

基于整体退火遗传算法的柔性形态滤波器优化设计

赵春晖¹, 孙 锐¹, 孙圣和²

(1. 哈尔滨工程大学电子工程系, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 整体退火遗传算法(WAGA)是一种新的遗传算法,它将退火机制引入选择算子,并允许父代加入竞争,使遗传算法更加稳健、高效。本文应用 WAGA 优化柔性形态滤波器,并研究了在不同噪声比例和最小平均绝对误差(MAE)、最小均方误差(MSE)准则下优化算法的性能。仿真实验显示优化后的柔性形态滤波器性能得到较大改善,适于各种噪声图像的滤波。

关键词: 柔性形态滤波器; 遗传算法; 优化算法; 图像处理

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 01-0054-04

Optimization Design of Soft Morphological Filters Based on Whole Annealing Genetic Algorithm

ZHAO Chun-hui¹, SUN Rui¹, SUN Sheng-he²

(1. Department of Electronic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Whole annealing genetic algorithm (WAGA) is a new genetic algorithm. It introduces annealing mechanism to selection operator and allows ancestor to take part in competition, which makes genetic algorithm more robust and efficient. In this paper, we apply WAGA to optimize soft morphological filters and study the performance of optimization algorithm with various noise percentages under MAE or MSE error criteria. The simulation experiments show that optimized soft morphological filters are highly improved and to suit for filtering of noisy images.

Key words: soft morphological filters; genetic algorithms; optimization algorithms; image processing

1 引言

形态滤波器是一类基于数学形态学的非线性滤波器,它在图像分析与处理、计算机视觉和模式识别等领域获得了广泛的应用^[1,2]。传统的基于平面结构元(flat structuring elements)的标准形态滤波器具有较好的去噪能力,但它们的输出统计期望值严重偏离了原期望值,模糊了图像的边缘等细节信息^[3,11]。作为去噪能力与细节保护的一个折衷,芬兰坦佩雷工业大学的 Koskinen 于 1991 年提出了柔性形态滤波器,它既保留了标准形态滤波器的许多优良性能,又具有较好的稳健性^[4]。标准形态滤波器是基于局部的最大最小运算;而柔性形态滤波器是基于一般的加权排序统计,它们之间的主要不同是柔性形态滤波器对加性噪声与图像形状的细小改变是不太敏感的^[5]。在柔性形态滤波器中,结构元被结构系统所代替。结构系统包括三个参数,这三个参数决定了柔性形态滤波器的性能^[6]。到目前为止,还没有一个好的准则去选取这些参数。所以,如何自适应地优化结构系统已成为该领域中的一个研究热点^[7]。

遗传算法(Genetic Algorithms,简称 GAs)最早起源于美国密执安大学的 Holland 教授 60 年代对自然和人工自适应的研究,80 年代由 Goldberg 进行归纳总结,形成了遗传算法的基本框架^[8]。这种算法的核心思想源于一个基本认识:生物进化过程本身是一个自然的、并行发生的、稳健的优化过程。这一优化过程的目标是对环境的自适应性,生物种群通过“优胜劣汰”和遗传变异来达到进化(优化)的目的。遗传算法正是借鉴了生物的自然选择和进化机制而开发出的一种全局优化的自适应概率搜索算法。近几年来,遗传算法由于其运算简单和解决问题的有效能力而被广泛应用在众多领域^[9]。但现有的大多数遗传算法收敛速度慢,不能绝对保证不陷于局部极值,张讲社等人提出了一种新型遗传算法——整体退火遗传算法^[10],并证明新算法所产生群体的每一个体都将以概率 1 收敛到整体最优解。本文采用整体退火遗传算法优化柔性形态滤波器,并研究了在不同噪声比例和最小平均绝对误差(MAE)、最小均方误差(MSE)准则下的优化算法的性能。

收稿日期:2000-08-07;修回日期:2001-02-27

基金项目:国家自然科学基金(No.60172038,60172038);高等学校全国优秀博士学位论文作者专项基金(No.200037)

2 柔性形态滤波器

两个基本的柔性形态运算是柔性膨胀和柔性腐蚀,基于这两个运算,可以定义两个复合运算柔性开和柔性闭.在定义它们之前,首先定义几个概念.

