

# 一种新颖的基于遗传算法的正则化图像插值方法

刘志军<sup>1),2)</sup> 蔡超<sup>1)</sup> 彭晓明<sup>1)</sup> 周成平<sup>1)</sup> 丁明跃<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(华中科技大学图象识别与人工智能研究所 图像处理与智能控制国家重点实验室, 武汉 430074)

<sup>2)</sup>(浙江省邮电建设工程局, 杭州 310020)

**摘要** 传统的图像插值方法,包括零阶插值或最近邻插值、双线性插值、立方样条插值等,是先经补零疏化、后经内插滤波实现的。由于这些内插滤波器不能完成理想的低通滤波功能,传统插值图像会增加一定的虚假内容,即导致方块效应、模糊等。另外,由于内插滤波器是确定的,因而这些插值算法就缺乏利用图像本身信息的机制。为了提高插值图像的质量和增强图像的分辨率,首次提出了一种基于遗传算法的正则化图像插值方法。在该遗传算法中,编码采用实值方式,变异采用“引导”方式,适应度评价函数的正则化项采用图像质量评价的一些客观标准。最后,还分析了在遗传算法中怎样直接调整正则化系数,并将实验获得的该正则化系数应用于相同实验条件下的迭代正则化插值算法中,取得了良好效果。实验证明,该方法实用、可行。

**关键词** 图像插值 实值遗传算法 正则化 分辨率增强

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)08-0934-07

## A Novel Regularized Image Interpolation Algorithm Based on Genetic Algorithm

LIU Zhi-jun<sup>1),2)</sup>, CAI Chao<sup>1)</sup>, PENG Xiao-ming<sup>1)</sup>, ZHOU Cheng-ping<sup>1)</sup>, DING Ming-yue<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, State Key Laboratory for Image Processing & Intelligent Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

<sup>2)</sup>(Zhejiang Constructional Company of Post & Telecommunication Engineerings, Hangzhou 310020)

**Abstract** Conventional interpolation algorithms of image, such as zero-order or nearest neighbor, bilinear, cubic spline interpolation, can be analyzed in two steps: (i) upsampling by zero filling, and (ii) low-pass filtering. But ideal low-pass filtering of interpolation can not be practically achieved, which results in high-frequency artifacts in the interpolated image. On the other hand, due to the low-pass filters fixed, these algorithms fail to utilize the information of the image itself. In order to improve the quality of the interpolated image and enhance the resolution of it, a novel regularized image interpolation algorithm based on genetic algorithm is proposed in this paper. This genetic algorithm has real-valued coding, the induced mutation operator and the fitness function for evaluation containing the term of some subjective quality measures, so the convergence of the genetic searching in the solution space is very fast. Finally, we analyze how to choose the regularization parameter in the fitness function, and compare the results with that of iterative regularized interpolation algorithm. The experiments demonstrate that the proposed algorithm is practical and applicable.

**Keywords** image interpolation, real-valued genetic algorithm, regularization, resolution enhancement

## 1 引言

图像插值是图像处理中的一项基础性技术,有

着广泛的应用。传统的图像插值方法,包括零阶插值或最近邻插值、双线性插值、立方样条插值等,都是先经补零疏化、后经内插滤波实现的<sup>[1]</sup>。由于这些内插滤波器并没有完成理想的低通滤波功能,插值后

的图像增加了一定的虚假信息,会产生方块效应、模糊等各种不良效果。另外,由于内插滤波器是确定的,因而这些插值算法就缺乏利用图像本身信息的机制。

图像插值与图像分辨率紧密联系。图像分辨率不仅表征图像的物理尺寸,还表征图像的高频信息内容,而传统图像插值虽可增大图像的物理尺寸,但由于其过程是确定的,而信息是对不确定性的一种测度,因而它也就不能增加信息,或者说内插低通滤波不能增强图像的高频信息,故传统图像插值达不到增强图像分辨率的目的。于是,人们提出正则化图像插值方法和自适应图像插值方法,希望利用图像本身的信息来调整传统插值结果,以提高图像的质量,即增强图像的分辨率。

