

医学内窥镜图象的遗传恢复算法

徐立中 杨锦堂

(河海大学电气工程学院, 南京 210098)

摘要 遗传算法是一种软计算方法,它作为一种新的全局优化搜索算法用于图象处理,是一种具有发展潜力的智能信息处理方法.对于利用遗传算法处理灰度图象来说,由于其数据量和计算量很大,并且传统遗传算法存在“过早收敛”的问题,使得图象恢复质量不理想.该文针对医学内窥镜摄取的图象纹理和病灶特征,设计了一种新的二维染色体编码方法,并将模拟退火和遗传算法相结合的算法引入灰度图象恢复过程中的遗传操作,实验结果表明,该方法对解决由“过早收敛”所造成的图象恢复质量不高的问题,较之传统遗传算法好.

关键词 遗传算法 图象处理 图象恢复 模拟退火算法

中图分类号: TP391 R445 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)04-0327-04

A Method of Medical Image Restoration Based on Genetic Algorithm

XU Li-zhong, YANG Jin-tang

(Electrical Engineering College, Hohai University, Nanjing 210098)

Abstract Genetic algorithm is a soft computing method and new optimization searching algorithm. Being used in processing image, it is an intellectual information processing method. When processing grayscale image, because the amount of data and computing of image is very large and traditional genetic algorithm has early convergence problems, the quality of image restoration is wrong. The paper designs a new chromosome coding method, and introduces the combination of simulated annealing and genetic algorithm into genetic operation in restoring of grayscale image. This new method of image restoration by the paper presented solved the problem that the quality of image restoration is bad, because of early convergence in traditional genetic algorithm. By experimenting of medicine image, its results show the quality of image restoration using this new method is good than traditional genetic algorithm.

Keywords Genetic algorithm, Image processing, Image restoration, Simulated annealing algorithm

0 引言

进化算法(主要包括遗传算法、进化策略及进化规划)是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰等生物进化过程的计算模型,它作为一种新的全局优化搜索算法,主要特点是简单、通用,鲁棒性强,适于并行处理,应用范围广.这种基于进化算法的图象处理方法是一种具有发展潜力的智能信息处理方法,已有人将传统的遗传算法用于二值图象恢复^[1],将进化

策略用于灰度图象恢复^[2].对于遗传算法处理灰度图象来说,由于灰度图象比二值图象的数据量大得多,因此计算量很大,并且由于传统遗传算法易“过早收敛”,使得图象恢复质量不理想.因此,本文针对医学内窥镜摄取图象的纹理和病灶特征,设计了一种新的二维染色体编码方法,以减少计算工作量,并采用合适的交叉、变异算子,将模拟退火算法和遗传算法相结合的算法引入图象恢复过程中的遗传操作,以改善图象恢复质量.

1 二维染色体编码

图象恢复处理所求的解是一幅图象,可以认为一个染色体(Chromosome)就代表一幅图象,其中每个基因(Gene)对应一个象素,这样我们就能利用遗传算法来实现此任务.

通常,上述基因是一维空间排列,但图象是二维的,因此图象上的基因和染色体也是二维的.对于灰度图象,则染色体(个体)可表示成二维的多值数组,数组中的每个数值对应一个基因.

我们取数字式内窥镜摄取的医学图象作为研究对象.医学图象是经采集系统中PC586主机配置的RT300视频卡捕捉到的单帧图象,通过对大量的该类图象(256灰度级)统计分析,其象素灰度分布范围一般在7~137之间,其直方图有两个明显的峰,“较暗”的峰值约是29,“较亮”的峰值约是110.为了减少计算工作量,染色体的每个基因用 $0 \sim 128 = 256/2$ 数值表示,大于128灰度值的基因均取128.

考虑到摄取的人体器官表面图象所具有的明显纹理特征,我们引入子图象概念.并采用树状结构编码,即若干纹理基元 c_i 组成子图象,若干子图象 s_i 又构成纹理图象 g_i ,从由象素组成的小块纹理一层一层向自己的父代合并.该树状结构用LISP语言可表示为: $(g_i(s_i)(c_i))$.

