

文章编号:1001-9081(2011)05-01230-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.01230

粗糙自适应遗传算法在图像恢复中的应用

李丽娟, 阳琼

(湖南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410082)

(ouy.625@163.com)

摘要:针对简单遗传算法(SGA)在图像恢复应用中寻求匹配近似解时,存在匹配度低及匹配值差异较大,导致很难得到所需近似解的问题,设计了一种新的图像恢复方法。该方法采用的方案是将简单遗传算法与粗糙自适应算法相结合,按照匹配数值对SGA在其搜索解空间所得匹配近似解进行明暗标记分类,然后按照粗糙自适应模型进行相应地分类处理,以增强图像恢复算法的鲁棒性。通过与逆滤波、维纳滤波和简单遗传算法的对比实验表明,粗糙自适应遗传算法(RAGA)能更好地保留图像边缘及提高峰值信噪比值。

关键词:粗糙自适应模型; 遗传算法; 算子优化; 图像恢复; 适应度函数

中图分类号: TP751.1; TP391.41 文献标志码:A

Application of rough adaptive genetic algorithm for image restoration

LI Li-juan, YANG Qiong

(School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: As for the Simple Genetic Algorithm (SGA) in the image restoration application, a new method was proposed to deal with the problem of low matching degree and different matching values, which could make it difficult to obtain the required solutions. This method sorting the matching value into two types of light and shade from the searching solution space was composed by the SGA and the Rough Adaptive Algorithm (RAA). Then in order to enhance the robustness of image recovery algorithm, the two types were dealt with respectively by the rough adaptive model on the basis of the sorting value. Compared with the inverse filter, Wiener filter and SGA, the proposed method has better image edge and higher PSNR.

Key words: Rough-Adaptive model; Genetic Algorithm (GA); operator optimum; image restoration; fitness function

目前已提出的典型图像恢复方法如逆滤波恢复方法、维纳滤波方法及最大熵恢复方法等,大都需要假设退化图像既满足广义平稳条件,又满足正约束条件,大大限制了其实际应用效果。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种抽象于生物进化过程的优化算法,依据自然选择和生物遗传机制,在具体操作过程中没有过多约束,同时其将要解决的问题视为一个随机环境,再从该环境中随机产生出个体来构成群体,其优化的过程就是群体繁衍、变异、遗传的指导性过程,因而可保证搜索过程向更优化的方向发展^[1-2]。

遗传算法又是一种智能信息处理的全局优化搜索算法,能有效地适应图像处理中的非线性本质,解决图像恢复中的非线性难题,因此可以在复杂的非线性多维数据空间上进行快速有效的操作,且不需要知道图像先验知识,该算法现在已经被广泛应用于图像分析和处理中^[3]。但是利用简单遗传算法(Simple Genetic Algorithm, SGA)进行图像恢复处理时,需将搜索到的近似解作为最优解,而对于近似解的匹配度较低甚至完全不匹配时,会降低算法的恢复效果。针对简单遗传算法这一不足之处,提出了一种粗糙自适应遗传算法,同时对简单遗传算法的三大算子进行优化处理,以提高算法的整体执行效能。

1 基于SGA的退化图像恢复

1.1 图像的编码

在简单遗传算法的实验中,采用二维染色体的二进制编码,一幅图像用一个矩阵表示,矩阵中的元素位置对应图像上

像素的位置,矩阵元素的值对应像素点上的像素值。本文应用简单遗传算法对两测试图(256×256)进行相应的实验操作。

1.2 适应度函数

适应度是对解的质量的一种度量,在本实验中根据图像退化模型与图像恢复模型,取每个个体(染色体)的适应度函数为:

$$\Phi(\hat{f}_i) = \|g - h * \hat{f}_i\|^2 \quad (1)$$

其中: \hat{f}_i 为个体*i*代表的推测恢复图像; g 为观测到的退化图像; h 为退化过程; $*$ 表示卷积。由式(1)可得退化图像的恢复过程,可以视为求解 $\Phi(\hat{f}_i)$ 值的最小化过程。因此,图像的恢复处理过程转化为遗传算法的寻优过程。

1.3 遗传算子

1.3.1 选择算子

设 H 为任意一个染色体, P 表示*t*时刻染色体 H 出现的概率,每个染色体根据其适应度值进行选择,个体适应度越大,则选中的概率就越大,也即由它产生下一代个体的机会就越多,但此时也易产生过早收敛的情形。本实验采用基于模拟退火遗传算法中的选择机制^[4],利用保持种群的多样性策略来预防过早收敛情形。在处理过程中,设当前代的适应度值为 φ^{t+1} ,变动的阈值为上一代适应度值 φ^t ,以确保所得当前一代的适应度值至少不比上一代低,即当 $\varphi^{t+1} > \varphi^t$ 时,不必选择新个体;否则,以一定概率 P 选择新个体。函数表达式为:

$$P = \exp((\varphi^{t+1} - \varphi^t)/T) \quad (2)$$

收稿日期:2010-11-16;修回日期:2011-01-28。

作者简介:李丽娟(1958-),女,湖南长沙人,教授,主要研究方向:数字图像处理、模式识别、网络信息安全; 阳琼(1984-),男,湖南长沙人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别。