在 Jeong Ho Shin 等人提出的迭代正则化插值方法<sup>[2]</sup>中,正则化图像插值被看作是正则化图像复原<sup>[3]</sup>的特例,只是退化矩阵是确定的。他们先对图像序列帧进行融合,然后对融合后的单幅图像进行正则化插值,以增强融合图像的分辨率。实际上,如果以传统插值得到的图像矩阵为基础,让矩阵中所有像素值以自身为中心,在某个特定幅度范围内独立上下浮动,将可形成一个关于高分辨率图像的解空间。近年来,遗传算法凭其数学简单性、内在并行性和概率意义上的全局收敛性,在许多领域有着成功的应用<sup>[4]</sup>,如将其应用于二值图像复原<sup>[5]</sup>;将其拓展,用于实值图像超分辨率复原<sup>[6]</sup>。本文继续利用遗传算法在这个以传统插值图像为基础形成的高分辨率图像解空间中,寻找符合正则化条件的“最优”高分辨率图像估计。

## 2 图像插值理论模型

设  $x_c(p, q)$  表示二维空间连续图像,  $x(m, n)$  为对  $x_c(p, q)$  抽样得到的数字图像,其尺寸为  $N \times N$ ,即

$$x(m, n) = x_c(mT_v, nT_h), m, n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中  $T_v, T_h$  分别表示垂直和水平抽样间隔。当抽样间隔  $T_v, T_h$  均增大一倍时,得到的数字图像  $y(m, n)$  尺寸为  $N/2 \times N/2$  (设  $N$  为偶数),即

$$y(m, n) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 x(2m+i, 2n+j) \quad (2)$$

其中,  $m, n = 0, 1, \dots, N/2-1$ 。

上式定义了一个从高分辨率图像到低分辨率图像的下抽样过程  $H$ , 考虑到抽样噪声、量化噪声等因

素的存在,可以建立如下的离散线性空间移不变数学模型

$$y = Hx + \epsilon \quad (3)$$

其中,  $x$  表示列堆砌后的高分辨率数字图像矢量,尺寸为  $N^2 \times 1$ ,  $y$  与  $\epsilon$  分别表示列堆砌后的低分辨率图像和零均值高斯噪声图像矢量,尺寸均为  $(N/2)^2 \times 1$ 。低通滤波和下抽样的矩阵  $H$  可以写为

$$H = H_1 \otimes H_1 \quad (4)$$

其中,  $\otimes$  表示 Kronecker 积,  $H_1$  表示一维低通滤波和下抽样,矩阵尺寸为  $N/2 \times N$ ,即

$$H_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

## 3 正则化图像插值

式(3)中给定低分辨率图像  $y$  求解高分辨率图像  $x$  是一个典型的解不适定 (ill-posed) 问题,通常先转化为一个二次最小化问题,即找到高分辨率图像  $\hat{x}$  的最小解  $\bar{x}$

$$\bar{x} = \arg \min_x f(\hat{x}) \quad (6)$$

其中,

$$f(\hat{x}) = \|\epsilon\|^2 = \|y - H\hat{x}\|^2 \quad (7)$$

由  $H$  的低通性质知,直接最小化式(7),其解不稳定,所以引入正则化

$$f(\hat{x}) = \|y - H\hat{x}\|^2 + \lambda \|C\hat{x}\|^2 \quad (8)$$

其中,等式右边第 1 项表示  $\hat{x}$  与低分辨率图像  $y$  之间的保真度,第 2 项为正则化项,起平滑约束的作用,通常  $C$  为一高通滤波器,如 Laplacian 算子。 $\lambda$  为正则化系数,控制保真度和平滑项之间的平衡,据文献[7],若  $\|y - H\hat{x}\|^2$  与  $\|C\hat{x}\|^2$  的上界已知,分别为  $\sigma^2, \eta^2$ ,则可以给定

$$\lambda = \sigma^2 / \eta^2 \quad (9)$$

另外,由文献[2]知,式(7)的连续逼近解可表示为

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \beta H^T (y - H\hat{x}_k) \quad (10)$$

其中,  $\beta$  为控制收敛的迭代系数,它的取值范围参见文献[2]。同理,可以得到式(8)的连续逼近解为

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \beta (H^T y - (H^T H + \lambda C^T C) \hat{x}_k) \quad (11)$$