定义 1 结构系统 $[B, A, r]$ 包括三个参数 $A \subset B, A, B \in Z^n, r$ 为自然数,满足 $1 \leq r \leq \text{Card}(B)$,集合 B 称为结构元,集合 A 为硬核, $B \setminus A$ 为(柔性)边界, r 为重复度参数.

定义 2 平移集合 T_x 为

$$T_x = \{x + t : t \in T\}, x \in Z^n \quad (1)$$

定义 3 集合 T 的对偶集合 T^r 为

$$T^r = \{-t : t \in T\} \quad (2)$$

在这里引入标记 \ominus , 它的表示为 $r \ominus x = \{x, x, \dots, x\}_r, r$ 为 x 的重复度,例如多重集 $\{2, 2, 2, 4, 6, 6\}$ 可表示为 $\{3 \ominus 2, 4, 2, 6\}$.

定义 4 设 $f(x), x \in Z^n$ 为输入的离散信号, $[B, A, r]$ 为结构系统,则柔性腐蚀和柔性膨胀分别定义为

$$f \ominus [B, A, r](x) = \{r \ominus f(a) : a \in A_x\} \ominus \{f(b) : b \in (B \setminus A)_x\} \text{ 的第 } r \text{ 个最小值} \quad (3)$$

$$f \oplus [B, A, r](x) = \{r \ominus f(a) : a \in A_x\} \oplus \{f(b) : b \in (B \setminus A)_x\} \text{ 的第 } r \text{ 个最大值} \quad (4)$$

例如结构元和硬核分别为 $B = \{(-1, 0), (0, 1), (0, 0), (0, -1), (1, 0)\}, A = \{(0, 0)\}$, 结构系统为 $[B, A, 4]$ 的柔性腐蚀为

$$f \ominus [B, A, 4](x) = \{f(x_1 - 1, x_2), f(x_1, x_2 + 1), f(x_1, x_2), f(x_1, x_2 - 1), f(x_1 + 1, x_2)\} \text{ 的第 } 4 \text{ 个最小值}. \quad (5)$$

如果 $r=1$ 或 $A=B$, 柔性形态运算变成结构元为 B 的标准形态运算, 如果 $r > \text{Card}(B \setminus A)$, 柔性形态运算变成结构元为 A 的标准形态运算.

柔性膨胀与腐蚀可以看作是对原始图像的扩展与收缩, 扩展与收缩的程度取决于结构系统, 即结构元 B 和硬核 A 的尺寸与形状, 以及重复度 r 的大小. 一般来说, r 值的影响较大; r 越小, 原始图像被扩展与收缩的程度越大.

定义 5 设 $f(x), x \in Z^n$ 为输入的离散信号, $[B, A, r]$ 为结构系统, 则柔性开和柔性闭分别定义为

$$f_{[B, A, r]} = (f \ominus [B, A, r]) \oplus [B^s, A^s, r](x) \quad (6)$$

$$f_{[B, A, r]} = (f \oplus [B, A, r]) \ominus [B^s, A^s, r](x) \quad (7)$$

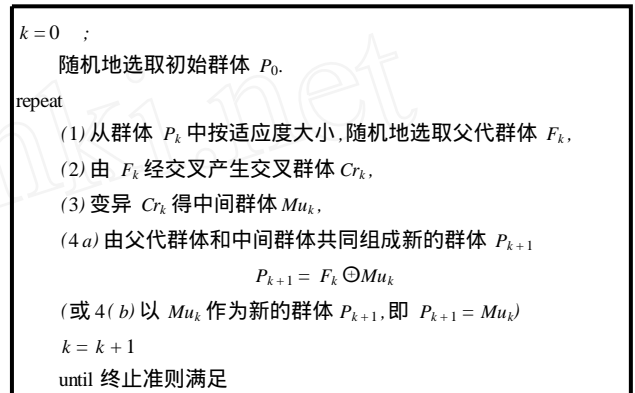
从几何角度来看, 柔性开和柔性闭可以被认为平滑原始图像轮廓的运算. 在柔性形态滤波中, 开-闭与闭-开运算并不象标准形态滤波中那样重要, 因为通过合理的选择重复度, 类似的滤波效果同样可以得到.

