

基于灾变遗传算法的超分辨率图像恢复

马成 马立勇

(哈尔滨工业大学(威海)信息科学与工程学院,威海 264209)

摘要 采用简单遗传算法进行超分辨率图像恢复时,往往由于种群多样性的不足而导致早熟收敛,得到的图像恢复质量不理想。针对该问题,提出了一种基于灾变遗传算法求解高分辨率图像最优估计的方法。在简单遗传算法的基础上,该算法以适应值方差作为灾变的判断条件,将共轭梯度算法作为灾变算子重新构建种群,从而增加了种群多样性。同时对灾变条件和灾变规模进行了分析,并且给出了根据进化代数自适应调节灾变条件的方法。仿真实验表明了该算法的有效性。

关键词 超分辨率 图像恢复 灾变遗传算法 种群多样性

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)08-1510-06

A Catastrophic Genetic Algorithm for Super-resolution Image Restoration

MA Cheng, MA Li-yong

(School of Information Science and Engineering, Harbin Institute of Technology at Weihai, Weihai 264209)

Abstract Due to the lack of population diversity, the simple genetic algorithm often leads to the premature convergence and affects restoration results when applying the algorithm in super-resolution image restoration. A catastrophic genetic algorithm for super-resolution image restoration is proposed which takes the fitness value standard deviation as the catastrophic condition and the conjugate gradient algorithm as the catastrophic operator. The operator recreates the population and improves the population diversity. After analyzing the catastrophic condition and the catastrophic scale, the method to adjust catastrophic condition according to the number of generations is proposed. The experiments demonstrated the effectiveness of the algorithm.

Keywords super-resolution, image restoration, catastrophic genetic algorithm (CGA), population diversity

1 引言

图像的超分辨率恢复技术利用多帧相似、含有互补信息的低分辨率图像来估计得到一幅或多幅高分辨率图像,由于其在工业、天文、军事、医疗等领域的广泛应用,成为近年来图像处理研究领域的热点。超分辨率图像复原的概念和方法最早由 Harris 和 Goodman 在 20 世纪 60 年代提出。随后许多人对其进行了研究,并相继提出了各种超分辨率恢复方法。这些方法基本可以分为频域法和空域法两大类。

在空域法中,有最大后验概率法(MAP)、凸集投影法(POCS)、迭代反投影法(IBP)、插值法、利用神经网络进行超分辨率复原的算法和运用最优化技术解方程法等^[1]。基于遗传算法的超分辨率图像恢复方法根据成像模型,采用最优化技术求解原图像的最优估计,其本质是将多幅超分辨率重建的问题转化为线性方程组的问题。

遗传算法是一种基于生物界自然选择和遗传学机理的全局随机搜索算法。理论和实践表明,遗传算法具有很强的鲁棒性,并且不依赖于问题的具体领域,因此在很多领域得到应用。但是简单遗

基金项目:山东省自然科学基金项目(Y2007G45)

收稿日期:2008-02-19;改回日期:2008-04-25

第一作者简介:马成(1983~),男,2008年于哈尔滨工业大学(威海)获检测技术与自动化装置专业硕士学位。研究方向为图像处理、遗传算法。E-mail:macheng808@163.com

传算法 (SGA) 容易发生过早收敛, 从而陷入局部最优解, 无法得到全局最优解。共轭梯度算法也是一种基于最优化技术的复原方法, 但在迭代过程中由于系统矩阵的病态特性容易引起噪声的积累和恶化。

针对 SGA 过早收敛的缺点, 从种群多样性的角度出发, 将共轭梯度算法作为灾变算子, 保证了遗传算法的全局性搜索, 避免陷入局部最优解, 同时解决了共轭梯度算法由于多次迭代引起的系统噪声恶化问题。

