

# 结合遗传优化的多结构多尺度形态学消噪

王媛妮<sup>1</sup> 葛非<sup>2</sup>

(中国地质大学计算机学院 武汉 430074)<sup>1</sup> (华中师范大学计算机系 武汉 430079)<sup>2</sup>

**摘要** 传统的形态滤波以及广义形态滤波、自适应加权广义滤波、基于多结构元素的广义形态滤波、基于多方向的广义滤波和基于多尺度的广义滤波在考虑形态学滤波时基本上只兼顾到某一方面或者说只对某一方面的不足进行了改进,不论哪一种滤波方式都没有完全消除噪声。提出了一种基于自适应遗传算法的多结构多尺度形态学滤波方法,主要考虑了滤波窗口的大小、结构元素的种类和方向以及结构元素的优化选择问题,采用遗传算法对结构元素进行优化,并考虑到遗传算法自身的收敛性,采用了保留精英的策略,另外考虑到遗传算法参数的选择问题采用了自适应策略。同时,结合自适应加权广义形态滤波的思想构建基于遗传优化的多结构多尺度自适应加权形态学滤波器,滤波效果比传统的形态滤波、广义形态滤波及在此基础上改进的滤波方法效果均好。

**关键词** 形态学,去噪,遗传算法,自适应

## Multi-structure, Multi-scale Morphology De-noising Combination of Genetic Optimization

WANG Yuan-ni<sup>1</sup> GE Fei<sup>2</sup>

(College of Computer, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)<sup>1</sup>

(Department of Computer, Center China Normal University, Wuhan 430079, China)<sup>2</sup>

**Abstract** The traditional morphological filter, generalized morphological filter, adaptive weighted generalized filtering, generalized morphological filter of the multi-structure elements or multi-directional or multi-scale, all basically considering only one aspect, or improving the lack of only one aspect, regardless of what kind of filtering method that does not completely eliminate the noise. This paper presented a genetic algorithm based on adaptive multi-scale multi-structural morphological filtering method, the main consideration of the filtering window size, type and orientation of structural elements, as well as structural elements of the optimization of selection, using genetic algorithms to optimize the structural elements, and taking into account the convergence of genetic algorithm itself, using a strategy to retain the elite, while considering the choice of genetic algorithm parameters using adaptive strategies. At the same time, combined with the ideas of adaptive weighted generalized morphological filter to build the structure based on genetic optimization of multi-structure, multi-scale adaptive weighted morphological filter, filter effects are better than the traditional morphological filter, the generalized morphological filter and others filters improved based on it.

**Keywords** Morphology, De-noising, Genetic algorithm, Adaptive strategy

## 1 引言

20世纪80年代初, J. Serra和G. Matheron等提出了形态滤波理论,它以数学形态学为理论基础并发展成为一类新型的非线性滤波器,主要是基于信号(图象)的几何结构特性,利用预先定义的结构元素(相当于滤波窗)对信号进行匹配或局部修正,以达到提取信号,抑制噪声的目的,并且具有并行快速实现的特点,一直受到了国内外学者的普遍关注和广泛研究<sup>[1]</sup>。

在形态学滤波的应用中,一般是利用形态学的开运算和闭运算,对图像做开运算可以抑制图像信号中的正脉冲噪声,对图像做闭运算可以抑制图像信号中的负脉冲噪声。如果用

$f$ 代表原始图像,  $g$ 为结构元素,传统的形态学滤波可定义为:

$$\begin{aligned} f \circ g &= (f \ominus g) \oplus g \\ f \cdot g &= (f \oplus g) \ominus g \end{aligned} \tag{1}$$

简单进行开运算或闭运算并不能很好地滤波,实际中,往往考虑把开运算和闭运算联合起来使用。最早由P. Maragons定义了形态开-闭滤波器和形态闭-开滤波器,在这两类滤波器中,进行开、闭或闭、开运算时均采用同一结构元素,即广义形态滤波。其定义如下:

$$\begin{aligned} f \circ g \cdot g &= (((f \ominus g) \oplus g) \oplus g) \ominus g \\ f \cdot g \circ g &= (((f \oplus g) \ominus g) \ominus g) \oplus g \end{aligned} \tag{2}$$

