

自适应正则超分辨率图像盲恢复

袁小华^{1,2)} 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机系 603 教研室, 南京 210094) ²⁾(上海市农科院农业信息化工程技术中心, 上海 201106)

摘要 基于重建的超分辨率(SR)方法中, 图像求解是典型的高维病态问题, 需借助有效的正则来稳定求解。在 Nguyen 等人的正则超分辨率盲恢复框架(RPSR)基础上, 引入基于图像局部光滑特征的正则处理, 提出自适应正则的超分辨率方法(ARPSR), 并从方便计算的角度, 进一步提出了 ARPSR 的近似求解方法, 即先将 ARPSR 问题, 化为两个 RPSR 问题的加权组合, 然后用 RPSR 框架估计图像模糊系统的自由参数和最优正则参数, 用重排系统矩阵的方法构造预处理器, 最后用预处理共轭梯度方法(PCG)求解超分辨率图像。算法分析和试验结果表明, ARPSR 方法是对 RPSR 框架的进一步改进。

关键词 超分辨率图像盲恢复和增强 自适应正则 预处理共轭梯度算法

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)10-1197-07

Adaptive Regularized Blind Parametric Super-resolution Restoration and Enhancement

YUAN Xiao-hua^{1),2)}, XIA De-shen¹⁾

¹⁾(603 Laboratory, Computer Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Agricultural Information Engineering and Technology Center, Shanghai Academy of Agricultural Sciences, Shanghai 201106)

Abstract Image super-resolution restoration and enhancement (SR) based on reconstruction is a typically ill-posed and high-dimensional problem, which needs effective regularization to stable the solution. Lately a parametric and regularized blind SR (RPSR) was proposed by Nguyen *et al*, which has set up a frame work for the blind SR. Under the frame of RPSR, in this paper, an adaptive RPSR (ARPSR) based on image locale smoothing characteristics is put forward, and for the conveniences of computing, an approximate ARPSR is proposed also, by which at first the ARPSR problem is transformed into a weighted combination of two RPSR problems, then the optical blurring and regularization free parameters are estimated by the standard RPSR frame, and then by exploiting the structures of the reordered system matrices, a preconditioner is constructed for the preconditioned conjugate gradient method (PCG) by which the high-resolution image is solved at last. Computational analyses and experimental results with synthetic low-resolution sequences show the improvements of ARPSR to the RPSR frame.

Keywords image super-resolution blind restoration and enhancement, adaptive regularization, preconditioned conjugate gradient method

1 引言

图像超分辨率恢复与增强(SR, image super-resolution restoration and enhancement), 是从多帧低分辨率图像序列(LR, lower resolution)的互补信

息中, 恢复一帧细节更加丰富的高分辨率(HR, high resolution)图像。与同为恢复的图像独立成分分析相比, SR 能处理更复杂的模糊变形, 与同为增强的单帧图像内插相比, SR 恢复的图像信息更丰富, 因此 SR 方法可应用于遥感和医学成像及高清晰电视等的图像处理中。

基金项目: 香港特区政府研究资助局资助项目(CUHK/4180/01E)

收稿日期: 2004-02-05; 改回日期: 2004-06-04

实用的SR方法,不仅要求根据退化图像序列对退化图像系统的有关参数进行盲估计,还需要通过有效正则,处理SR中图像求解的病态问题。基于重建的SR^[1]将LR序列当作HR图像的退化版本,从LR序列中估计图像退化过程,通过正则重建图像,该类方法容易实现,是SR目前研究的主流。目前基于重建的SR^[1]如:最大后验概率估计、迭代盲去卷积、凸集投影等,都能处理较复杂的模糊变形,但均未充分考虑SR的盲估计问题和复杂计算问题。

最近Nguyen等人^[1]提出的基于重建的正则有参超分辨率盲恢复(RPSR, regularized parametric image blind super-resolution resoration and enhancement)算法框架,有效处理了线性空不变(LSI, linear spatial invariant)模糊条件下,盲SR问题中模糊系统估计和图像求解的复杂计算问题。本文在RPSR方法的基础上,进一步引入基于图像局部光滑性的正则处理,提出自适应正则超参超分辨率盲恢复方法(ARPSR, adaptive RPSR),为方便ARPSR模型的求解,还给出了该方法的近似模型。算法分析和试验结果表明,该方法能在不明显增加计算复杂度情况下,取得更好的图像恢复和增强效果,是对RPSR方法的进一步改进。