纹理基元由 6×6 个象素组成,通过图象灰度梯度方向矩阵方法,可计算出这个由36个象素组成的区域中所有不同梯度方向的数目,取最大数目的梯度方向为该小块区域的方向.并以36个象素区域中的最小灰度作为该小块区域的灰度“基点”.这样一来,只用二组编码就可描述由36个象素组成的纹理基元.用此纹理基元为模板,在整个图象上搜索计算和分类,可得出输入图象中该纹理基元的数目.由于子图象与整个图象相比相当小,而与象素相比又相当大.因此我们选择 36×36 象素作为子图象窗口,每个子图象包含有36个纹理基元.

2 适应度函数

对每个个体(染色体)的适应度函数取为:

$$\Phi(f_i) \stackrel{\text{def}}{=} \|g - h * f_i\|^2 \quad (1)$$

式中, f_i 是个体 i 代表的推测恢复图象; g 是观测到

的退化图象; h 为退化函数;*代表卷积.最佳图象的恢复过程,也就是最小化 $\Phi(f_i)$ 的过程.

3 遗传算法的实现

3.1 选择/再生(Selection)/(Reproduction)

传统的选择-交叉-变异机制和按适应度比例选择,使得高于群体平均的个体在下一代中获得较多的取样,这样不断进行,一旦某些个体取样在群体中占有优势,传统遗传算法就会强化这种优势,从而使搜索范围迅速变窄,但迅速收敛的群体达到的未必是全局最优,这就产生了“过早收敛”问题.对这种过早收敛,模拟退火算法和遗传算法的结合是一种有效的解决办法,即遗传算法通过在搜索过程中动态地控制选择概率,可以实现模拟退火中的温度控制功能^[3,4].另外,保持群体的多样性也是预防过早收敛发生的一种有效策略.文献[5]将Boitzmann生存机制引入到遗传算法中,就是试图保持这种“有用的多样性”.

设新的适应度为 Φ^{+1} ,变动的阈值为 Φ ,当 $\Phi^{+1} > \Phi$ 时,选择新个体;否则,以一定概率 P 选择新个体^[5].

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

其中 T 是控制参数,相当于热力学中的温度.

3.2 交叉(Crossover)和变异(Mutation)

(1) 两点算术交叉

设个体 $f^1 = (f_1^1, f_2^1, \dots, f_n^1)$ 和 $f^2 = (f_1^2, f_2^2, \dots, f_n^2)$,在第 i 个元素和第 j 个元素之间作两点算术交叉,产生的后代是:

$$f^{1+1} = (f_1^1, \dots, f_i^1, \dots, f_j^2, f_{j+1}^1, \dots, f_n^1) \quad (3)$$

$$f^{2+1} = (f_1^2, \dots, f_i^2, \dots, f_j^1, f_{j+1}^2, \dots, f_n^2) \quad (4)$$

其中向量 f^{1+1} 中,从 f_i^1 至 f_j^2 间的每个元素 $f_k^1 (i \leq k \leq j)$,由线性组合 $f_k^1 = \alpha f_k^2 + (1 - \alpha) f_k^1$ 产生.向量 f^{2+1} 中, f_i^2 到 f_j^1 的每个元素 $f_k^2 (i \leq k \leq j)$,由 $f_k^2 = \alpha f_k^1 + (1 - \alpha) f_k^2$ 确定, f_k^1, f_k^2 分别是向量 f^1, f^2 中相应的元素.

(2) 非均匀变异

设个体 $f^i = (f_1, f_2, \dots, f_n)$,元素 f_k 被随机选为变异, $f_k \in [L_k, U_k]$ 域,变异结果为

$$f^{i+1} = (f_1, f_2, \dots, f'_k, \dots, f_n), k \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (5)$$

其中, $f'_k = \begin{cases} f_k + \Delta(t, U_k - f_k), & \text{如果随机数取 } 0 \\ f_k + \Delta(t, f_k - L_k), & \text{如果随机数取 } 1 \end{cases}$

这里函数 $\Delta(t, y)$ 返回 $[0, y]$ 区间的-一个值,取如下函数

$$\Delta(t, y) = y | 1 - r^{(1 - t/t_m)^b} |$$

式中, r 是 $[0, 1]$ 区间的随机数, t 是群体的当代代龄, t_m 是最大代龄, b 是参数,

$$y = \begin{cases} U_k - f_k, & \text{如果随机数取 } 0 \\ f_k - L_k, & \text{如果随机数取 } 1 \end{cases}$$