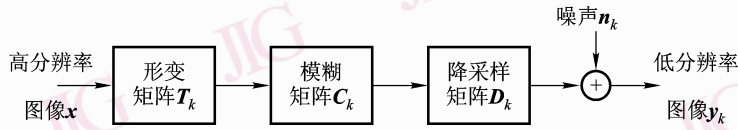


图 1 低分辨率图像的成像模型
Fig. 1 The model of LR image

2 超分辨率图像恢复的数学模型

通过对同一场景不完全相同的连续采样, 得到一个低分辨率 (LR) 图像序列。超分辨率图像恢复技术就是利用该序列中帧与帧之间的互补信息来重构高分辨率 (HR) 图像。获取低分辨率图像的降质过程可以分为几何形变、模糊、降采样和噪声混入等四个部分。基于这样的降质过程, 本文采用的成像模型如图 1 所示。

将第 k 帧低分辨率 LR 图像表示为

$$y_k = D_k C_k T_k x + n_k = H_k x + n_k \quad (1 \leq k \leq p) \quad (1)$$

式中, x 是原高分辨率图像或原景物目标; T_k 是第 k 帧 LR 图像的几何形变算子; C_k 是第 k 帧 LR 图像的模糊算子; D_k 是第 k 帧 LR 图像的降采样算子; n_k 是第 k 帧 LR 图像中的噪声; H_k 是第 k 帧 LR 图像的退化矩阵; p 是 LR 图像的帧数。

将式 (1) 中的所有 LR 图像合并, 建立如下超分辨率图像恢复的数学模型:

$$y = Hx + n \quad (2)$$

超分辨率图像恢复技术就是从式 (2) 中求出一个高分辨率 HR 图像 x 的最优估计。

3 基于 SGA 的超分辨率图像恢复

3.1 种群的初始化

设每幅 LR 图像 y 的尺寸大小是 $m \times n$, 采用列堆砌的方式得到一个 $M \times 1$ 的列向量 ($M = m \times n$); l 是每个方向上分辨率提高倍数; 高分辨率 HR 图像尺寸是 $(lm) \times (ln)$, 同样采用列堆砌的方式得到 $(l^2 M) \times 1$ 向量; 退化矩阵 H 是 $(pM) \times (l^2 M)$ 的矩阵。

种群个体采用实值编码的方式, 即将图像每个像素点的像素值作为个体的基因值, 取值范围是 $0 \sim 255$ 间的整数。在已知图像大小的情况下, 对任意一幅 LR 图像插值放大, 得到一幅待估计的高分

分辨率图像。该幅图像的每个像素值以自身像素值为中心, 在一定范围内随机浮动, 从而得到一组待估计高分辨率图像。该组图像就可以当做遗传算法的初始种群。

3.2 适应度函数 E

超分辨率图像恢复问题本质上是一个不适定 (ill-posed) 问题, 需要通过正则化方法来求解。根据式 (2) 的模型, 目标函数一般可以采用如下形式的表达式:

$$\arg \min \{ \|Hx - y\|^q + \lambda \|Lx\|^q \} \quad (3)$$

式中, $\|Hx - y\|^q$ 衡量待估计高分辨率图像和低分辨率图像的逼近程度。 $\|Lx\|^q$ 是正则项, 根据图像的先验信息对解进行约束, 通常是由一个高通滤波器构成, 文中取 Laplacian 算子^[4-5]。 λ 是正则参数, 用于平衡可能解的逼近程度和平滑性。文献 [2] 指出, $q = 1$ 时可以得到稳健的正则化方法, 抑制各种噪声和误差的效果较好。

遗传算法基于适应度函数对个体进行选择, 以保证适应性好的个体有更多的机会在下一代中产生子个体, 因此适应度函数的选取至关重要。一般而言, 适应度函数是由目标函数变换而成的。因此, 遗传算法的适应度函数为

$$C(x) = \left(\sum_{k=1}^p \left(\sum_{m=1}^M (y_{k,m} - \sum_{r=1}^N H_{k,m,r} x_r)^2 \right) \right)^{1/2} + \lambda \left(\sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} x_j \right)^2 \right)^{1/2} \quad (4)$$