2 SR及RPSR方法概述

2.1 SR方法的问题描述

最近的研究^[1~5]将SR总结为:从像素大小为 $M \times N$,含有模糊和噪声的同源 p 帧LR序列中,恢复一帧分辨率增强到 r 倍的HR图像的图像处理方法。

由于图像退化系统一般是未知的,基于重建的盲SR将LR序列假设为HR图像的LSI退化形式,位移、模糊和下采样等退化过程可分,且下采样和模糊在LR序列的形成中保持不变,从而将LR帧的形成表示为

$$f_k = DCE_k x + n_k \equiv H_k x + n_k$$

其中, f_k 、 n_k 和 x 分别为帧 k 、帧 k 中的噪声和待求HR图像矩阵 X 的排行向量, D 、 C 和 E_k 分别为成像系统的下采样算子、模糊算子和帧 k 的位移算子, H_k 称为帧 k 的退化矩阵。 D 由下采样率确定, E_k 由帧间位移来估计,模糊算子 C 与PSF(点扩展函数)有关, C 和 n_k 一般不能直接由测量得到,需从LR序

列中盲估计。

由于SR方法同时处理LR序列中的所有信息,联立 p 个上述退化方程,得退化模型

$$f = Hx + n \quad (1)$$

其中, $f \in \mathbf{R}^{pMN \times 1}$, $H \in \mathbf{R}^{pMN \times r^2MN}$, $n \in \mathbf{R}^{pMN \times 1}$, $x \in \mathbf{R}^{r^2MN \times 1}$,因此,即使是中等尺度的LR序列,由式(1)恢复HR图像也需进行高维计算。

模糊算子 C 是有限支持的PSF的离散矩阵形式,矩阵 H 本身是退化的^[6],且HR序列中的图像帧数一般也有限,因此式(1)为病态问题,需由正则来稳定求解^[1~4]。由于事先不能获得HR图像的能量和噪声方差等统计信息,因此基于统计的随机性正则,如传统的维纳滤波等在盲SR问题中并不实用;而根据矩阵 H 及图像向量 x 的正性、HR图像光滑性等先验的确定性正则,是盲SR可选的正则方法,将光滑性作为正则先验,在实际应用中也是合理的。

2.2 RPSR方法

针对盲SR中的模糊系统估计问题及图像求解的病态问题,Reeves等人^[7]在假设PSF为圆形,退化矩阵 H 为方和循环矩阵的情况下,提出正则超参盲SR方法(RPSR),将LR序列表示为位移和模糊的带参滑动平均,Nguyen^[2~4]等人将Reeves的有参方法进一步推广到LSI退化系统下,退化矩阵 H 不一定方和循环的更一般情况,将 C 表示为带参数集 σ 的 $C(\sigma)$,改写式(1)为

$$f = H(\sigma)x + n \quad (2)$$

Nguyen等人用单位阵 I 做正则矩阵处理病态问题,得到RPSR模型

$$x = \arg \min_x [\|f - H(\sigma)x\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2] \quad (3)$$

用广义交叉验证^[8](GCV, generalized cross-validation)估计式(3)中的参数集 σ 和最优正则参数 λ ;用随机迹(stochastic trace estimator)^[8]和Lanczos双对角算法^[9]解决参数估计中的大型矩阵求秩和求逆问题;用预处理共轭梯度方法(PCG)方法求解式(3)对应的线性方程 $(H^T H + \lambda I)^{-1} x = H^T f$ 。Nguyen等人的RPSR解决方法不要求退化系统为圆形对称,也无需其他统计先验,为LSI模糊图像序列的有参盲SR方法确立了框架。

3 ARPSR(Adaptive RPSR)方法

Nguyen等人的RPSR框架,用单位阵作正则

矩阵,稳定了式(2)的病态问题求解,其正则约束了图像的高频部分,虽减少了噪声,同时也抑制了图像细节,与 SR 恢复更多细节的目的违背。为此,改进 RPSR 框架中的正则部分,提出基于图像局部光滑特征的自适应正则的 ARPSR 方法,相应正则既稳定了病态问题求解,又能更多地保留图像细节。为方便 ARPSR 方法的求解,还进一步给出了该方法的近似求解模型。