有时采用相同的结构元素并不能取出全部的噪声。于是

到稿日期:2010-03-09 返修日期:2010-05-09 本文受国家自然科学基金(No. 40802082),中央高校基本科研业务费专项资金(No. CUG100707)资助。

王媛妮(1980—),女,博士,讲师,主要研究方向为图形图像、空间数据挖掘, E-mail: ynwang2005@163.com;葛非(1975—),男,博士,副教授,主要研究方向为网络通信等。

赵春晖等人提出在开、闭运算中采用两种不同的结构元素分别进行运算,再按照某种加权方式组合开运算和闭运算的结果,称为自适应加权广义形态滤波的方法。其定义如下:

$$f \circ g_1 \cdot g_2 = (((f \oplus g_1) \oplus g_1) \oplus g_2) \ominus g_2$$

$$f \cdot g_1 \circ g_2 = (((f \oplus g_1) \ominus g_1) \ominus g_2) \oplus g_2 \quad (3)$$

$$f' = a * (f \circ g_1 \cdot g_2) + (1-a) * (f \cdot g_1 \circ g_2)$$

上面公式中  $g_1$  和  $g_2$  为不相等的两个结构元素,  $f'$  代表滤波后图像,  $a$  为加权系数。

## 2 遗传算法

20 世纪 60 年代末期, John Holland 等人模拟生物进化过程提出了一套完整的理论和方法, 后来用于自然和人工系统的自适应行为研究中。1975 年出版了“Adaptation in Natural and Artificial Systems”, 逐步应用到优化及机器学习等问题中, 并正式定名为“遗传算法”<sup>[5]</sup>。

遗传算法主要采取自然进化模型, 从可能包含问题解的某一个种群开始, 即初始种群, 对初始种群按照适者生存和优胜劣汰的原理, 逐代演化产生新的种群。在每代演化的过程中, 需要做的工作是对种群进行选择, 按照个体的适应度大小挑选, 挑选出来的种群按照杂交和变异的概率进行杂交和变异, 产生出新的个体。在这个进化的过程中模拟自然进化, 因此认为后代种群比前代更适应于环境, 末代中的最优个体按照编码规则解码后作为所求的近似最优解。

该算法思想执行步骤体现如下:

Step1 群体初始化, 初始演化代数置 0;

Step2 按照适应度函数计算每个群体的适应度值;

Step3 判断是否达到演化终止条件, 如果达到则输出结果, 否则转入 Step4;

Step4 执行遗传操作, 包括杂交和变异, 执行完后转入 Step2, 演化代数增 1。

## 3 结合遗传优化的多结构多尺度形态学消噪

前面已经对形态学滤波作了简单的介绍, 在进行形态学的开-闭运算和闭-开运算时要考虑滤波窗口的大小, 即这里说的尺度、结构元素的种类和方向等。这些方面都将直接关系到形态学滤波的结果。在不同的情况下, 针对如何人为判断所选结构元素的尺度、方向等是合适的或者说如何寻求最优的滤波效果, 本文提出利用遗传算法优化形态学滤波算子, 即利用遗传算法寻求合适的结构元素。

### 3.1 算法思想

传统的形态滤波以及广义形态滤波、自适应加权广义滤波、基于多结构元素的广义形态滤波、基于多方向的广义滤波和基于多尺度的广义滤波在考虑形态学滤波时基本上只兼顾到某一方面或者说只对某一方面的不足进行了改进, 其滤波效果不论哪一种滤波方式都没有完全消除噪声。本文在这里提出一种基于自适应遗传算法的多结构多尺度形态学滤波方法, 主要考虑了滤波窗口的大小、结构元素的种类和方向, 以及结构元素的优化选择问题, 采用了遗传算法对结构元素进行优化, 并考虑到遗传算法自身的收敛性, 采用了保留精英的策略, 另外考虑遗传算法参数的选择问题采用了自适应策略, 在保持群体多样性的同时, 确保其算法的收敛性。同时, 结合自适应加权形态滤波的思想构建基于遗传优化的多结构多尺