式中,当 $i=j$ 时, x_j 的系数 $\alpha_{i,j}=1$ 。 x_j 在行列方向上四个临近像素点的系数是 $-1/4$ 。

3.3 遗传算子

3.3.1 选择算子

选择算子采用“稳态复制”的选择方案。该方案是最优保存策略进化模型(elitist model)的推广,即将当前群体中适应度最高的个体保留,不参与交叉和变异运算,然后用它替换掉本代群体中经过交叉、变异等遗传操作所产生的适应度最低的个体^[3]。

3.3.2 交叉算子

遗传算法中的交叉运算是指按照某种方式将两个父代个体的部分结构交换,从而得到两个新的子个体。本文采用单点交叉的方式。

3.3.3 变异算子

遗传算法中的变异算子改善了算法的局部搜索能力,维持种群的多样性。考虑到图像的特殊性,文献^[4]借用其他超分辨率图像算法的迭代求解形式,提出了“引导变异”的方法,即:

$$\hat{x}_{i+1} = \hat{x}_i + \beta H^T (y - H\hat{x}_i) \quad (5)$$

式中, β 是控制收敛的迭代系数。引导变异的方法将图像迭代寻优的优势引入到遗传算法中,增强了算法在图像上的局部搜索能力。

4 灾变遗传算法

在生物进化的过程中,由于环境的巨大变化,如超新星爆发、外星球撞击地球、地球磁极倒转、大规模火山爆发等事件,造成了大量物种或个体的消亡。但是个别适应性强的物种或个体保留下来,并形成大规模适应辐射,构成了生命史上的物种替换。灾变遗传算法就是模拟这种进化过程,在保留当前最优个体的情况下,从全局的角度引入新的个体,跳出局部最优解,从而保证了种群的多样性。在遗传算法中引入灾变算子能够在较小的群体规模下提高解群的多样性,充分发挥遗传算法的隐并行性,从而更容易克服早熟收敛,以更快的速度收敛于全局最优解^[5]。

4.1 灾变条件判断及其规模

灾变算子在操作规模不变的情况下隐含扩大群体规模,这就是灾变遗传算法的高效率所在。也就是说,灾变算子可以增加种群的多样性。种群多样性测度的评测方法有表现型、标准差、熵型和基因型

等^[7]。本文采用时间复杂度较小的标准差方法,是用来衡量适应值的方差。

$$D_{\text{STD}}(P) = \left(\left(\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f}_i)^2 \right) / (N - 1) \right)^{1/2} \quad (6)$$

式中, f_i 是第 i 个个体的适应值, \bar{f}_i 是该代群体适应值的平均值, N 是群体的个体数目。 $D_{\text{STD}}(P)$ 值的大小表征了种群多样性的大小程度。

当 $D_{\text{STD}}(P)$ 作为灾变的判断条件时,用 $D(P)$ 表示。该值的大小直接关系到算法的收敛速度。当该值较小时,收敛代数较晚;当该值较大时,可以保证较早的收敛代数,但是会增加许多不需要的灾变过程。因此,进一步提出根据进化代数调整的方法:

$$D(P) = k_1 (\exp(-k_2 z)) \quad (7)$$

式中, z 是进化代数, k_1 和 k_2 是调节参数。

经过若干代的交叉、变异之后,遗传算法中群体隐含着大量与局部最优解相关的信息。为了打破局部最优解的垄断优势,应将种群中的大部分个体替换掉,只保留适应度最高的部分个体。因此,灾变算子的取值范围是 $0.6 \sim 0.9$ 。

4.2 灾变方式

同变异算子一样,灾变方式的选择应能够使目标函数趋向于最小的方向进行。共轭梯度法是一种迭代求解非线性方程组的方法,在图像恢复算法中已有应用^[7]。因此,本文采用共轭梯度算法实现“灾变”。

高分辨率图像的共轭迭代估计为

$$\hat{x}^{n+1} = \hat{x}^n + \varepsilon^n d(\hat{x}^n) \quad (8)$$

式中, n 是迭代次数, $d_k^n = [d_{k,1}(\hat{x}^n), \dots, d_{k,2}(\hat{x}^n), \dots, d_{k,n}(\hat{x}^n)]^T$ 是共轭梯度向量, ε^n 是第 n 次迭代步长。