3.1 ARPSR 模型

在 RPSR 模型的正则项中加上正则矩阵 L 和权矩阵 V ,将其改进为 ARPSR 模型

$$\begin{aligned} \tilde{x} &= \arg \min_x [\|f - H(\sigma)x\|_2^2 + \lambda \|VLx\|_2^2] \\ &= \arg \min_x [\|f - H(\sigma)x\|_2^2 + \lambda x^T L^T V^T V L x] \end{aligned} \quad (4)$$

其中, L 为高通滤波的差分形式,选择基于周期边界条件的 Laplacian 算子,该算子能突出边缘,算子核 $L_{ker} = [0 \ -1 \ 0; -1 \ 4 \ -1; 0 \ -1 \ 0]$,相应地 L 为循环分块的分块循环矩阵(BCCB, block circulant matrix with circulant blocks), $rank(L) = r^2 MN - 1$ 。对角权矩阵 V 中包含的是反映 HR 图像局部光滑特征的梯度信息^[5], $V_{i \times rN+j, i \times rN+j} = 1/(\gamma |X_{i,j}| + 1)$, $|X_{i,j}|$ 为像素 $X_{i,j}$ 上的梯度幅值, $\gamma = 999/u$, $u = \max\{histogram(|X_{i,j}|)\} \times a/100$, a 为相应直方图的截断系数。带权 V 后,作用于像素 $X_{i,j}$ 上的正则系数变为 $\lambda_{i \times rN+j, i \times rN+j} = \lambda V_{i \times rN+j, i \times rN+j}^2$,这样,在边缘和纹理等非光滑图域 $|X_{i,j}|$ 偏大,对应 $\lambda_{i \times rN+j, i \times rN+j}$ 值小,避免了图像细节被正则作用过光滑,相反在光滑的均匀图块内细节少, $\lambda_{i \times rN+j, i \times rN+j}$ 值增大,仍保留了对其中噪声的正则,从而使 ARPSR 正则作用的大小随 HR 图像的局部光滑变异而自适应地改变。

3.2 近似 ARPSR 模型

因 X 待求,用 $\tilde{V} = \sum_1^{r^2} \cdot V_0 \in \mathbf{R}^{r^2 MN \times r^2 MN}$ 近似替代 V , 对角阵 $V_0 \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$ 为 LR 中任一帧图像的梯度幅度信息, $\sum \cdot$ 为矩阵直和, V_0 为任意对角阵, V_0 维数与 L 中子矩阵的维数不相等,记 $\tilde{L} = \tilde{V}L$, 则 \tilde{L} 不带可利用结构, $rank(\tilde{L}) \leq r^2 MN - 1$ 。相应 ARPSR 模型为

$$\tilde{x} = \arg \min_x [\|f - H(\sigma)x\|_2^2 + \lambda x^T \tilde{L}^T \tilde{L} x] \quad (5)$$

其中, \tilde{L} 秩亏数 $s \geq 1$ 。简记 $H(\sigma)$ 为 H , 式(5)的解可分解为^[4]

$$\tilde{x} = \tilde{L}_H^+ x_1 + \tilde{L}_0 (H \tilde{L}_0)^+ f$$

其中, x_1 为下式标准 RPSR 问题的解

$$x_1 = \arg \min_x [\|\tilde{f} - \tilde{H}x\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2] \quad (6)$$

$\tilde{L}_0 = [(\tilde{L}_0)_1, \dots, (\tilde{L}_0)_s]$, $(\tilde{L}_0)_i, i = 1, \dots, s$ 为 \tilde{L} 非平凡零空间的基, $L_H^+ = (I - L_0(HL_0)^+ H)L^+$, \tilde{L}^+ 为 \tilde{L} 的伪逆, $\tilde{H} = H\tilde{L}_H^+$, $\tilde{f} = [I - H\tilde{L}_0(H\tilde{L}_0)^+]f$ 。式(6)的意义在于最优正则参数在其中保持不变,因此可以用标准 RPSR 框架估计式(6),得到式(5)的最优正则参数。