度自适应加权形态滤波器。算法流程图如图 1 所示。

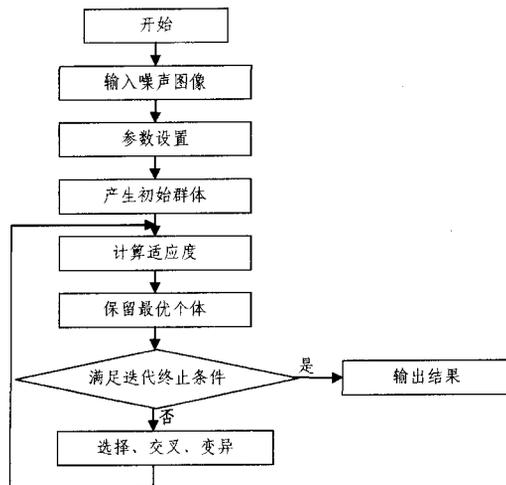


图 1 自适应遗传算法的多结构多尺度形态滤波算法流程图

建立基于遗传优化的多结构多尺度形态学去噪模型, 利用图像信噪比指导遗传算法适应度函数的建立, 并改变传统的单结构元素, 根据小尺寸的结构元素去噪声能力弱, 但能检测到好的边缘细节, 大尺寸的结构元素去噪声能力强, 但所检测的边缘较粗的原则, 对形态学运算采用小尺度腐蚀, 大尺度膨胀, 并结合遗传算法的自适应和精英保留策略, 保证算法收敛, 建立基于遗传优化的多结构多尺度自适应加权形态滤波器, 对受噪声污染的图像进行预处理。其模型用公式表示如下:

$$f' = a * (((f \oplus g_1) \oplus g_2) \oplus g_2) \ominus g_1 + (1-a) * (((f \oplus g_1) \ominus g_2) \ominus g_1) \oplus g_2 \quad (4)$$

式中,  $f$  代表原始图像,  $f'$  代表滤波后图像, 公式中进行开-闭或闭-开运算的结构元素  $g$  为遗传算法中的染色体, 染色体编码由  $g_1$  和  $g_2$  组成,  $g_1$  和  $g_2$  为不同滤波窗口对应的结构元素,  $a$  为加权系数。最后的滤波图像由开-闭运算和闭-开运算加权得到, 加权系数根据图像信噪比得到, 与自适应加权广义形态滤波模型相比, 改进之处为将自适应加权广义形态滤波模型中的开-闭和闭-开运算采用两种不同的结构元素, 改为腐蚀和膨胀采用不同的结构元素, 同时结构元素的选取由遗传算法优化得到, 也考虑了多结构多方向元素问题不用列举所有结构元素一一运算, 而由遗传算法求得在一定条件下的较优解即一定条件下最合适的结构元素进行滤波, 从而获得较好的滤波效果。

### 3.2 具体实现及参数设置

#### 1. 遗传算法染色体的设计

这里染色体采用 13 位二进制编码, 前 4 位代表  $2 \times 2$  的滤波窗口结构元素, 后 9 位代表  $3 \times 3$  的滤波窗口结构元素, 13 位编码有 213 种可能性, 从实际看不可能将每一种情况取出来进行滤波比较, 这也显示出利用遗传算法寻求较优的结构元素的必要性。

#### 2. 遗传算法适应度函数的设计

图像在滤波的过程中或多或少会出现信息的丢失, 相对原始图像来说, 滤波后的图像和原图像偏离了多少, 这个偏离程度是我们所关心的, 测量图像质量的方法称为保真度准则, 常用的为客观保真度和主观保真度两种。主观保真度主要是靠人为评价, 对于滤波来说直接从滤波图像看效果, 在本文主

要采用客观保真度准则来评价滤波效果,下面介绍本文采取的评价图像滤波效果方法。

将原始图像用  $f(x, y)$  表示,滤波后图像用  $f'(x, y)$  表示,将其看成原始图像  $f(x, y)$  和噪声图像  $e(x, y)$  的和,那么滤波后图像的均方信噪比 SNR 即为:

$$SNR = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f'(x, y)^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f'(x, y) - f(x, y)]^2} \quad (5)$$

将 SNR 归一化,即为:

$$\bar{f} = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)$$

$$SNR = 10 \lg \left[ \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f'(x, y) - \bar{f}]^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f'(x, y) - f(x, y)]^2} \right]$$

