration results

图 3 Bridge 图像及其复原结果

References:

- [1] Lagendijk RL, Biemond J. Iterative Identification and Restoration of Images. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [2] Zou MY. Deconvolution and Signal Recovery. Beijing: National Defense Industry Press, 2001 (in Chinese).
- [3] Geman D, Yang C. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization. IEEE Trans. on Image Processing, 1995,4(7):932-946.
- [4] Charbonnier P, Blanc-Feraud L, Aubert G. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. IEEE Trans. on Image Processing, 1997,6(2):298-311.
- [5] Vogel CR, Oman ME. Fast, robust total variation-based reconstruction of noisy, blurred images. IEEE Trans. on Image Processing, 1998,7(6):813-824.
- [6] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing. San Diego: Academic Press, 1998.
- [7] Belge M, Kilmer ME, Miller EL. Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization. IEEE Trans. on Image Processing, 2000,9(4):597-608.
- [8] Zhao SB, Peng SL. Wavelet-Domain HMT-based image superresolution. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003,11(3):1347-1352 (in Chinese with English abstract).
- [9] Banhan M, Katsaggelos AK. Spatially adaptive wavelet-based multiscale image restoration. IEEE Trans. on Image Processing, 1996,5(4):619-634.
- [10] Neelamani R, Choi H, Baraniuk R. ForWaRD: Fourier-Wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems. IEEE Trans. on Signal Processing, 2004,2(2):418-433.
- [11] Katsaggelos AK. Digital Image Restoration. Berlin: Springer-Verlag, 1991.
- [12] Figueiredo MAT, Nowak RD. An EM algorithm for wavelet-based image restoration. IEEE Trans. on Image Processing, 2003,8(8):906-916.
- [13] Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, Daubechies I. Image coding using wavelet transform. IEEE Trans. on Image Processing, 1992,1(2):205-220.

- [14] Archer G, Titterton DM. On some Bayesian regularization methods for image restoration. IEEE Trans. on Image Processing, 1995,4(7):989-995.
- [15] Crouse MS, Nowak RD, Baraniuk RG. Wavelet-Based statistical signal processing using hidden markov models. IEEE Trans. on Signal Processing, 1998,46(4):886-902.
- [16] Coifman RR, Donoho DL. Translation-Invariant denoising. In: Antoniadis A, Oppenheim G, eds. Wavelets and Statistics. Berlin: Springer-Verlag, 1995.

附中文参考文献:

- [2] 邹谋炎. 反卷积和信号复原. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [8] 赵书斌, 彭思龙. 基于小波域 HMT 模型的图像超分辨率重构. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 11(3): 1347-1352.

2004 年第 7 届亚洲数字图书馆国际会议

征文通知

由上海交通大学和上海图书馆联合举办的 2004 年第 7 届亚洲数字图书馆国际会议——“国际合作与相互发展”(The 7th International Conference of Asian Digital Libraries——International Collaboration and Cross-Fertilization)将于 2004 年 12 月 13 日~17 日在上海召开。

一、论文主题内容(不局限于)

1) 技术与标准

- 数字图书馆系统: 体系结构, 移动应用, 与数字图书馆相关的代理;
- 分布式异构数字馆藏的存取: 互操作性, 海量存取, 相关信息发现、元信息集成;
- 信息检索和数据挖掘: 文本和多媒体信息检索新技术, 数据挖掘, 跨语种、多语种数据存取和检索, 用于信息检索的机器翻译和机器学习;

- 信息组织和内容管理: 元数据, 语义 Web, 本体, 主题图;
- 人-机交互: 界面, 可视化, 门户, 个性化;
- 数字图书馆领域的相关技术标准、协议及其实现策略;
- 网格技术与数字图书馆;
- 电子出版.

2) 服务和管理

- 数字图书馆服务的新形式和新模式;
- 数字图书馆的运营, 资源建设, 有用性, 可用性及其评估;
- 用户研究: 数字图书馆的用户群体, 用户需求, 用户行为, 使用模式;
- 相关问题: 数字图书馆相关的社会、法律和经济问题, 如知识产权, 信息安全, 可持续性;
- 知识管理及其在数字图书馆中的应用;
- 21 世纪数字图书馆新的机构作用和责任.

3) 合作和本地化

- 亚太地区成功的全国性、跨地区和国际性数字图书馆合作项目及其影响案例研究;
- 亚太地区特有的本地知识与文化的保藏、组织与分发;
- 亚洲语言数字化信息处理的新方法和工具;
- 亚洲地区数字图书馆跨文化背景的研究及数字图书馆对亚洲社会的影响.

二、论文语种及要求: 详见 <http://icadl2004.sjtu.edu.cn>

三、论文截止日期: 英文文摘: 2004 年 6 月 10 日 论文全文: 2004 年 7 月 1 日

四、联系人: 郭晶, 陈必武. E-mail: icadl2004@mail.lib.sjtu.edu.cn 联系电话: +86-21-62933223, 62933245

地址: 200030 上海市华山路 1954 号, 上海交通大学图书馆