共轭梯度向量为

$$\begin{cases} d^0 = -g^0 \\ d^{n+1} = -g^{n+1} + \beta^n d^n \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\beta^n = ((g^{n+1})^T g^{n+1}) / ((g^n)^T g^n)$, g^n 通过式(4)关于 x_k 求偏微分得到,即:

$$g_k(x) = \frac{\partial C(x)}{\partial x_k} = \sum_{m=1}^{pM} H_{m,k}(y_{k,m} - \sum_{r=1}^N H_{k,m,r} x_r) + \lambda \sum_{i=1}^N \alpha_{i,k} \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} x_j \right)$$

$$g^n = [g_1(\hat{x}^n), g_2(\hat{x}^n), \dots, g_N(\hat{x}^n)]^T \quad (10)$$

迭代步长 ε^n 通过最小化 $C(\hat{x}^{n+1}) = C(\hat{x}^n + \varepsilon^n d^n)$ 得到,即:

$$\varepsilon^n = - \frac{\sum_{m=1}^{pM} \varphi_m \left(\sum_{r=1}^N H_{k,m,r} x_r - y_{k,m} \right) - \lambda \sum_{i=1}^N \bar{d}_i \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{i,j} x_j \right)}{\sum_{m=1}^{pM} \varphi_m^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \bar{d}_i^2} \quad (11)$$

式中, $\varphi_m = \sum_{r=1}^N H_{k,m,r} d_{k,r}(\hat{x}^n)$, $\bar{d}_i = \sum_{r=1}^N \alpha_{i,j} d_j(\hat{x}^n)$.

整个共轭梯度最优化的迭代算法如下:

- (1) $n=0$ 时, \hat{x}_k^n 是第 1 帧低分辨率图像的线性插值, n 是迭代次数;并计算 \mathbf{g}^0 , 得到初始化共轭向量 $\mathbf{d}^0 = -\mathbf{g}^0$;
- (2) 计算 ε^n , 并得出 $\hat{x}^{n+1} = \hat{x}^n + \varepsilon^n \mathbf{d}(\hat{x}^n)$;
- (3) 判断。如果 $\|\hat{x}^{n+1} - \hat{x}^n\| / \|\hat{x}^n\| < \delta$ (δ 是收敛条件设定的小的整数), 则令 $\hat{x} = \hat{x}^{n+1}$, 迭代结束。否则进入下一步;
- (4) 计算 $\mathbf{g}^{n+1}, \beta^n$, 得到 \mathbf{d}^{n+1} ;
- (5) 令 $n = n + 1$, 迭代次数加 1, 跳转到步骤(2)。