由于 \tilde{L} 不带可利用结构,上述 \tilde{L}^+ 和 $(H\tilde{L}_0)^+$ 稠密又无结构,高维情况下难于从式(6)中估计正则参数。为避免直接计算带任意矩阵 \tilde{L} 的 ARPSR 问题式(4),用下面两个 RPSR 问题的带权组合来近似替代 ARPSR 模型式(4)

$$x_{ar} = (I - \tilde{V})x_0 + \tilde{V}\hat{x} \quad (7)$$

近似模型式(7)中, \tilde{V} 为前述近似权矩阵,

$$x_0 = \arg \min_x [\|f - Hx\|_2^2 + \lambda_0 \|x\|_2^2] \quad (8)$$

$$\hat{x} = \arg \min_x [\|f - Hx\|_2^2 + \lambda \|Lx\|_2^2] \quad (9)$$

x_0 为正则矩阵取单位阵 I , λ 取扰动值时的 HR 图像,因正则作用小,图像未被光滑; \hat{x} 为正则矩阵取前述 L , 不带权 \tilde{V} , λ 为 GCV 函数估计的最优正则参数时的 HR 图像,由于对高频部分的正则作用大,图像被光滑,图像边缘突出。在式(7)的组合下,HR 图像的细节部分(在 \tilde{V} 中对应角元小)由 x_0 计算,细节被保留,细节中的噪声虽也被保留,但人眼对细节中的噪声不敏感,因而不影响图像效果;光滑的均匀图块(\tilde{V} 中对应角元大)由 \hat{x} 计算,其中的噪声被正则光滑,这种基于图像局部光滑性的正则自适应性,与 ARPSR 模型中的正则自适应一致。

3.3 近似 ARPSR 模型求解

将 ARPSR 模型化为两个 RPSR 问题后,用下面的步骤解出近似 ARPSR 模型:

(1)在正则参数取为扰动值(如 0.001),正则矩阵取单位阵 I 情况下,估计自由参数 σ ;

(2)为估计式(9)的最优正则参数,先按上节方法分解其解,得标准 RPSR 形式

$$\hat{x}_1 = \arg \min_x [\|\hat{f} - \hat{H}x\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2] \quad (10)$$

其中, $\hat{H} = H\hat{L}_H^+ = [I - HL_0(HL_0)^+]HL^+$, $\hat{f} = [I - HL_0(HL_0)^+]f$, 用标准 RPSR 计算框架估计式(10),获得式(9)中的最优正则参数;

(3)参数估计后,仍由式(8)和式(9)直接求解相应图像。重排退化矩阵 H 、正则矩阵 L 和 HR 图像矢量 x 为 H' 、 L' 和 x' , 式(8)和式(9)相应地化为重排

形式 $x'_0 = \arg \min_x [\|f - H'x'\|_2^2 + \lambda_0 \|x'\|_2^2]$ 和 $\hat{x}' = \arg \min_{x'} [\|f - H'x'\|_2^2 + \lambda \|L'x'\|_2^2]$, 拟合上述重排方程对应的线性方程中的系数矩阵 $H'^T H' + \lambda_0 I$ 和 $H'^T H' + \lambda L'^T L'$, 构造重排线性方程的预处理器, 用 PCG 方法求解重排线性方程。

4 近似 ARPSR 模型求解中的有关计算

近似 ARPSR 问题 $x_{n+1} = (I - \tilde{V})x_n + \tilde{V}\hat{x}$ 的各步计算中, 关键是估计参数 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\lambda}$, 式(9)的标准化, 以及求解式(8)和式(9)的 PCG 法的预处理器的构造。

4.1 估计 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\lambda}$

参考文献[2]~[4], 参数 $\hat{\sigma}$ 仅表示高斯 PSF 的标准差, 将 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\lambda}$ 的估计分解为两个单参数估计问题。本文进一步发现, 用 Golub^[8] 的 GCV 函数估计 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\lambda}$, 估计结果更稳定。

4.2 式(9)化为标准 RPSR 形式

估计 $\hat{\lambda}$ 前, 标准化式(9)的关键是计算 L^+ 和 $(HL_0)^+$, L^+ 是稠密的, 无法直接计算和存储。利用文献[10]中处理 BCCB 结构矩阵的方法, 用 FFT 变换求解 L^+ , 进而计算 L_0 和 $(HL_0)^+$ 。这样 L^+ 与矢量的乘积可转化为一次对角矩阵与矢量的乘积, 以及两次矢量的正 FFT 变换和逆 FFT 变换, 计算复杂度为 $O[r^2 MN \log(r^2 MN)]$ 。