式(11)就是文献[3]中所述的迭代形式的正则化图像插值方案。

## 4 遗传算法在正则化图像插值中的应用

### 4.1 图像的编码、种群初始化和适值函数

#### 4.1.1 图像的编码

设图像矢量  $\hat{x} = \{x_i, 1 \leq i \leq N^2\}$  为一个染色体, 则其基因就是该矢量的各个元素  $x_i$ , 假定  $x_i$  为 0~255 之间的整数(8bits 图像)。

#### 4.1.2 种群初始化

设  $y$  的传统插值图像为  $x_y$ , 则以  $x_y$  为基础, 其每个像素以自身像素值为中心, 在某个范围内上下随机浮动一个值, 即  $(1 \leq i \leq N^2)$

$$\hat{x}_y = P(x_y + I) \quad (12)$$

其中,

$$I = \{[\alpha_1 \delta_1 \sigma], \dots, [\alpha_i \delta_i \sigma], \dots, [\alpha_{N^2} \delta_{N^2} \sigma]\},$$

$$P(x_i) = \begin{cases} 0, & \text{若 } x_i < 0 \\ 255, & \text{若 } x_i > 255 \\ x_i, & \text{其他} \end{cases}$$

式中,  $\hat{x}_y$  为浮动后得到的图像矢量, 函数  $P$  用于界定像素值的已知最大范围; 矢量  $I$  中  $\delta_i$  为  $[-1, 1]$  上的均匀随机数; 对应各  $x_i$  位置, 若其数据可靠, 则  $\alpha_i = 1$ , 若不可靠, 则取  $\alpha_i > 1$ , 如  $\alpha_i = 1.5$ , 这里规定: 因插值而增加的像素点  $x_i$  不可靠, 直接继承的像素点  $x_i$  可靠;  $\sigma$  为上下浮动幅度, 其值根据图像的特性具体取定;  $[\cdot]$  为中心取整运算。这样, 对  $x_y$  进行若干次随机浮动, 即得到若干个新的图像染色体  $\hat{x}_y$ , 它们与  $x_y$  一起即构成一个初始种群。

#### 4.1.3 适应度函数 $E$

适值函数  $E$  是评价图像矢量好坏的标准。由式(6),  $f(\hat{x})$  值越小,  $\hat{x}$  越好, 规定:  $E = f(\hat{x})$ , 故可以将式(7)和式(8)作为适应度函数  $E_1, E_2$ , 即

$$E_1(\hat{x}) = \|y - H\hat{x}\|^2 \quad (13)$$

$$E_2(\hat{x}) = \|y - H\hat{x}\|^2 + \lambda \|C\hat{x}\|^2 \quad (14)$$

受适应度函数概念的启发, 结合一些图像质量的客观评价标准, 又定义了如下的适应度函数:

$$E_3(x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda U(x) \quad (15)$$

$$E_4(\hat{x}) = \|y - H\hat{x}\|^2 + \lambda/V(\hat{x}) \quad (16)$$

其中,  $U(x)$  为图像的总差异(total variation)<sup>[8]</sup>, 为书写简单, 列出连续图像  $u(s, t)$  的总差异为

$$U(u) = \int |\nabla u| du = \iint \sqrt{u_s^2 + u_t^2} ds dt \quad (17)$$

$V(x)$  表示图像的熵, 即

$$V(x) = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij} \log p_{ij} \quad (18)$$

其中,

$$p_{ij} = x(i, j) / \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} x(i, j)$$

### 4.2 遗传算子

#### 4.2.1 选择

采用“精英保留”(elitist model)选择方案: 对一个保持  $q$  个个体不变的种群  $\Psi$ , 经过上代遗传操作后有  $p$  个个体 ( $p > q$ ), 其  $p$  个个体按  $E$  值从小到大排序假设为  $\Psi = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_i, \hat{x}_{i+1}, \dots, \hat{x}_q, \hat{x}_{q+1}, \dots, \hat{x}_p\}$ , 则选择运算后种群为  $\Phi = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_i, \hat{x}_{i+1}, \dots, \hat{x}_q\}$ ; 同时规定: 只有  $\hat{x}_{i+1}, \dots, \hat{x}_q$  中的个体才能被随机选中参与交叉、变异运算产生新个体 ( $t \geq 2$ , 一般取  $t = 2$ )。这些新个体与  $\Phi$  一起构成下代新种群<sup>[4]</sup>。