令  $f_{\max} = \{f(x, y), x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1\}$ ,可以得到峰值信噪比 PSNR:

$$PSNR = 10 \lg \left[ \frac{f_{\max}^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f'(x, y) - f(x, y)]^2} \right] \quad (6)$$

根据上面公式求出的 PSNR,对于 256 色灰度图像,灰度值最大为 255,本文设计遗传算法的适应度函数为:

$$fitness = 10 \lg \left[ 255 \times 255 / \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f'(x, y) - f(x, y)]^2 \right] \quad (7)$$

### 3. 遗传算法选择操作设计

本文在做选择操作时采用轮盘赌选择法,以及每代产生后对其进行评估,保留最好的个体,将群体中最好的个体替代最差的个体,即精英保留策略,确保算法收敛。

### 4. 遗传算法交叉变异概率的设计

遗传算法中交叉概率的大小决定着算法收敛情况,交叉概率一般取 0.4~0.9,变异概率一般取较小值 0.001~0.1<sup>[5]</sup>。

选择较大的交叉概率,新个体产生的速度就越快,交叉概率选择越大,可以越快地收敛到最有希望的最优解区域,但是选择过大也会导致过早收敛。变异概率的选择受种群的大小、染色体长度等因素的影响,如果变异概率选取过小,就不会产生新的个体结构,但是如果过大,可能会引起不稳定,遗传算法就成了随机搜索算法。所以实际中对某一具体问题通常需要反复试验来确定交叉概率和变异概率,这是很费时间的事情,而且较难找到适合每个问题的最佳值,基于此本文采用适应度的方式确定交叉概率和变异概率。用公式表示如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{avg})}{f_{\max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{c1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f' < f_{avg} \end{cases}$$

式中,  $f_{\max}$  代表群体中最大的个体适应度,  $f_{avg}$  代表每代群体的平均适应度值,  $f$  代表要交叉的两个个体中较大的适应度值,  $f'$  代表要变异个体的适应度值,取 0~1 之间的值,就可以自适应调整了。当个体适应度低于群体平均适应度值时,表明该个体性能差,需要取较大的交叉概率和变异概率;当个体适应度高于群体平均适应度值时,表明该个体性能良好,需要取较小的交叉概率和变异概率。从上面公式还可以看出,个体适应度值越接近群体最大适应度,交叉和变异概率就越小,反之越大。  $P_{c2}$  和  $P_{m2}$  的作用是当其等于群体最大适应度时,保证交叉变异概率不为 0,防止出现停滞不前的状态。本文

设计的  $P_{c1}, P_{c2}, P_{m1}, P_{m2}$  分别为:  $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.7, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.002$ 。

### 3.3 实验结果

本文实验对象为  $310 \times 244$  像素的 256 色灰度图像,算法的测试平台为 AMD Sempron(tm) Processor 2600+, 1.60 GHz, 512MB 内存。实验在 Matlab6.1 上实现。为了便于比较,本文对不同参数不同方法下的滤波效果进行了比较,主要比较滤波后图像的峰值信噪比。不同的方法图像滤波后的信噪比如表 1 所列。

表 1 常用不同滤波方法峰值信噪比对比表

| 滤波方法         | 峰值信噪比 | 2%椒盐噪声  | 2%高斯噪声  |
|--------------|-------|---------|---------|
| 中值滤波         |       | 6.4804  | 5.1640  |
| 传统形态滤波       |       | 5.4571  | 3.8552  |
| 广义形态滤波       |       | 10.6398 | 5.9850  |
| 自适应加权广义形态滤波  |       | 13.5319 | 9.7549  |
| 多结构元素的广义形态滤波 |       | 14.2662 | 10.3715 |
| 多方向的广义形态滤波   |       | 15.0464 | 10.2583 |
| 多尺度的广义形态滤波   |       | 13.8661 | 10.2583 |
| 本文滤波算法       |       | 24.5282 | 12.6491 |

其效果图如图 2 所示。

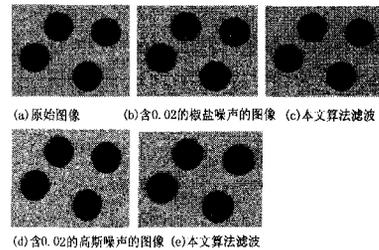


图 2 滤波效果图

表 1 中本文滤波算法得出的数据以及图 2 对应的形态学滤波参数为:群体大小为 50,13 位二进制编码,前 4 位代表  $2 \times 2$  滤波窗口,后 9 位代表  $3 \times 3$  滤波窗口,迭代 30 代,交叉概率和变异概率采用自适应策略,初始值如 3.2 节所介绍。