估计 $\hat{\sigma}$ 和 $\hat{\lambda}$ 前, 还用双对角 Lanczos 算法^[8] 估计 GCV 函数中的大型逆矩阵及其迹。在估计式(10)中的 $\hat{\lambda}$ 时, 由于不显存 \hat{H} 和 $I - HL_0(HL_0)^+$, 将双对角 Lanczos 的每次迭代中的两次 \hat{H} 与向量 $v \in R^{pMN \times 1}$ 的乘积, 都化为计算 $[I - HL_0(HL_0)^+] HL^+ v$ 。其中, HL_0 和 $(HL_0)^+$ 为向量, 由后面的分析知, 稀疏矩阵 H 与向量乘积的计算复杂度为 $O(n^2 \times r^4 MN)$, n 为 PSF 的支持度, 因此一次双对角 Lanczos 迭代的复杂度为 $O[(n^2 \times r^2 + \log(r^2 MN)) \times r^2 MN]$ 。而在 RPSR 方法中, 相应迭代的复杂度为 $O(n^2 \times r^4 MN)$, 因此 PSF 的支持度越大, 不显存 \hat{H} 引起的迭代复杂度的增加越不明显, 在试验中 $n=2$, 估计式(9)的正则参数所对应的双对角 Lanczos 算法约迭代 73 次后收敛, 迭代一次时间为 1.62s, RPSR 方法对应的双对角 Lanczos 算法迭代一次时间为 0.96s。

4.3 构造 PCG 法的预处理器

统一记式(8)和式(9)求导后, 给出其解的线性

方程为

$$(H^T H + \lambda L^T L)x = H^T f \tag{11}$$

其中, 系数矩阵 $H^T H + \lambda L^T L$ 为对称正定的大型稀疏矩阵, 因此考虑用预处理器加快式(11)的 CG 法求解。重排式(11)的系数矩阵, 将其求解等价地转变为求解相应重排方程, 然后拟合重排系数矩阵, 构造相应 PCG 法的预处理器。

4.3.1 重排系统矩阵

为利用 LSI 退化矩阵的内部结构, 重排式(11)中的 H, L 和 x 。

(1)划分 HR 图像矩阵 X 为 $M \times N$ 个大小为 $r \times r$ 的分区 (r 为分辨率增强倍数), 分区及子区元素为 $X = \{X_{i \times N+j} | i=0, 1, \dots, M-1; j=1, 2, \dots, N$ 和 $X_{i \times N+j} = \{X_{i \times N+j}^{s,t} | s=0, 1, \dots, r-1; t=1, 2, \dots, r,$ 在重排 HR 图像矢量 x' 中, 先放 X 各子区的第 1 元, 再放第 2 元, 直到各子区的第 r^2 元, 得

$$x' = [(X_1)_1, (X_2)_1, \dots, (X_r)_1, \dots, (X_1)_{r^2}, (X_2)_{r^2}, \dots, (X_r)_{r^2}]^T$$

(2)计算矢量 x 中元素 i 在重排矢量 x' 中的新位置 i' , 因原 H 和 L 的第 i 列对 x 的元素 i 作用, 所以也要挪动到相应重排矩阵的第 i' 列上去。因 $H'x' = Hx, L'x' = Lx$, 矢量 f 无需重排, 同理, 正则参数不变。重排后, 解下式方程相应转化为解重排线性方程

$$(H'^T H' + \lambda L'^T L')x' = H'^T f \tag{12}$$

4.3.2 构造预处理器

上述重排矩阵 H' 具有分块结构 $H' = \{H'_{i,j}\}$, 分块大小为 $MN \times MN$ 。由于模糊是 LSI 的和零边界的, $H'_{i,j}$ 仅在主对角线附近几条对角线上非零, 同条非零对角线上仅个别元素为零, 其他非零元素基本相等, 即 $H'_{i,j}$ 类似 Toeplitz 矩阵。重排正则算子 L' 具有相同的分块结构 $L' = \{L'_{i,j}\}$, 记 $L'' = L'^T L' = \{L''_{i,j}\}$, 子块 $L''_{i,j}$ 也具有上述类似的类 Toeplitz 结构。利用 H' 和 L'' 的分块类 Toeplitz 结构, 构造式(12)的循环预处理器, 即用 H' 每个子矩阵 $H'_{i,j}$ 的第 1 列, 生成循环矩阵 $P_{i,j}$, 由 $P_{i,j}$ 组成分块循环矩阵 P , 同样生成近似于 L'' 的分块循环矩阵 Q , 用 $Z = P^T P + \hat{\lambda} Q$ 做方程式(12)的预处理器。