#### 4.2.2 交叉

2 个染色体矢量  $\hat{x}_1, \hat{x}_2$  交叉后得到  $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2$  (设随机选择的交叉点为  $x_i$ ), 即

$$\text{交叉前: } \hat{x}_1 = [x_1^{(1)}, \dots, x_{i-1}^{(1)}, x_i^{(1)}, x_{i+1}^{(1)}, \dots, x_{N^2}^{(1)}]$$

$$\hat{x}_2 = [x_1^{(2)}, \dots, x_{i-1}^{(2)}, x_i^{(2)}, x_{i+1}^{(2)}, \dots, x_{N^2}^{(2)}]$$

$$\text{交叉后: } \tilde{x}_1 = [x_1^{(1)}, \dots, x_{i-1}^{(1)}, x_i^{(2)}, x_{i+1}^{(1)}, \dots, x_{N^2}^{(1)}]$$

$$\tilde{x}_2 = [x_1^{(2)}, \dots, x_{i-1}^{(2)}, x_i^{(1)}, x_{i+1}^{(2)}, \dots, x_{N^2}^{(2)}]$$

#### 4.2.3 变异

基于整体变异有 2 种不同方案, 前面种群初始化时, 实际使用的就是“随机变异”方案。这里使用另外一种更有效的所谓“引导变异”, 即基于迭代处理的变异。实际上, 式(10)就是一种现成的变异方案, 用双线性插值算子代替  $H^T$ , 改造后的算子形式为

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \beta B(y - D\hat{x}_k) \quad (19)$$

式中,  $\hat{x}_k, \hat{x}_{k+1}$  分别表示变异前与变异后的染色体矢量,  $B$  为双线性插值算子,  $D$  为式(2)表示的下抽样算子。值得一提的是, 式(11)同样也可改造成迭代变异算子, 但存在正则化参数的选择问题, 为避免变异算子复杂化, 这里没有选用。

### 4.3 算法流程

遗传算法应用于正则化图像插值的详细步骤如下:

- (1) 基于传统插值图像  $x_y$  进行种群初始化。
- (2) 计算种群中染色体的适应度值  $E$ 。
- (3) 选择, 并判断是否运行到预定代数, 是则终止, 否则继续。
- (4) 交叉。

(5) 变异,转第 2 步。

### 5 实验结果与分析

为了评价算法的有效性,假设原分辨率图像  $x$  已知,则可以比较传统插值图像  $x_y$  和正则化插值图像与  $x$  的差异,将其定义为信噪比改善 (ISNR)

$$ISNR = 20 \log_{10} \frac{\|x - x_y\|_2}{\|x - \hat{x}_c\|_2} \quad (20)$$

其中,  $\hat{x}_c$  为正则化插值图像。

#### 5.1 实验 1

对分辨率为  $63 \times 85$  的原图像  $x$  进行下抽样,并加入零均值的高斯噪声得到图像  $y$ ,其分辨率为  $32 \times 43$ ,如图 1 所示。值得一提的是,当用算子代替理论描述中的矩阵相乘时,处理图像的分辨率可以不局限于  $N \times N$ 。

实验时,基于  $y$  的双线性插值图像  $x_y$  进行种群初始化,浮动幅度  $\sigma$  取图像的统计标准差,种群的个体总数取 20,交叉率取 0.1;变异率取 0.05,  $\beta$  取 1,算法终止代数设为 200 代。



图 1 实验准备图像

首先比较各适应度函数对算法结果的影响,并导出实验获取正则化  $\lambda$  参数的方法。当  $E_1$  作为适应度函数时,由图 2(a)、(b)所示(其中横轴表示代数,