就含 2% 的椒盐噪声图像滤波而言,采用多尺度多结构元素开闭运算滤波,且用固定的交叉概率 0.7、变异概率 0.02,其他参数与本文算法相同,运行的结果为:

PSNR=24.3290, bestindividual.chromosome=[1 1 1 0 0 0 0 1 1 0 1 0], bestindividual.fitness=0.0042。与之相比,本文采用基于自适应遗传算法的多尺度多结构元素腐蚀膨胀运算滤波,得到的峰值信噪比更高。

从上面的实验可以看出,从效果图上主观来评价,对含椒盐噪声和高斯噪声的图像,本文提出的方法都得到了很好的滤波效果,图像的滤波效果基本上过滤掉了所有的噪声,客观上用图像的峰值信噪比来评价,本文采用的方法得到的图像的峰值信噪比是最高的。实验表明,本文建立的滤波模型是可行的。

**结束语** 论文主要针对传统的形态滤波、广义形态滤波及在此基础上改进的滤波方法的不足,提出了一种基于自适应遗传算法的多结构多尺度形态学滤波方法,主要考虑了滤波窗口的大小、结构元素的种类和方向以及结构元素的优化选择问题,采用了遗传算法对结构元素进行优化,并考虑到遗传算法自身的收敛性,采用了保留精英的策略,另外考虑到遗

表2 噪声强度与函数值之间的变化关系

| 噪声强度  | 游程函数 R |        | 差异函数 D |        |
|-------|--------|--------|--------|--------|
|       | 图像 1   | 图像 2   | 图像 1   | 图像 2   |
| 0     | 0.0335 | 0.0129 | 0.0000 | 0.0000 |
| 0.002 | 0.0393 | 0.0192 | 0.0078 | 0.0105 |
| 0.004 | 0.0497 | 0.0252 | 0.0114 | 0.0164 |
| 0.006 | 0.0622 | 0.0326 | 0.0155 | 0.0234 |
| 0.008 | 0.0775 | 0.0747 | 0.0192 | 0.0388 |
| 0.01  | 0.0926 | 0.2222 | 0.0251 | 0.1366 |
| 0.12  | 0.1114 | 0.2917 | 0.0301 | 0.2022 |
| 0.14  | 0.1204 | 0.3384 | 0.0344 | 0.2458 |
| 0.16  | 0.1248 | 0.3681 | 0.0412 | 0.2719 |
| 0.18  | 0.1432 | 0.3854 | 0.0470 | 0.2978 |
| 0.02  | 0.1577 | 0.4038 | 0.0520 | 0.3125 |

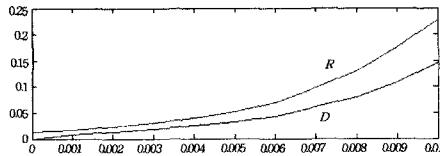


图12 图像2的差异函数D和游程函数R变化趋势

表3 噪声强度与函数值之间的变化关系

| 噪声强度  | 游程函数 R |        | 差异函数 D |        |
|-------|--------|--------|--------|--------|
|       | 图像 1   | 图像 2   | 图像 1   | 图像 2   |
| 0     | 0.0333 | 0.0133 | 0.0000 | 0.0000 |
| 0.001 | 0.0362 | 0.0171 | 0.0058 | 0.0080 |
| 0.002 | 0.0385 | 0.0230 | 0.0085 | 0.0131 |
| 0.003 | 0.0414 | 0.0304 | 0.0112 | 0.0188 |
| 0.004 | 0.0435 | 0.0399 | 0.0135 | 0.0252 |
| 0.005 | 0.0467 | 0.0510 | 0.0162 | 0.0322 |
| 0.006 | 0.0507 | 0.0686 | 0.0190 | 0.0427 |
| 0.007 | 0.0540 | 0.0971 | 0.0219 | 0.0596 |
| 0.008 | 0.0581 | 0.1300 | 0.0252 | 0.0796 |
| 0.009 | 0.0605 | 0.1752 | 0.0275 | 0.1081 |
| 0.01  | 0.0669 | 0.2279 | 0.0324 | 0.1456 |