4.3.3 预处理器的计算复杂性

上述 P 和 Q 可分块对角化, 得

$$Z = \left(\sum_1^{r^2} \cdot \Omega_{MN} \right) (T_1^T T_1 + \hat{\lambda} T_2) \left(\sum_1^{r^2} \cdot \Omega_{MN} \right)$$

其中, Ω_{MN} 为 $MN \times MN$ 的 FFT 矩阵, Ω_{MN} 为其共轭转置, T_1 和 T_2 分别为分块对角化 P 和 Q 得到的分

块对角矩阵, $(T_1)_{i,j} = \text{diag}(\text{fft}(H'_{i,j}; 1))$, T_2 类似, 因此预处理器 Z 不用显式存储。

$$Z^{-1} = \left(\sum_1^{r^2} \cdot \Omega_{MN}^* \right) T^{-1} \left(\sum_1^{r^2} \cdot \Omega_{MN} \right)$$

$(T_1^T T_1 + \lambda T_2)^{-1}$ 为分块对角, 可由分块求逆来计算, 因此在本文 PCG 法的每次迭代中, Z^{-1} 与向量的乘积, 可由一次分块对角矩阵与向量的乘积以及一次向量的正 FFT 变换和逆 FFT 变换完成, 复杂度为

$$O[r^2 MN \times \log(r^2 MN)]$$

由于重排系数矩阵 $H'^T H' + \lambda L'^T L'$ 的每个子矩阵中, 有 $(2n-1)^2$ 条非零对角线, 因此重排系数矩阵与向量乘积的计算复杂度为

$$O(n^2 \times r^4 MN)$$

n 同样为 PSF 的支持度, 这样带预处理器 Z 后, 每次迭代的总复杂度为

$$O[(n^2 \times r^2 + \log(r^2 MN)) \times r^2 MN]$$

而不带本文预处理器的 CG 算法的复杂度为

$$O(n^2 \times r^4 MN)$$

因此同样地, PSF 的支持度越大, 预处理增加的复杂度越不明显。试验中, PCG 方法迭代一次为 2.32s, 相应 CG 算法迭代一次用 1.44s。

4.3.4 PCG 算法的收敛情况

本文预处理器 Z 中仅个别元素与系数矩阵 $H'^T H' + \lambda L'$ 不同, 即 $Z^{-1}(H'^T H' + \lambda L') \approx I$, 方程 $Z^{-1}(H'^T H' + \lambda L') x' = Z^{-1} H'^T f$ 的系数矩阵 $Z^{-1}(H'^T H' + \lambda L')$ 更趋于良态, 相应 PCG 算法收敛更快, 在试验中, PCG 在迭代 12 次后收敛, 不带预处理器的 CG 算法则要迭代 35 次后才收敛。

5 试验与分析

试验采用的是经过 LSI 退化处理的合成图像序列。为说明 ARPSR 方法更能恢复细节的特点, 在试验中仍用文献[2]~[4]试验中所采用的基于零边界条件的高斯 PSF。带零边界的 PSF 会在图中及周边有限范围内产生震铃效应(ringing effects), 使在图像周边明显地存在环状的边界错误。

作为 HR 原图的 house 图像^[10]中, 既有光滑均匀的背景, 又有烟囱等细节。为与 RPSR 方法对比, 采用与文献[2]~[4]相同的位移、模糊、带噪和下采样来处理 HR 原图, 在下采样率为 4 的情况下, 得到高斯模糊标准差分别为 0.75、1 和 2, 信噪比水平分别为 ∞ dB、60dB 和 30dB 的 9 个 16 帧的 LR 系列,

每帧为 50×50 个像素, 从中要恢复出分辨率增强到 4 倍的 200×200 个像素的 HR 图像。信噪比计算公式为 $\text{SNR} = 10 \log_{10}(\tilde{\sigma}^2 / \sigma_n^2)$, $\tilde{\sigma}^2$ 和 σ_n^2 分别为干净图像和噪声的方差; 离散高斯 PSF 为