纵轴分别表示 ISNR 和  $E$  值),可以看到虽然  $E$  值曲线收敛,但 ISNR 曲线剧烈振荡,且结果图像的质量一般会下降,其原因是  $E_1$  没有正则化项,解不能稳定(严格说此时的结果不能叫正则化插值结果)。当  $E_2 \sim E_4$  作为适应度函数时,存在  $\lambda$  的取值问题。以  $E_2$  为例,图 2 给出了  $\lambda=0, 0.001, 0.01, 0.1$  时,正则化插值算法的 4 种效果。若  $\lambda$  过小,算法收敛过慢(当  $\lambda=0$  时,  $E_2=E_1$ ,如图 2(a)、(b)所示);若  $\lambda$  过大,正则化项值过大,算法易限于局部最小,使搜索失败(如图 2(g)、(h)所示)。

可见,  $\lambda$  的取值直接影响算法的结果。由图 2 (b)、(d)、(f)知,算法运行结束时,可得到适应度函数  $E$  的初始最大值  $E_{max}$  和  $E$  收敛时的最小值  $E_{min}$ 。且函数  $E$  收敛时,保真度项  $\|y - H\hat{x}\|^2 \approx 0$  (图 2 (b)),正则化项  $\lambda \|C\hat{x}\|^2 \approx E_{min}$  (图 2(d)、(f))。实验还发现,算法运行中相对于  $\|y - H\hat{x}\|^2$  的值的变化,  $\lambda \|C\hat{x}\|^2$  的值基本保持稳定,则  $\|y - H\hat{x}\|^2$ 、 $\|C\hat{x}\|^2$  的上界可分别近似为  $\sigma^2 \cong (E_{max} - E_{min})$ ,  $\eta^2 \cong E_{min}/\lambda$ , 定义

$$\tau_\lambda \stackrel{def}{=} \sigma^2 / (\lambda \eta^2) \cong (E_{max} - E_{min}) / E_{min} \quad (21)$$

表 1~表 3 分别列出了  $E_2 \sim E_4$  作为适应度函数时的实验数据。规定:当  $E_{min} \approx 0$  时,  $\tau_\lambda = \infty$ 。表中,收敛代数表示当运行到该代数时,遗传算法收敛。

表 1  $E_2$  作为适应度函数时的实验数据

	$\lambda$						
	$10^{-7}$	$10^{-6}$	$10^{-5}$	$10^{-4}$	0.001	0.01	0.1
$\tau_\lambda$	$\infty$	$\infty$	$\infty$	$\infty$	45	6	-
ISNR(dB)	1.3364	1.3364	1.3364	1.3364	1.3385	1.3874	0
收敛代数	185	145	124	98	63	24	-

表 2  $E_3$  作为适应度函数时的实验数据

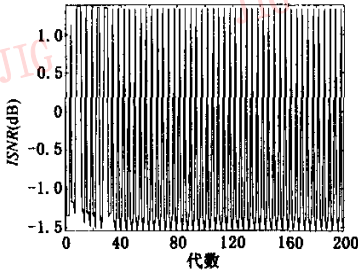
	$\lambda$								
	$10^{-5}$	$10^{-4}$	0.001	0.01	0.1	1.0	2.0	4.0	8.0
$\tau_\lambda$	$\infty$	$\infty$	$\infty$	450	30	10	5	2.2	1.8
ISNR(dB)	1.3364	1.3364	1.3364	1.3364	1.3368	1.3586	1.3874	1.3633	1.1371
收敛代数	185	145	125	108	80	54	24	18	8

表 3  $E_4$  作为适应度函数时的实验数据

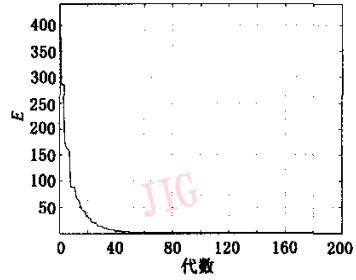
	$\lambda$						
	1	10	100	1000	$10^4$	$10^5$	$10^6$
$\tau_\lambda$	$\infty$	$\infty$	100	7	1.6	$\approx 1$	$\approx 1$
ISNR(dB)	1.3364	1.3364	1.3364	1.3364	1.3411	1.3586	1.1371
收敛代数	185	178	125	106	82	35	18