4.3 算法流程

灾变遗传算法就是在简单遗传算法的基础上加入灾变判断和灾变操作, 其流程图如图 2 所示。

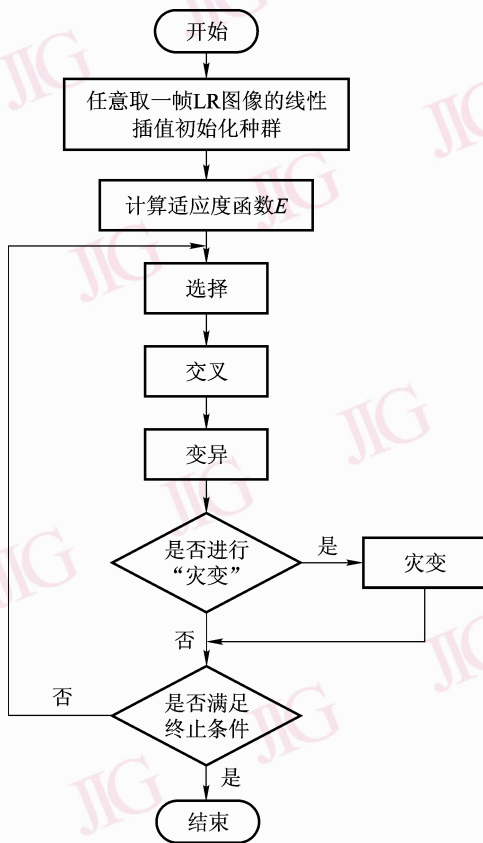


图 2 灾变遗传算法流程图

Fig. 2 Flowchart of catastrophic genetic algorithm

5 实验结果与分析

为了评价算法的有效性, 采用峰值信噪比 (PSNR) 来衡量图像质量提高情况。

实验按照前述成像模型利用计算机模拟成像过程, 将 128×128 的 lena 图像进行 5 次微位移, 经 3×3 的均匀模糊算子加权求和, 降采样后加入高斯白噪声 (方差为 0.001), 得到 64×64 的 LR 图像序列。采用 Sheffield 大学的 GATBS 工具箱, 个体总数取 200, 交叉率取 0.1, 变异率取 0.05, 算法的终止代数取 100 代。为了进一步模拟生物进化过程, 灾变规模取 $[0.6 \sim 0.9]$ 间的任意数。

首先比较当灾变判断条件 $D(P)$ 取固定值时对算法结果的影响。图 3 给出了当 $D(P) = 100, 10, 1$ 时适应值变化曲线和种群适应值方差变化曲线。从图 3 中可以看出, 当灾变条件 $D(P)$ 取不同的固定值时, 算法的收敛代数和灾变次数有很大不同。当 $D(P)$ 取较大值时, 算法在 20 代时已基本收敛, 但是在收敛后, 不能减少灾变次数; 当 $D(P)$ 取较小值时, 算法收敛代数较大, 甚至在进化到 50 代时还没有灾变。本文提出根据遗传代数自适应的调节灾变条件, 能够随着进化代数的增加, 逐渐减小灾变条件 $D(P)$ 的值。图 4(a) 给出了当参数 $k_1 = 150, k_2 = 0.25$ 时, 种群适应值方差变化曲线。与 $D(P)$ 取固定值相比较, 自适应调节灾变条件的方法保证了较好的收敛代数, 而且灾变次数较少, 只有 11 次 (当 $D(P) = 100$ 时, 50 代之前的灾变次数是 13)。图 4(b) 给出了在初始种群相同的情况下, SGA 和灾变遗传算法种群适应值变化曲线。对比两条曲线可以看出, 灾变遗传算法在收敛速度和最优解两方面都比 SGA 好。

分别采用双三次插值、共轭梯度算法、SGA 和本文算法恢复的图像如图 5 所示。通过对比可以发现, 本文算法在很多细节上都有改善。其细节图像如图 6 所示。从图像细节来看, 本文算法在物体边缘、整体灰度值上比其他三种方法更接近原图像。

为了进一步验证实验结果, 对多个常用标准图像经相同的处理得到 LR 图像序列, 然后分别采用不同算法进行恢复, 其 PSNR 值如表 1 所示。与双三次插值、共轭梯度算法、SGA 相比, 灾变遗传算法的平均 PSNR 值分别提高 3.46 db, 1.74 db 和 1.34 db。