3 整体退火遗传算法优化柔性形态滤波器

3.1 整体退火遗传算法的基本描述

遗传算法是一类群体搜索策略, 所谓群体是指状态空间的有限点集. 依生物学术语, 将 B 中任一有限点集 $\{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 称为一个群体, B 中任一点 $b = a_1 a_2 \dots a_n$ 称为一个

体或染色体, 而 b 中每一个 $a_i = 0$ 或 1 称之为基因. 如果 $J: R \rightarrow R$ 为一严格单增函数且使 $J(f(x)) > 0$, 则称 $J(f(x))$ 为问题的一个适应度函数. 设 $A = \{b_1, b_2, \dots, b_{k_1}\}$ 和 $A' = \{b_1, b_2, \dots, b_{k_2}\}$ 是 B 中的两个群体, 这里用 $A \ominus A'$ 表示群体 $\{b_1, \dots, b_{k_1}, b_1, \dots, b_{k_2}\}$. 一般的遗传算法流程如下框图所示.



在上述算法的执行过程中, 群体 F_k 的大小 n_0, Cr_k 和 Mu_k 的大小 n_1 均为常数. 相应地, (4a) 中群体 P_{k+1} 的大小为 $n_0 + n_1$, (4b) 中群体 P_{k+1} 的大小为 n_1 , 步骤 (4a) 允许父代参加竞争繁殖, 步骤 (4b) 不允许父代参加竞争繁殖.

上述遗传算法包含了基本遗传算法和许多其他变形算法. 理论上已经证明, 遗传算法能从概率意义上收敛于问题的最优解, 但实践表明, 在遗传算法的应用中会出现一些不尽人意的地方, 如易出现早熟现象, 局部寻优能力差等. 模拟退火算法具有较好的局部搜索能力, 这一点恰是遗传算法所缺乏的, 两者相结合则有可能产生出性能优良的新的全局搜索算法. 整体退火遗传算法就是基于这个思路将退火思想引入选择算子, 并允许父代参加竞争的新型遗传算法. 新算法所产生群体的每一个体都将以概率 1 收敛到整体最优解, 并有较快的收敛速度^[10].

3.2 编码方法与适应度函数

在整体退火遗传算法优化柔性形态滤波器过程中, 一个可行解可以表示成

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_n^2, r), r \in Z^+, \quad (8)$$

$$w_i \in \{0, 1, 2\}, i = 1, 2, \dots, n^2$$

结构元位于 $n \times n$ 的范围内, 一般取 5×5 或 7×7 , w_i 取 $0, 1, 2$ 三值含义如下: (1) $w_i = 0$, 意味着 $n \times n$ 区域内第 i 点不属于结构元; (2) $w_i = 1$, 意味着 $n \times n$ 区域内第 i 点属于结构元中的边界; (3) $w_i = 2$, 意味着 $n \times n$ 区域内第 i 点属于结构元中的硬核.