表 1~表 3 的实验数据表明,当调整  $\lambda$  使  $\tau_\lambda$  满足  $3 < \tau_\lambda < 10$  时,  $E_2$ 、 $E_3$  作为适应度函数时算法收

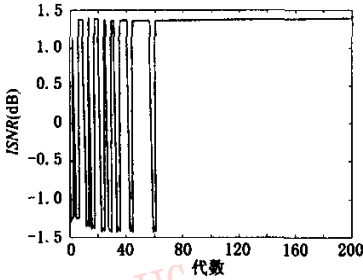
敛快,且结果图像质量好,这与关于  $\lambda$  的分析基本吻合,但该范围对  $E_4$  不适用。这是因为  $E_2$ 、 $E_3$  的正则化项反映图像高频信息,而  $E_4$  的正则化项反映图像总体信息,是不同的测度。值得一提的是,若  $\tau_\lambda$  的该取值范围能进一步得到大量实验的证实,则反过来,只要预先设定该范围内  $\tau_\lambda$  值,通过该  $\tau_\lambda$  自适应调整  $\lambda$ ,就可自动获得一个最佳结果图像,即算法将是封闭的。



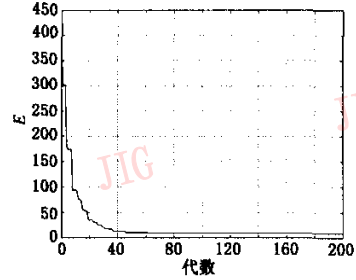
(a) ISNR 曲线,  $\lambda=0$



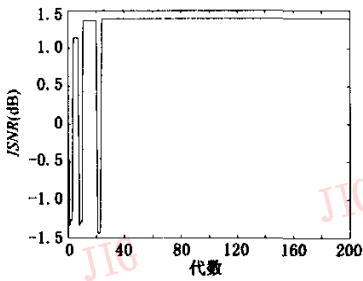
(b) E 值曲线,  $\lambda=0$



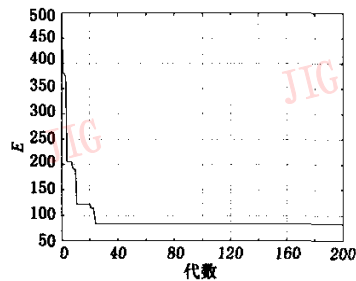
(c) ISNR 曲线,  $\lambda=0.001$



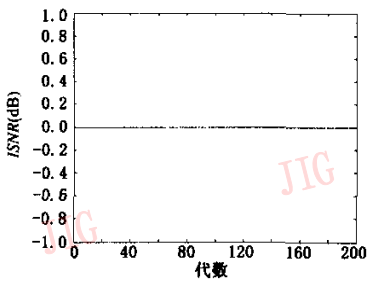
(d) E 值曲线,  $\lambda=0.001$



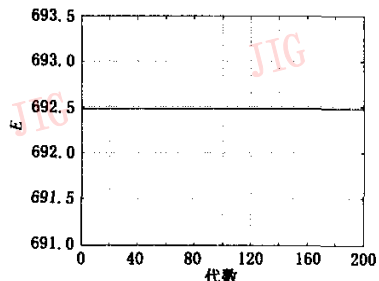
(e) ISNR 曲线,  $\lambda=0.01$



(f) E 值曲线,  $\lambda=0.01$



(g) ISNR 曲线,  $\lambda=0.1$



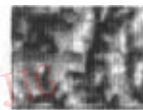
(h) E 值曲线,  $\lambda=0.1$



(i)  $\lambda=0$   
ISNR = -1.5368



(j)  $\lambda=0.001$   
ISNR = 1.3385



(k)  $\lambda=0.01$   
ISNR = 1.3874



(l)  $\lambda=0.1$   
ISNR = 0 (即  $x_y$ )