$$h(i, j) = \exp(-(x_m - i)^2 - (y_m - j)^2) / (2\sigma^2)$$

$i, j = -n, \dots, n, x_m, y_m, \sigma$ 和 n 分别为高斯 PSF 的中心坐标、标准差和支持度, 试验中 $n=2$ 。

为模拟 LR 序列帧数有限的情况, 从每个序列的 16 帧中任选 10 帧, 估计高斯 PSF 的 σ 、 λ 和恢复图像与真实图像的相对误差, 由于高维情况下 ARPSR 无法计算, 因此不从试验数据上给出 ARPSR 恢复图像与近似 ARPSR 恢复图像之间的差异说明。盲估计 $\hat{\sigma}$ 与真实 σ 间的相对误差为 $\|ch(\hat{\sigma}) - h(\sigma)\|_2^2 / \|h(\sigma)\|_2^2 \times 100\%$, $c = h(\hat{\sigma})h(\sigma) / \|h(\sigma)\|_2^2$, $h(\sigma)$ 为离散高斯 PSF; 恢复图像 \tilde{x} 与真实图像 x 的相对误差用 $(\|x - \tilde{x}\|_2 / \|x\|_2) \times 100\%$ 计算, 主要试验结果如表 1~表 3 和图 1、图 2 所示。试验在奔 N 1.7G, 内存 392 兆机器上, 由 Matlab 6 的 R13 完成。

表 1 σ 估计值与真实值的相对误差(%)

σ	SNR		
	∞ dB	60dB	30dB
0.75	2.28	3.54	5.75
1	0.04	0.11	0.74
2	0.01	0.013	0.17

表 2 最优正则参数 $\lambda(\sigma=1)$

恢复方法	SNR		
	∞ dB	60dB	30dB
RPSR	0.007 2	0.007 6	0.008 4
ARPSR	0.007 1	0.008 7	0.011 9

表 3 两种方法恢复的图像与原图的相对误差(%) ($\sigma=1$)

恢复方法	SNR		
	∞ dB	60dB	30dB
RPSR	11.09	11.42	11.76
ARPSR	6.12	6.64	6.93

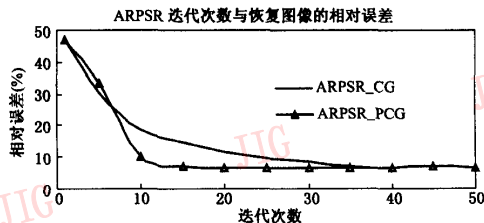


图 1 采用和不采用本文预处理器的 CG 算法的收敛情况 ($\sigma=1, \text{SNR}=30\text{dB}$)

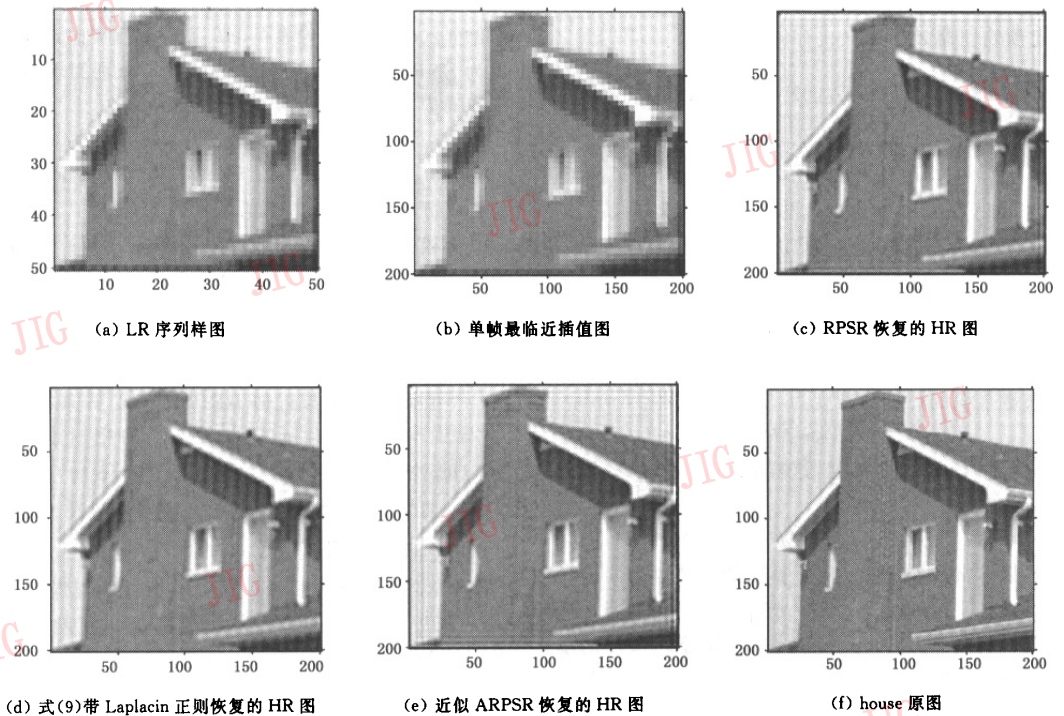


图 2 $\sigma=1, \text{SNR}=30\text{dB}$ 为例的图像恢复效果((a)放大到 160%,其他缩小了 20%,坐标单位为像素)