本文将中心点定为硬核, 所以除 r 值外基本码型为二进制码. 这里采用 MSE 和 MAE 准则, 如输入 $N \times N$ 的数字图像, d_k 为期望信号, y_k 为形态滤波后的输出, 在 MSE 准则和 MAE 准则下, 目标函数分别定义为

$$E = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^{N^2} (y_k - d_k)^2 \quad \text{和} \quad E = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^{N^2} |y_k - d_k| \quad (9)$$

于是个体 i 的适应度函数定义为

$$f(i) = 1/E \quad (10)$$

3.3 退火选择

设当前群体为 P_k , 从中随机地选取 n 个个体作为父代群体 F_k , 个体 w_i 的适应度函数为 $f(i)$, $w_i \in P_k$, 则 w_i 被选取的概率为

$$P(w_i) = \frac{e^{f(i)/T_k}}{\sum_{w_j \in P_k} e^{f(j)/T_k}} \quad (11)$$

其余, $\{T_k\}$ 为渐趋于 0 的退火温度, 且 $T_k = 1/\ln\left(\frac{k}{T_0} + 1\right)$, $T_0 = 100, k = 1, 2, \dots$

3.4 交叉与变异算子

在变异运算中, 采用基本位变异, 即原码为 0 的变为 1, 为 1 的变为 0. 在交叉运算中, 从父代群体中选择两个个体 $x = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, r_x\}$ 和 $y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n, r_y\}$, 它们的后代为 $z = \{x_1, x_2, \dots, x_c, y_{c+1}, \dots, y_n, r_z\}$, 这里 c 是一个随机选择的交叉点 ($0 \leq c \leq n^2$), r_z 定义为

$$r_z = 1/2 \cdot (r_x/s_x + r_y/s_y) \cdot s_z \quad (12)$$

这里 s_x, s_y, s_z 是柔性边界所包含的点数. 式 (12) 仅在优化柔性开、闭滤波器中采用, 在优化柔性膨胀、腐蚀滤波器中 r 用另一种方法决定.

在评价一个结构系统的适应度时, 常采用计算滤波图像和理想图像的 MAE 或 MSE 值. 然而, 由于重复度参数 r 对滤波性能有重要的影响, 有可能一个好的结构元因选择了一个不恰当的 r 值而被抛弃. 为防止这种情况的发生, 我们在优化柔性膨胀、腐蚀滤波器中对适应度的评价做一些修改.

为说明如何有效地评价结构系统的适应度, 设 $f_1(x)$ 是被噪声污染的信号, $f_2(x)$ 是期望信号, l 为测试集合包含的点数, $error[i]$ 表示重复度参数 r 等于 i 时 MSE 或 MAE 的值, 下面我们以 MAE 准则下柔性膨胀的优化为例, 说明其优化过程, 柔性腐蚀的情况类似.

```

Procedure evaluation structureing system [ B, A, r ]
begin
  for x = 1 to l do
    begin
      m = max{ f1(a) : a ∈ A_x }
      C_x = { f1(b) : b ∈ (B \ A)_x and f1(b) > m }
      for i = 1 to | C_x | do
        errors[ i ] = error[ i ] + abs( f2(x) - ith largest value of the multiset C_x )
      for i = | C_x | + 1 to rmax do
        errors[ i ] = errors[ i ] = abs( f2(x) - m )
    end
  end
end

```

在评价过程中, 首先找出硬核中的最大值 m , 然后生成一个多重集 C_x , 它包括了在柔性边界之内所有大于 m 的值, 当 $r \leq |C_x|$ 时, 滤波器的输出为多重集 C_x 的第 r 个最大值, 当 $|C_x| < r \leq r_{max}$ 时, 滤波器的输出为 m . 实验表明, 排序运算占整个优化时间的 60% ~ 70%, 采用这种评价方法, 可有效地节省时间.

3.5 运行参数的确定

遗传算法的运行参数主要包括群体大小, 交叉概率, 变异概率, 终止代数. 运行参数对遗传算法的求解结果和求解效率都有一定的影响, 但目前尚无合理选择它们的理论依据. 在遗传算法的实际应用中, 往往需要经过多次试算后才能确定出这些参数合理的取值大小或取值范围.

群体大小 M 是一个重要的运行参数, 若它太小, 可能会限制搜索范围, 使算法产生早熟现象, 若它太大, 会降低搜索的效率. 图 1 给出了不同群体大小时所得的 MAE 值 (图像加 10% 的正向脉冲噪声, 运算为柔性腐蚀, 最大结构元为 5×5 , 交叉概率为 0.9, 变异概率 0.1). 从图中可以看出取 50 较为合适.