3.3 算法

本算法仍遵循模式定理, 图象恢复计算步骤如下:

- (1) 初始化. $T \leftarrow T_0, M \leftarrow 0$, 用随机方法初始化群, 并计算群体的适应度;
- (2) 若 $T > T_{\text{final}}$ 做以下各步; 否则结束, 返回最优解;
- (3) 若 $M > M_c$, 做以下各步; 否则, $T_M \leftarrow T_{M+1}, T_{M+1} < T_M, M \leftarrow M + 1$, 返回第(2)步;
- (4) 从群体中选择 n 对个体作为父本, 对每一父本, 做
 - ① 由父本 f_k^i, f_{k+i}^i , 使用交叉、变异算子生成子代 f_k^{i+1}, f_{k+i}^{i+1} , 计算子代的适应度 Φ^{i+1} ;
 - ② 若 $\Phi^{i+1} > \Phi$, 则用子代替换父代, 否则, 以概率 $P = \exp((\Phi^{i+1} - \Phi)/T)$ 保持父本;
- (5) 返回第(3)步.

上述算法中, 求 Φ 最大, 即 $(-\Phi)$ 最小, M_c 是内循环

次数, T_0, T_{final} 分别是初始温度和终止温度^[5].

算法中选择的参数为: 群体规模 n 取 150; 交叉概率 P_c 取 0.8 ~ 0.9; 变异概率 P_m 取 0.004 ~ 0.008; 世代数取 500.

4 实验结果和讨论

4.1 实验结果

我们取数字式内窥镜摄取的支气管肿瘤病灶图象做实验. 在实际应用中, 由于: ① 内窥镜手持者与病人相互抖动; ② 光导纤维部分断裂, 导致光通量不够; ③ 焦距与病灶距离不当; ④ 冷光源照度不够等原因, 可能造成图象失真和降质.

原图象尺寸为 $7.01\text{cm} \times 6.50\text{cm}$, 象素数为 207×192 (图 1). 原图象经旋转畸变作第一步退化, 再加高斯白噪声作第二步退化. 退化函数 h 的形成以图象中心与摄像机聚焦点的连线为轴, 按角速度 0.75rad/s 旋转, 退化图象见图 2. 图象恢复在 PC586 计算机 (主频为 166M) 上做实验, 其中采用新算法计算, 内循环次数 M_c 取 200, 初始温度 T_0 是随机选取的, 在实验中, 取 85°K , 终止温度 T_{final} 取 500, 计算时间约为 15s, 其恢复结果如图 3; 而采用传统遗传算法恢复结果如图 4, 计算时间约为 17s.