表 1 表明,结合 RPSR 框架和 Golub^[8]定义的 GCV 函数,能较好地估计自由参数 σ ,因此可进一步用该方法估计式(9)的最优正则参数 λ 。

表 2 表明,噪声能量越高,估计的正则参数 λ 越大,与实际符合。

表 3 为 PCG 方法迭代 30 次后, $\sigma=1$ 的 3 个序列恢复图像的相对误差,由于震铃效应细节在 ARPSR 方法中更多地保留,所以如果用全图来计算图像恢复效果,不能真实反映两种正则方法的特点,考虑震铃效应在图像周边更加突出的特点,用图像中部 172×172 个像素来计算图像恢复的相对误差,这样可以看出,3 个噪声水平上 ARPSR 都优于 RPSR 方法。

图 1 对比了用与不用本文预处理器的 ARPSR 方法的收敛情况,可以看出本文预处理器使相应 CG 算法收敛加快。

图 2 中以 $\sigma=1, \text{SNR}=30\text{dB}$ 的 LR 序列为例,对比了几种恢复和增强方法的图像效果,为说明 ARPSR 方法保留包括震铃效应在内的细节的特点,用 200×200 全图示意,可以看出,单帧内插得到

的图 2(b)不增加图像信息,而 SR 方法恢复的图像细节增多;RPSR 方法和带 Laplacian 而不带权重矩阵的 SR 方法的恢复图像图 2(c)和图 2(d),都有过光滑的情况,应该出现在图 4 个周边的环状震铃效应,在图 2(c)中只留下部分痕迹,在图 2(d)中几乎被抹去,而 ARPSR 方法的恢复图像中,震铃效应和白砖等细节不同程度地保留,细节更丰富。

6 结 论

研究了 RPSR 框架的正则改进问题,通过引入基于图像局部光滑性的正则处理,提出自适应的 ARPSR 方法,并从计算方便的角度,给出相应的近似求解方法。算法分析和试验结果表明,ARPSR 方法在不明显增加算法复杂度情况下,能取得更满意的图像恢复效果,是对 RPSR 框架中正则部分的进一步完善。在试验中,由于采用零边界的高斯 PSF 模型,在恢复图像中出现震铃效应,关于如何解决 ARPSR 框架中 PSF 边界条件引起的震铃效应问题,还有待进一步探讨。

参 考 文 献

- 1 Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9):1167~1183.
- 2 Nguyen N, Milanfa 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.
- 3 Nguyen N, Milanfa P, Golub G H. Computationally efficient super-resolution image reconstruction algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(4): 573~583.
- 4 Nguyen N. Numerical Techniques for Image Super-resolution [D]. Standford University, Standford, California, United States of America, 2000.
- 5 Elad M, Feuer A. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12): 1646~1658.
- 6 Andrews H, Hunt B. Digital Image Restoration [M]. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, United States of America, 1977.
- 7 Reeves S J, Mersereau R. Blur identification by the method of generalized cross-validation [J]. IEEE Transactions on Image Processing [J], 1992, 1(3): 301~311.
- 8 Glub G H, Matt U V. Generalized cross-validation for large scale problems [J]. Journal of Computational and Graphics, 1997, 6(1): 1~34.
- 9 Smith R L. Moore-penrose inverse of block circulant and block k-circulant matrices [J]. Linear Algebra and its Applications, 1977, 16: 237~245.
- 10 Jansen M. House image[EB/OL]. [Http://www.cs.kuleuven.ac.be/~maarten/image/house.tif](http://www.cs.kuleuven.ac.be/~maarten/image/house.tif), 2002-01-12/2003-12-11.



袁小华 1969年生。助理研究员。现为南京理工大学计算机系在职博士研究生。研究方向为数字图像处理和模式识别。
E-mail:yxiaoh@citiz.net



夏德深 1941年生。教授、博士生导师。毕业于法国鲁昂大学,获博士学位。主要研究领域为医学图像分割与运动重建、遥感数据处理、信息融合和模式识别。已发表论文 80 余篇、专著 4 部。