其中: T 为控制参数, P 为选择算子的操作概率。

1.3.2 交叉算子

交叉算子操作是指将两条染色体的相同位置上基因进行互换。该操作是遗传算法的关键操作之一,更是子代新个体的主要来源。在本实验中采用算术交叉,即由两个个体的线性组合来产生子代。设两个个体 X_A^t, X_B^t 进行算术交叉,则可得交叉运算后所产生的两个新个体为:

$$\begin{cases} X_B^{t+1} = \alpha X_A^t + (1 - \alpha) X_B^t \\ X_A^{t+1} = \alpha X_B^t + (1 - \alpha) X_A^t \end{cases} \quad (3)$$

其中: α 为一个概率参数, X_A^{t+1} 与 X_B^{t+1} 分别表示 X_A^t 与 X_B^t 进行交叉操作后产生的两个新个体。

1.3.3 变异算子

变异算子操作是指将种群中染色体的某一基因值进行突变。在该变异算子操作过程中,设个体 $f^t = (f_1, f_2, \dots, f_n)$,其中元素 f_k 被随机选为变异对象。在 $f_k \in [L_k, U_k]$ 域,变异结果为:

$$f'^{t+1} = (f_1, f_2, \dots, f'_k, \dots, f_n); k \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (4)$$

对 $f_k \in [L_k, U_k]$ 而言,令 y 的值为:

$$y = \begin{cases} U_k - f_k, & \text{rand} = 0 \\ f_k - L_k, & \text{rand} = 1 \end{cases} \quad (5)$$

且有:

$$f'_k = \begin{cases} f_k + \Delta(t, U_k - f_k), & \text{rand} = 0 \\ f_k - \Delta(t, f_k - L_k), & \text{rand} = 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中函数 $\Delta(t, y)$ 返回区间 $[0, y]$ 内的一个值,其取值函数如式(7)所示:

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1-t_{max})b}) \quad (7)$$

其中: r 是区间 $[0, 1]$ 中的随机数, t 是群体的即时代数, t_{max} 是最大代数, b 为概率参数。

1.3.4 三大遗传算子的执行顺序

在简单遗传算法中,其三大遗传算子执行顺序见图1。

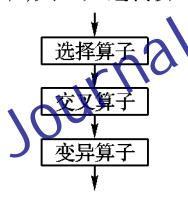


图1 三大遗传算子的执行顺序

其中每一个算子都要进行一次操作,这3步的操作占用了整个算法的大部分时间。因此,优化处理三大算子的执行将有助于提高算法的整体执行效率^[5]。

2 改进的遗传算法

在生物进化过程中,由于环境巨变如超新星爆发、外星撞击地球、地球磁极倒转、大规模火山爆发等事件,会造成大量物种或个体面临优胜劣汰的自然选择。而不同物种及个体会体现出不同适应度,即有的适应度较高,有的适应度偏低^[6]。粗糙自适应遗传算法就是基于这样一种有差别适应度的自然选择过程,依据不同适应度进行分类,再结合粗糙自适应算法进行分类优化处理,以保持全局最优解。

2.1 三大遗传算子的优化处理

文献[7~8]中已提出将选择算子、交叉算子、变异算子三者并列操作的改进方法,相对于图1操作明显优化了三大算子的执行方式。但由于其需要借用一个判断函数来决定具体执行哪一算子,且该函数需在三大算子之间进行3次比较,该过程中对于变异算子与交叉算子的区别相对容易,而对于

选择算子与交叉算子、变异算子的比较操作具有一定的复杂度,使得所花费的时间剧增。通过对遗传算法三大算子的性能分析比较^[9~10],可知交叉算子和变异算子的操作概率均较小,对此本文提出了一种整体性能更优的处理流程见图2。

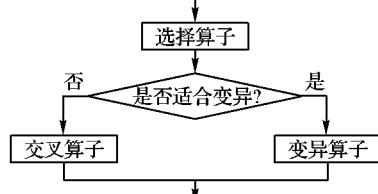


图2 三大遗传算子优化后的处理流程

2.2 粗糙自适应算法

采用图2所示的简单遗传算法进行图像恢复时,同样需要在被搜索解空间寻求匹配近似解,仍存在着匹配度较低甚至完全不匹配情形,降低了遗传算法的图像恢复性能,对此,本文提出了鲁棒性更强的粗糙自适应遗传算法。