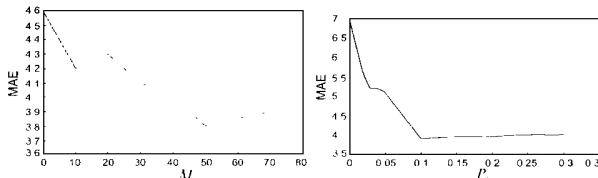


图 1 不同群体大小的 MAE 值

变异概率 p_m 也是一个重要的运行参数, 若它太小, 算法得不到充足的新个体, 若它太大, 算法会无目的地在搜索空间游荡. 图 2 给出了不同变异概率下的 MAE 值 (图像加 10% 的正向脉冲噪声, 运算为柔性腐蚀, 最大结构元为 5×5 , 交叉概率为 0.9, 群体大小为 50). 从图可看出 p_m 为 0.1 时较为合适.

当满足下列条件之一时优化算法停止工作:

- (1) 已经处理完 T 代群体, T 值为预先设定.
- (2) 同一代群体中所有串的适应值都几乎相等.
- (3) 群体中最好个体的适应值达到预定标准.

4 仿真实验与结论

为了检验所提算法的有效性, 我们给测试图像加入不同比例的椒盐噪声, 通过滤波验证优化后滤波器的去噪性能. 测试图像选用两种不同类别的图像: 有丰富细节信息的“Lena 图”和简单的“pepper 图”. ($512 \times 512 \times 8$ bits) 滤波器选用柔性闭滤波器, 最大结构元 B 为 5×5 , 硬核 A 为中心点 $(0, 0)$.

表 1 和 2 分别给出滤波前和优化滤波后的 MAE 值和 MSE 值 (表中: 下标 o 代表滤波前, 下标 f 代表滤波后). 可以看出, 在 MSE 准则下能更有效地去除各种噪声, 但在 MAE 准则下能更有效地保留细节信息. 从表 1 和 2 可以看出随着加噪比例的增大, 比值 $r/|B \setminus A|$ 相应的减少, 图 9 给出了相应的曲线. 表 3 为各种滤波器滤波后的图像 (Lena 图) 与原始图像间的 MAE 和 MSE 值.

表 1 滤波前和优化滤波后的 MAE 值

MAE	结构系统			Lena 图		pepper 图	
	$ B \setminus A $	r	$r/ B \setminus A $	MAE_o	MAE_f	MAE_o	MAE_f
加噪比例 2%	16	15	0.94	3.27	1.22	3.06	0.76
5%	14	12	0.86	6.45	1.79	6.21	1.16
10%	10	7	0.70	12.78	2.15	12.24	2.12
20%	14	8	0.57	23.38	4.12	21.20	3.51

表 2 滤波前和优化滤波后的 MSE 值

MAE	结构系统			Lena 图		pepper 图	
	$B \setminus A$	r	$r/ B \setminus A $	MAE_o	MAE_f	MAE_o	MAE_f
加噪比例							
2 %	9	8	0.89	415.34	55.56	405.5	17.8
5 %	10	7	0.70	998.46	102.2	975.2	35.4
10 %	11	7	0.64	1955.23	176.6	1934.7	67.5
20 %	14	7	0.50	3867.51	326.9	3823.1	126.4



图 3 原始图像 图 4 加噪图像 图 5 滤波图像

图 3 为原始的 Lena 图,图 4 为加 10%椒盐噪声后的图像 ($MSE=1955.23, MAE=12.78$),图 5 为标准闭-开滤波器滤波后的图像,图 6 为柔性闭滤波器(硬核为 $f(0,0)$, $r=19$)滤波后的图像,图 7 为 MAE 准则下优化的柔性闭滤波器滤波后的图像,图 8 为 MSE 准则下优化的柔性闭滤波器滤波后的图像.