**结束语** 为了对含噪图像的分割效果进行量化计算和评价,本文首先给出了一种基于比较含噪图像分割结果与原图像分割结果之间差异程度的评价函数——差异函数来对含噪图像的分割效果进行量化评价的方法。在此基础上,我们进一步给出了一种基于分割图像二值化灰度矩阵游程统计量定义的含噪图像分割效果评价函数——游程函数,在对受到噪声干扰的图像的分割效果进行评价时,可以通过计算分割图像相应的差异函数和游程函数来进行量化比较和分析。

我们还对受到噪声干扰的灰度图像的分割结果与相应的评价函数——差异函数和游程函数值之间的关系进行了实验

(上接第258页)

传算法参数的选择问题采用了自适应策略。同时,结合自适应加权广义形态滤波的思想构建基于遗传优化的多结构多尺度自适应加权形态滤波器,其滤波效果与中值滤波、传统的形态滤波、广义形态滤波及在此基础上改进的滤波方法进行了比较,从图像信噪比可看出采用本文提出的算法滤波效果好,算法可行。

参 考 文 献

[1] 赵春晖. 数字形态滤波器理论及其算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 1998(4)  
 [2] Zhang Y J. Segmentation evaluation and comparison: a study of several algorithms[J]. SPIE Visual Communication and Image Processing, 1993, 2094: 801-812  
 [3] Fu K S, Mui J K. A survey on image segmentation [J]. PR,

分析,结果表明含噪灰度图像的分割结果随着干扰噪声强度的增大越来越差,相应的差异函数和游程函数值也越来越大,说明本文给出的两个评价函数能够比较准确地反映出两者之间的变化关系。本文给出的评价函数的定义不仅表达简单、计算便捷,便于实际应用,而且能够准确反映出图像的分割效果与干扰噪声强度之间的变化关系。

参 考 文 献

[1] 吴成柯,毕笃彦,侯格贤. 图像分割质量评价方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2003, 4(5A): 39-43  
 [2] 狄宇春,邓雁平. 基于多层次灰关联分析的图像分割性能评估[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(10): 1153-1158  
 [3] Sezgin M. A survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-165  
 [4] Mezaris V, Kompatsiaris I, Strintzis M G. Still image objective segmentation evaluation using ground truth[C]//5th COST 276 Workshop. 2003: 9-14  
 [5] Zhang Hui, Fritts J E, Goldman S A. An entropy-based objective evaluation method for image segmentation[C]//Storage and Retrieval Method and Application for Multimedia 2004. Proceedings of the SPIE. 2004, 5307: 38-49  
 [6] Gao Y, Kerle N, Mas J F, et al. Optimized image segmentation and its effect on classification accuracy[C]//Proceedings of the 5th International symposium on Spatial Data Quality SDQ 2007. Netherlands: 13-15  
 [7] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66  
 [8] 刘健庄, 粟文青. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101-105  
 [9] Jian Gong, Yuan Li Li, Nan Chen Wie. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 295-300  
 [10] 景晓军, 蔡安妮, 孙景鳌. 一种基于二维最大类间方差的图像分割算法[J]. 通信学报, 2001, 22(4): 71-76  
 [11] 范九伦, 赵凤, 张雪峰. 三维 Otsu 阈值分割方法的递推算法[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1398-1402  
 [12] Menezes A J, van Oorschot P C, Vanstone S A. 应用密码学手册[M]. 胡磊, 王鹏, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2005

1981, 13: 3-16

[4] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques [J]. PR, 1993, 26: 1277-1294  
 [5] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002  
 [6] 章毓晋. 图像工程上册图像处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001  
 [7] Zhang X G, Liu Y, Wang C X. Filter Design Based on the Theory of the Generalized Morphological Filter with Omni directional Structuring Element[J]. Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel Distributed Computing, 2007, 3: 255-258  
 [8] Wang J, Liu P, Liu D C. The Design and Analysis of Improved Adaptive Generalized Morphological Filter[J]. Image and Signal Processing, 2008, 1(27-30): 106-111