该方法以简单遗传算法所得近似匹配值为判断依据,对于任意一个待处理像素块,其周围都有8个相邻块,且设8个目标处理块与8个原处理块的匹配度为 i ($0 \leq i \leq 8$),再根据*i*值,将从简单遗传算法所得的近似解分为 $i = 0, 1 \leq i \leq 3$ 与 $4 \leq i \leq 8$ 这3个区间。为了更好地增强图像的恢复效果,针对不同区间应用粗糙自适应模型的相应处理函数如式(8)所示。

$$\hat{R}_s = \begin{cases} C_{ave}, & i = 0 \\ a * C_{ave} + b * \sum_1^i \frac{1}{i} P_i, & 1 \leq i \leq 3 \\ R_s, & 4 \leq i \leq 8 \end{cases} \quad (8)$$

其中: \hat{R}_s 表示通过粗糙自适应遗传算法所得的最优解, R_s 表示通过简单遗传算法所得的近似最优解, C_{ave} 表示处理块周围8个相邻块的像素均值, i 表示匹配块的个数, P_i 表示所能匹配的第*i*个像素块的值, a 与 b 都是概率参数(本实验中取 $a = 0.2, b = 0.8$)。

2.3 粗糙自适应遗传算法执行步骤

本文算法采用粗糙自适应算法与优化后的SGA相结合,具体执行步骤如下所示。

第1步 初始化与编码。令当前的迭代次数为 t ,赋初值为0,且将退化图像待理解空间映射到编码空间。

第2步 确定适应度函数。根据图像退化模型与图像恢复模型,取适应度函数 $\Phi(\hat{f}_i) = \|g - h * \hat{f}_i\|^2$,从而图像恢复处理过程转变为算法的寻优过程。

第3步 对遗传迭代次数 t 与所得当前解进行判断。当遗传迭代次数 t 小于最大迭代次数 t_{max} ,且所得当前近似最优解的匹配值小于4时,则进行第4步操作;否则转至第5步进行处理。

第4步 遗传算子的优化操作。从当前已有的群体中选择 n 对个体作为父本,判断该群体是否满足变异条件,若满足则进行变异操作;否则进行交叉操作。完成后再转至第3步进行判断。

第5步 粗糙自适应模型分类处理。对当前所得近似解的匹配值 i 进行分类处理,当小于等于3时,则转至第6步操作;否则转至第7步操作。

第6步 分类处理。针对输入解应用粗糙自适应模型进行操作。

第7步 输出最优解。

该算法流程如图 3 所示。

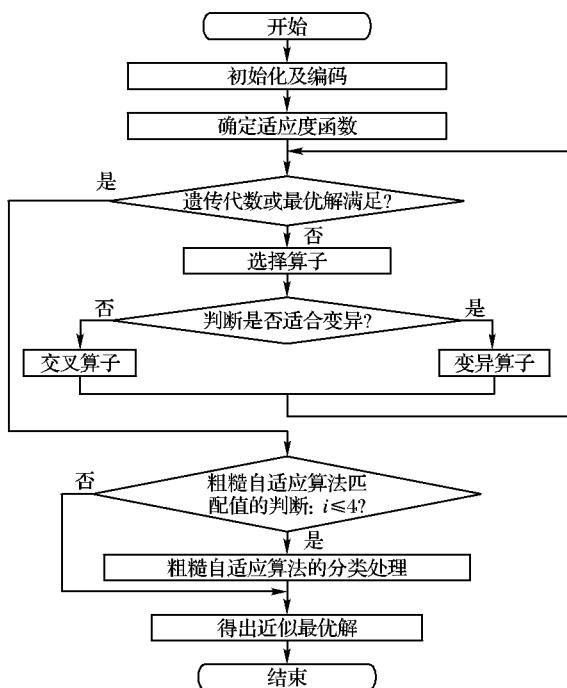


图 3 粗糙自适应遗传算法流程

3 实验与结果分析

为了评价算法的有效性,采用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio,PSNR)来衡量图像质量提高情况。其中峰值信噪比的定义如式(9)所示:

$$PSNR = 10 \lg(255^2 / MSE) \quad (9)$$

其中:MSE 为均方误差(Mean Squared Error,MSE),其定义如式(10)所示。

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_a(i, j) - f_b(i, j))^2 \quad (10)$$

其中:M 和 N 分别代表图像的尺寸为 M 行与 N 列, $f_a(i, j)$ 和 $f_b(i, j)$ 分别代表原始图像和恢复图像在第 i 行与第 j 列的强度分量。