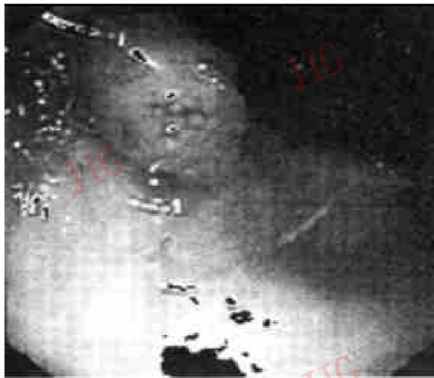


图 1 原图象

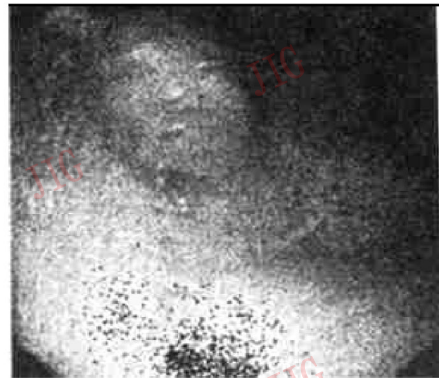


图 2 劣化图象



图 3 新算法恢复结果

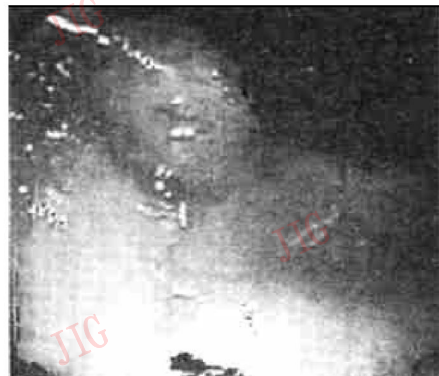


图 4 传统遗传算法恢复结果

图5是两种计算方法给出的最优个体适应度与遗传代数之间的关系。

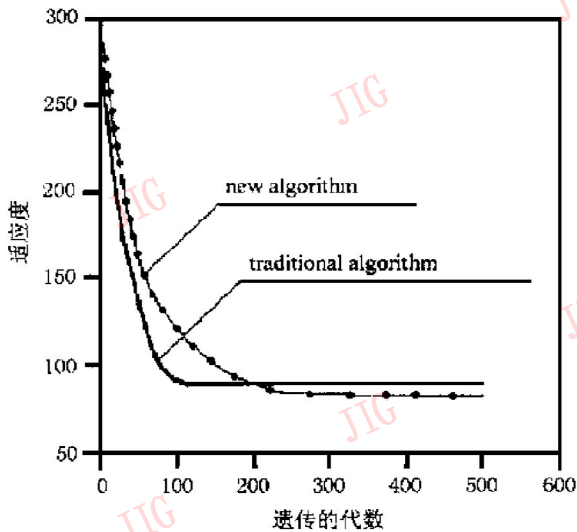


图5 最优个体适应度与遗传的代数之间的关系

4.2 分析和讨论

(1) 传统遗传算法采取固定概率的选择算子, 搜索速度较快, 但图象恢复效果不如新算法好。

(2) 新算法为了保持群的多样性, 增强选择压力, 使搜索能有效地被引向含最优解期望值较高的区域, 因而使用了改进的按适应度比例选择再生方式, 实验结果也证明这种解决“过早收敛”的办法有效。

(3) 考虑到图象处理的特殊性, 交叉操作的设计非常重要, 因此在实验中, 通过对比分析几种交叉算子, 证明了新算法交叉操作及交叉概率和变异操作及概率的取值是合理的。

(4) 针对医学内窥镜摄取图象的纹理和病灶特征, 新算法设计了一种新的二维染色体编码方法, 减少了计算工作量。

(5) 值得指出的是, 用进化算法进行图象恢复的计算量很大, 而且图象恢复属于不良设定问题, 解又不是唯一的, 因此如何降低搜索空间复杂度和提高搜

索效率, 并节省存储容量, 是进化算法实际应用的难题之一。一般采用未经改进的进化算法, 其计算时间大约在几十数量级, 即使采用改进后的方法, 其计算时间也需要几十秒^[2]。本文尽管采用了树状结构编码, 计算量仍很大, 实验中图象恢复的计算时间约为 15~20s。进一步的研究工作应该是, 改进编码技术、采用快速算法; 以及使用大的群体规模, 依赖于选择合适的交叉算子来提高图象恢复的质量。

参考文献

- 1 泽井秀文, 遗传的アルゴリズムの画像復元への应用. 见北野宏明主编. 遗传的アルゴリズム, 东京: (株)产业图书, 1993, 263~286.
- 2 王哲, 黄海东, 余英林. 进化策略在图象恢复中的应用. 通信学报, 1998, 19(1): 15~21.
- 3 Sirag D J, Weisser D J. Toward unified thermodynamic genetic operator. In: Proc int Conf Genetic Algorithms and their Applications, Erbum Association, Hillsdale, NJ, 1987, 111~115.
- 4 Boseniuk T, Ebeling W. Boltzmann-Darwin-and Heackel-strategies in optimization problems. In: Proc Int Conf on Parallel Problem Solving form Nature, New York, 1990, 157~163.
- 5 王雪梅, 王义和. 模拟退火算法与遗传算法的结合. 计算机学报, 1997, 20(4): 381~384.



徐立中 博士, 副教授, 研究兴趣为图象工程, 系统可靠性, 自动化系统理论等. 已发表论文 50 多篇.

杨锦堂 教授, 主要从事自动控制理论与应用等方面的研究和教学工作.