图 6 滤波图像 图 7 滤波图像 图 8 滤波图像

表 3 几种滤波器性能的比较

滤波器类型	MSE	MAE
标准闭-开滤波器	494.5	7.78
柔性闭滤波器	236.7	3.78
优化的柔性闭滤波器(MAE 准则)	176.6	2.15
优化的柔性闭滤波器(MSE 准则)	201.8	2.35

从仿真实验可以看出,当加噪比例较小时, r 值较大,此时滤波器以保持细节信息为主,去噪为辅.随着加噪比例的不断增大, r 值逐渐变小,滤波器的去噪能力不断增强,保持细节信息的能力逐渐变弱.所以,通过自动调节 r 值,可以使滤波器在去噪和保持细节间做出最佳选择.

综上所述,本文采用整体退火遗传算法实现了柔性形态滤波器的优化设计,实验表明,优化后的滤波器的性能有较大幅度的改善,算法性能稳定,实用性强,能适应各种类型的噪声图像滤波,具有较好的稳健性.

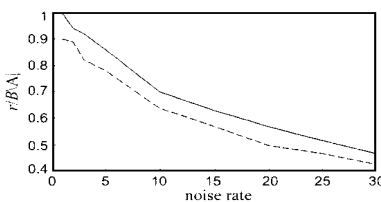


图 9 不同加噪比例下,比值 $r/|B \setminus A|$ 变化曲线(实线 = MAE, 双划线 = MSE)

参考文献:

- [1] J Serra. Image Analysis and Mathematical Morphology [M]. Academic Press, London, 1988.
- [2] 崔屹. 图象处理与分析——数学形态学方法与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [3] L Koskinen, et al. Analysis of noise attenuation in morphological image processing [A]. Proc. of SPIE, Nonlinear Image Processing II [C], 1991, 1451: 102 - 113.
- [4] L Koskinen, et al. Soft morphological filters [A]. Proc. of SPIE, Image Algebra and Morphological Image Processing II [C], 1991, 1568: 262 - 270.
- [5] P Kjosmanen, J Astola. Soft morphological filtering [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision. 1995, 5(3): 231 - 262.
- [6] L Koskinen, J Astola. Statistical properties of soft morphological filters [A]. Proc. of SPIE, Nonlinear Image Processing III [C], 1992, 1658: 25 - 36.
- [7] P Kjosmanen, et al. Shape preservation criteria and optimal soft morphological filtering [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision. 1995, 5(3): 319 - 335.
- [8] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [9] P Kraft, et al. Parallel genetic algorithms in the optimization of morphological filters: a general design tool [J]. Journal of Electronic Imaging. 1997, 6(4): 504 - 516.
- [10] 张讲社, 等. 整体退火遗传算法及其收敛充要条件 [J]. 中国科学 (E 辑). 1997, 27(2): 154 - 164.
- [11] 赵春晖. 数字形态滤波器理论及其算法研究 [D]. 博士学位论文. 哈尔滨工业大学研究生院, 1998.

作者简介:



赵春晖 男, 1965 年 1 月出生于黑龙江省汤原县. 哈尔滨工程大学电子工程系教授, 博士. 现为哈尔滨工程大学船舶与海洋流动站博士后研究人员. 已发表论文 70 多篇, 出版著作 3 部, 获部级科技进步奖一等奖 1 项, 二等奖 2 项. 2000 年获全国优秀博士学位论文. 研究方向: 数字信号与图像处理、非线性滤波和数学形态学.

孙锐 1976 年出生. 2000 年获哈尔滨工程大学通信与信息系统专业硕士学位. 现为华中科技大学博士生. 已发表论文 8 篇. 感兴趣的研究方向: 图像处理, 形态滤波器, 计算机视觉与通信.

孙圣和 男, 1937 年出生. 哈尔滨工业大学教授、博士生导师. 电子学会会士, 电子学报编委. 已发表论文 150 多篇, 出版著作 5 部. 多次获得国家级、省部级奖励. 研究领域: 信号处理、计算机测试与控制.