图 2  $E_2$  作为适应度函数,  $\lambda=0, 0.001, 0.01, 0.1$  时的曲线及结果图像

## 5.2 实验 2

选用实际图像,分辨率为  $128 \times 128$  的 Lena 图像为  $y$  进行实验(图 3(a))。其双线性插值图像为  $x$ , (图 3(b))。使用  $E_3$  作为适应度函数,调整正则化参数  $\lambda$  使  $\tau_\lambda=6$ (得到  $\lambda=5.0$ ),其结果如图 3(c)所示。运用式(11)求解,因正则化参数需要另外计算,且计

算复杂,这里利用前面的  $\lambda$  值,即  $\lambda=5.0$ ,迭代次数为 20,所得结果如图 3(d)所示,可见当使用本文方法给定的正则化参数时,迭代正则化图像插值算法也能取得很好的结果,这间接证明了通过实验的方法获取正则化参数是正确的。



图 3 真实图像实验结果

## 5.3 算法计算量分析

遗传算法是一个应用型较强的算法。从算法设计上讲,“引导变异”与“随机变异”相比,它能“引导”遗传算法的搜索沿着图像迭代寻优的方向进行,减少了算法循环次数(即代数),大大加快了算法的收敛。考察每一代的计算量,它包括产生新个体的计算量和评价这些新个体的计算量,而后者是主要的计算量。在前述实验中,除初始化,每一代只需要计算 3 个新个体的适应度值,若终止代数为 200 代,则最多需要计算 600 个新个体的适应度值。固本文算法的计算量完全是可控的。

## 6 结 论

正则化图像插值是正则化图像复原的特例,拥有图像复原同样的正则化理论基础。基于遗传算法的正则化图像插值是一种增强图像分辨率的新方法,在该遗传算法中,编码采用实值方式;变异采用“引导”方式,结合了迭代图像处理的优势;适应度函数利用正则化项可直接利用图像质量评价的客观标准,来保证结果图像的质量。另外,与直接使用迭代正则化相比,本文方法的最大优势是可通过实验的方法来调整正则化参数,使算法更易搜索到最佳图像估计。因此本文方法实用、可行。

Jersey: Prentice Hall, 1995.

- Jeong H-S, Jung H-J, Joon K-P. Regularized iterative image interpolation and its application to spatially scalable coding[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 44(3): 1042~1047.
- Katsaggelos A K. Iterative image restoration algorithms[J]. Optical Engineering, 1989, 28(7):735~748.
- 玄光男(日),程润伟著. 遗传算法与工程设计[M]. 汪定伟,唐加福等译,北京:科学出版社,2000.
- Chen Y-W, Nakao Z, Xue F, et al. A parallel genetic algorithm for image restoration [A]. In: Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition[C], Vienna, Austria, 1996, 3(4):694~698.
- 刘志军,丁明跃,周成平等. 基于并行遗传算法的图象超分辨率复原[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(1):62~68.
- Moon G-K, Katsaggelos A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(5):594~602.
- Vogel C R, Oman M E. Fast, robust total variation-based reconstruction of noisy, blurred images[J]. IEEE Transaction on Communications, 1998, 7(6):813~824.

刘志军 1977 年生。1999 年于杭州电子科技大学通信工程系获学士学位,现为华中科技大学图像识别与人工智能研究所硕士研究生。主要研究方向为数字图像和视频处理、计算机视觉。  
E-mail: elizhijun@sina.com

## 参 考 文 献

- Tekalp A M. Digital Video Processing[M]. Engelwood, New



**蔡超** 1971年生。讲师。1994年于曲阜师范大学获学士学位,1997年于华中理工大学(现为华中科技大学)获硕士学位,现为在职博士生。主要研究方向为小波分析、图像匹配、目标识别与跟踪、数据可视化等。



**彭晓明** 1974年生。2000年于中国科学院光电技术研究所获工学硕士学位,现为华中科技大学图像识别与人工智能研究所博士研究生。主要研究方向为图像处理、图像融合和目标识别等。



**周成平** 1957年生。副教授。主要研究方向为图像处理、计算机视觉、任务规划等。已发表学术论文40余篇。



**丁明跃** 1961年生。教授、博士生导师。1988年毕业于华中理工大学电子与信息工程系,获工学博士学位。研究方向为图像处理与分析、计算机视觉及应用、医学图像处理 and 任务规划等。已发表学术论文100多篇。