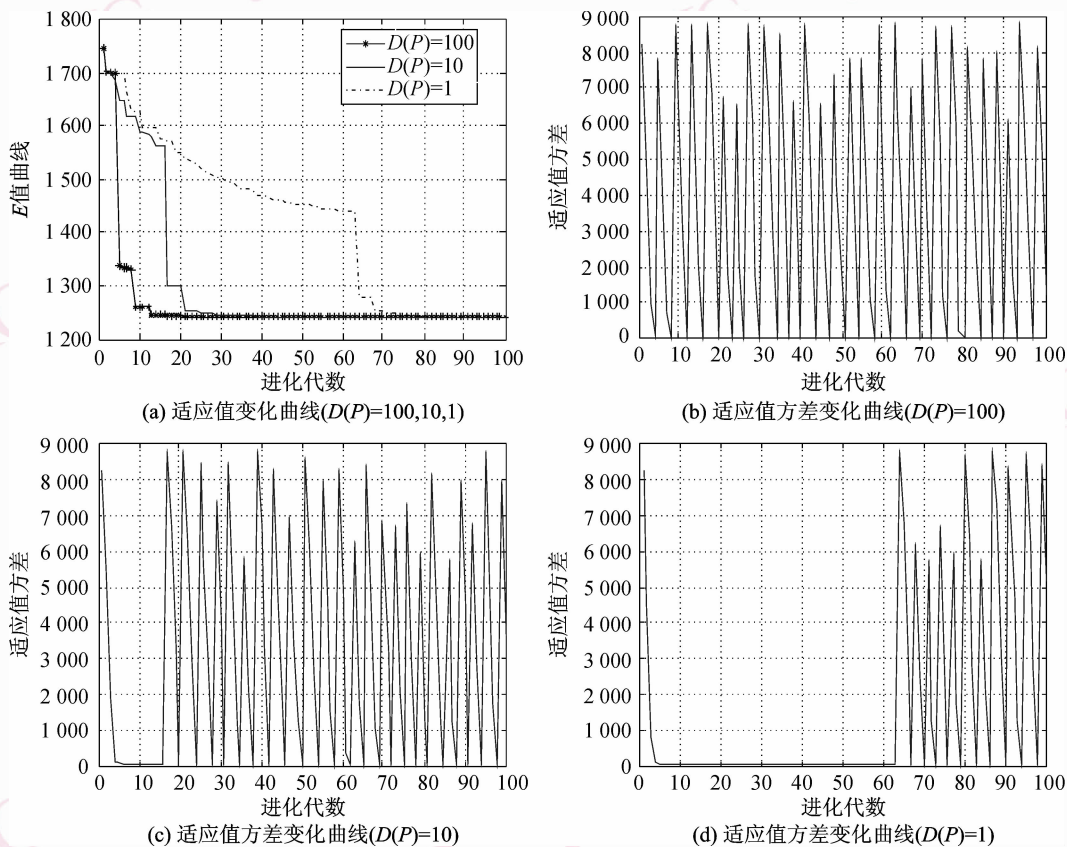


图 3 $D(P) = 100, 10, 1$ 时适应值变化及其方差变化曲线

Fig. 3 Fitness values and their standard deviations curve when $D(P)$ equals to 100, 10, 1

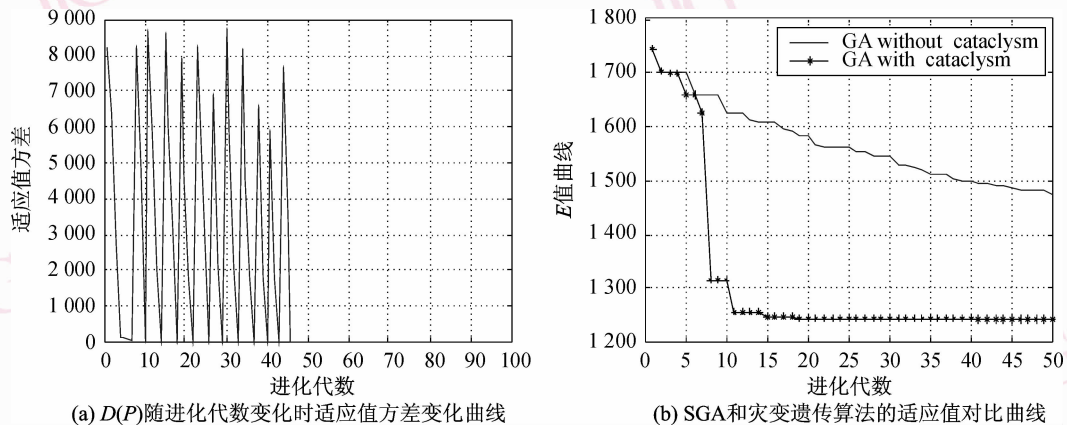


图 4 $D(P)$ 随遗传代数变化时适应值方差变化及其和 SGA 对比曲线

Fig. 4 Fitness value standard deviation of adjusting $D(P)$ according to the number of generations and comparison of SGA and CGA