本实验采用的是 256×256 的原始图,其退化图像是经过 6 次微位移操作和 3×3 的均匀模糊算子加权和,以及降采样后加入椒盐噪声(方差为 0.001)所得。选取逆滤波、维纳滤波和简单遗传算法作为对照实验,不同恢复算法处理效果如图 4 所示。

针对两测试图的退化图像,4 种恢复算法处理后的 PSNR 如表 1 所示。

表 1 不同恢复算法的 PSNR dB

算法	Lena 图	Girl 图
退化图像	26.802	26.287
逆滤波算法	27.056	26.941
维纳滤波算法	28.024	27.602
SGA	28.955	28.730
本文算法	30.023	29.908

通过实验数据与图像处理效果可知,逆滤波、维纳滤波、SGA 及本文算法的图像恢复效果逐渐增强。针对 Lena 与 Girl 两退化测试图,在逆滤波与维纳滤波这两类经典算法处理后,图像的 PSNR 值分别平均提高 0.4545 dB 与 1.2685 dB;而 SGA 的 PSNR 分别提高了 2.1530 dB 与 2.4435 dB,显然与

逆滤波和维纳滤波算法相比,SGA 有了较大的改进。与逆滤波算法、维纳滤波算法及 SGA 相比,本文算法的 PSNR 分别平均提高了 2.9660 dB、2.1525 dB 和 1.1230 dB,并且从图像细节可知,本文算法在图像边缘、整体灰度值上比其他 3 种算法更加接近原图像。

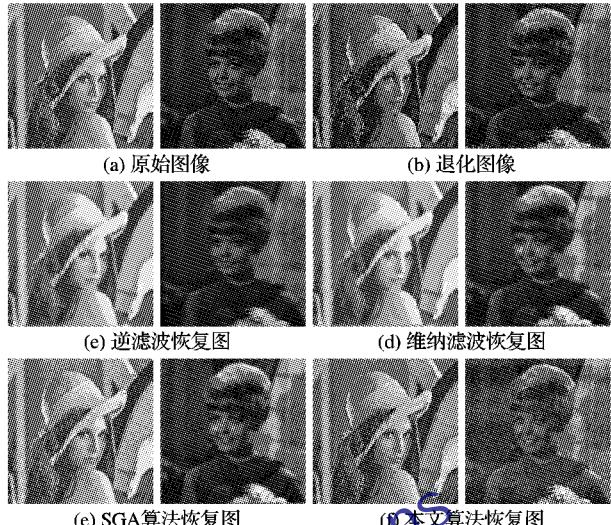


图 4 不同恢复算法的效果比较

4 结语

本文对图像恢复问题进行了分析研究,将其恢复过程转变为匹配最优化求解过程,构建了基于遗传算法的粗糙自适应模型,采用分类处理方式,通过有效性分析与实验结果可知该算法能更好地提升恢复图像的视觉效果与峰值信噪比值,彰显出良好的应用价值。同时,由于本文算法是基于匹配最优化原理,为其他工程应用领域中匹配最优化问题提供了一种求解方案,同样具有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] 田莹,苑玮琦.遗传算法在图像处理中的应用[J].中国图象图形学报,2007,12(3):1-5.
- [2] 刘万军,黄杨波,丁鹏.基于单亲遗传算法的拣选作业优化研究[J].计算机应用,2010,30(3):1-4.
- [3] 徐立中,李士进,石爱业.数字图像的智能处理[M].北京:国防工业出版社,2007:49-96.
- [4] 李铁,王航宇,王宏军.目标表面 BRDF 统计建模中的遗传模拟退火算法[J].量子电子学报,2008,25(4):1-4.
- [5] 朱策,杨小帆,陈静.一种新的图像恢复遗传算法[J].计算机应用,2006,26(6):1-3.
- [6] 马成,马立勇.基于灾变遗传算法的超分辨率图像恢复[J].中国图象图形学报,2009,14(8):1-7.
- [7] CAO YI, WANG ZHANGXUAN, LV YINGHUA. Genetic algorithm based parameter identification of defocused image [C]// Proceedings of International Conference on Computer Science and Information Technology. Washington, DC: IEEE, 2008: 439-442.
- [8] NAKAMA T. Theoretical analysis of genetic algorithms in noisy environments based on a Markov model [C]// Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM Press, 2008: 1001-1008.
- [9] 聂笃宪,袁利国,文有为.应用粒子群优化算法选择正则化参数[J].计算机工程与应用,2009,45(12):1-3.
- [10] 岳嵌,冯珊.遗传算法的计算性能的统计分析[J].计算机学报,2009,32(12):1-4.