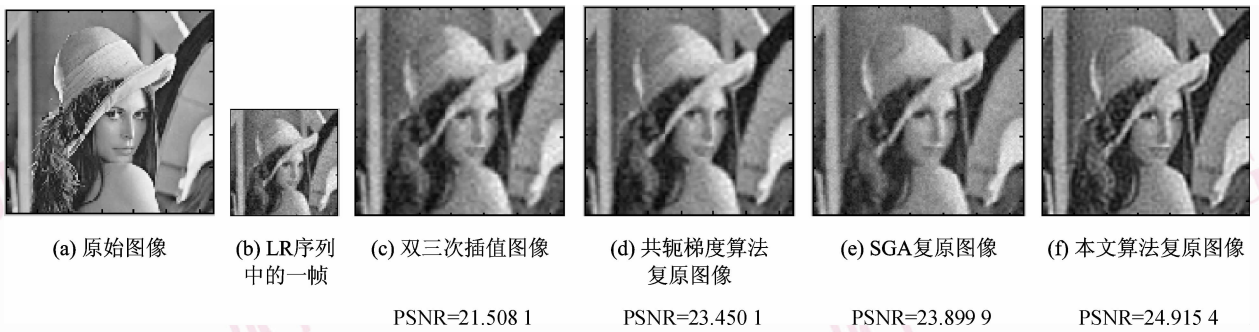


图 5 不同复原方法的效果比较

Fig. 5 Comparison of restorations with different approaches



图 6 不同复原方法的细节图像

Fig. 6 Details of restorations with different approaches

表 1 不同恢复图像方法的 PSNR

Tab. 1 PSNR of different restoration approaches

	双三次插值	共轭梯度算法 (迭代 10 次)	SGA	灾变遗传算法
barbara	19.821 8	21.183 8	21.496 2	22.279 3
cameraman	20.112 7	21.500 2	21.867 5	22.776 1
house	23.748 5	25.707 8	25.879 1	28.224 8
peppers	21.611 6	23.770 3	24.516 7	25.827 0

6 结 论

将简单遗传算法和共轭梯度算法通过灾变的方式结合,不仅可以改善简单遗传算法中群体的多样性,防止出现早熟收敛,而且可以避免共轭梯度算法迭代过程中的噪声恶化现象。此外,根据进化代数调节灾变条件,可以保证较快的收敛以及较少的灾变次数。

参考文献 (References)

1 Sun Ji-xiang. Image Processing[M]. Beijing: Science Press, 2004. [孙即祥. 图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2004.]

2 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.

3 Zhou Ming, Sun Shu-dong. Genetic Algorithm: Theory and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2002. [周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.]

4 Liu Zhi-jun, Ding Ming-yue, Zhou Cheng-ping, *et al.* A parallel genetic algorithm for image super-resolution restoration[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, **9**(1): 62-68. [刘志军, 丁明跃, 周成平等. 基于并行遗传算法的图像超分辨率复原[J]. 中国图象图形学报, 2004, **9**(1): 62-68.]

5 Liao Mei-ying, Zhang Yong-jun. Study on the effect of catalysm operator on genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2005, **41**(13): 54-56, 69. [廖美英, 张勇军. 灾变算子在遗传算法中的作用研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, **41**(13): 54-56, 69.]

6 Wu Xiao-jin, Zhu Zhong-ying. Research on diversity measure of genetic algorithms [J]. Information and Control, 2005, **34**(4): 416-422. [武晓金, 朱仲英. 遗传算法多样性测度问题研究[J]. 信息与控制, 2005, **34**(4): 416-422.]

7 Khurd P, Xing Y, Hsiao I T, *et al.* Fast preconditioned conjugate gradient reconstruction for 2D SPECT [A]. In: Proceedings of IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference [C], Norfolk, Virginia, USA, 2002, **2**: 741-745.