

文章编号: 0253-2239(2006)04-0510-6

# 基于改进遗传算法优化的形态学修正 TOP-HAT 滤波器设计方法\*

曾 明 李建勋\*\*

(上海交通大学电子信息学院信息与控制研究所, 上海 200030)

**摘要:** 针对红外序列图像中运动弱小点目标的检测问题,设计了一种基于改进遗传算法优化的修正 Top-Hat 形态学滤波器算子。其中,优化的修正 Top-Hat 形态学滤波器可以很好地抑制背景和噪声的影响;改进遗传算法采用新的区间离散化编码和自适应的主次式交叉与变异算子,通过优化搜索全局空间得到的形态学滤波器参量具有较好的滤波性及时效性。并且针对不同信噪比的点目标检测建立了自适应门限。实测数据的处理结果表明:在虚警概率小于 5% 情况下,优化的修正 Top-Hat 形态学滤波器算子对信噪比约为 2 的复杂图像检测概率大于等于 70%,与固定结构元素的 Top-Hat 形态学滤波器相比检测概率提高了近 10%,与用经典遗传算法训练的传统 Top-Hat 形态学滤波器相比检测概率提高了 4%。

**关键词:** 图像处理; 红外点目标检测; 修正 Top-Hat; 遗传算法; 自适应门限

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A

## Optimized Design of Morphological Improved Top-Hat Filter Based on Improved Genetic Algorithms

Zeng Ming Li Jianxun

(Institute of Information and Control, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030)

**Abstract:** Toward detection of feeble moving infrared spot target, improved Top-Hat morphological filtering operator is presented based on improved genetic algorithms. The optimized improved Top-Hat morphological filter restrains background and noise. And the genetic algorithm is improved with new interval discretization code and adaptive master-slave crossover and mutation operator. The optimized morphological filter based on global search has better filtering and time performance. To different signal to noise ratio (SNR) spot targets, the adaptive threshold is adopted for detection. Experimental results show that the detection probability of complicate images ( $R_{SN} \approx 2$ ) can reach more than 70% with false alarm no more than 5%. Compared with fixed Top-Hat filter, the detection probability improves nearly by 10%. Also compared with traditional Top-Hat morphological filter optimized by classical genetic algorithms, the detection probability is improved by 4%.

**Key words:** image processing; infrared spot target detection; improved Top-Hat; genetic algorithm; adapting threshold

### 1 引 言

红外目标检测和跟踪在现代信息社会中具有十分重要的意义,尤其是针对实际情况下的各种背景干扰,人为干扰以及探测器低频扫描噪声和高频探

测噪声所导致的低信噪比条件下弱小目标的检测和跟踪<sup>[1]</sup>。

近年来,随着对形态学的研究发展,形态学图像处理这门特殊的图像处理学科逐渐发展成为图像处

\* 航空科学基金(03F57003)、国家自然科学基金(60304007)、国防科技重点实验室预研基金(51483020203JW0310, 51476010604JW0303)和上海交通大学青年教师基金联合资助课题。

作者简介: 曾 明(1980~),男,上海交通大学硕士研究生,主要从事红外弱小点目标检测。E-mail: zengming@sjtu.edu.cn

\*\* 通信联系人。E-mail: lijx@sjtu.edu.cn

收稿日期: 2005-05-12; 收到修改稿日期: 2005-09-06

理的一个主要研究领域,并逐步成为弱小目标检测和识别的有利工具<sup>[2]</sup>。形态学滤波器可分解为形态学运算和结构元素选择两个基本的问题。针对红外弱小点目标,大多数研究者目前采用形态学 Top-Hat 这一高通滤波算子作为形态学滤波算子<sup>[3~5]</sup>。同时为了降低噪声对目标检测的影响,Jackway<sup>[3]</sup>提出了修正的 Top-Hat 算子。当形态学运算规则确定后,形态滤波器的最终滤波性能就仅仅取决于结构元素,包括其形状和元素值。

在以往关于利用形态学上的 Top-Hat 算子对红外弱小目标进行检测的研究中,结构元素都是事先确定好了的<sup>[5,6]</sup>。因此,这些滤波器仅仅在所对应的某类图像模型中具有较好的滤波性能。然而,通常情况下图像信号极为复杂且处于不断变化之中,这就要求选用的结构元素应具有自适应功能,以实现最优化处理。目前,对于结构元素的优化训练,国内外研究者提出了形态学神经网络和形态学遗传算法两种学习方法。相比较神经网络优化结构元素而言,遗传算法具有较强的鲁棒性和时效性,能比较稳定地收敛到最优。因此,将遗传算法与形态学滤波器相结合,利用遗传算法训练形态学滤波器结构元素以实现最优化处理是近年来国内外学者在红外点目标检测问题中重点研究的一种方法<sup>[4,7~11]</sup>。但现有的遗传算法优化的形态学滤波器对复杂背景下弱小点目标的检测效果还不是很理想,其训练收敛速度也比较长。因此有必要进行改进遗传算法的训练,提高形态学对复杂背景的滤波精度和训练速度。

相对神经网络优化结构元素而言,遗传算法具有较强的鲁棒性和时效性,能比较稳定地收敛到最优。但是当前的文献中,待优化结构元素的编码均采用常规编码方式,这使得收敛后结构元素值的最优性能受到一定影响。而且遗传算法是在概率意义上找到全局最优点,所要处理的数据量大,寻优效率不高。同时,由于强噪声背景的影响,传统的形态学滤波算子对其的抑制总显得力不从心。为此,本文设计一种新的遗传算法,采用区间离散化编码和自适应的主次式交叉与变异算子,对修正的 Top-Hat 形态学滤波器结构元素进行优化,使形态滤波过程融入特有的智能抑止背景和提高信噪比,实现对复杂变化的图像具有良好的滤波性能和稳健的适应能力。

## 2 灰度形态滤波算法

本文的灰度形态滤波算法是针对一系列灰度值

图像,设待滤波图像  $F = \{[x, f(x)] | x \in P, P \subseteq E^2\}$ , 结构元素  $B = \{[m, b(m)] | m \in S, S \subseteq E^2\}$ , 则  $F$  关于  $B$  的膨胀 (sup) 和腐蚀 (inf) 运算分别定义如下:

$$(F \oplus B)(x) = \sup_{\substack{m \in S \\ x-m \in P}} \{f(x-m) + b(m)\}, \quad (1)$$

$$(F \ominus B)(x) = \inf_{\substack{m \in S \\ x+m \in P}} \{f(x+m) - b(m)\}, \quad (2)$$

其中  $f(x \pm m)$  表示图像  $F$  的分量沿矢量  $m$  作空间平移。

$F$  关于结构元素  $B$  的形态开和形态闭运算分别定义如下:

$$F \circ B = (F \ominus B) \oplus B, \quad (3)$$

$$F \bullet B = (F \oplus B) \ominus B. \quad (4)$$

在此基础上定义传统的 Top-Hat 算子。Top-Hat 算子根据使用开,闭运算的不同而分为开 Top-Hat 算子和闭 Top-Hat 算子。其定义分别如下:

$$\text{OTH}_{F,B}(x) = (F - F \circ B)(x), \quad (5)$$

$$\text{CTH}_{F,B}(x) = (F \bullet B - F)(x). \quad (6)$$

Top-Hat 算子具有高通滤波的某些特性,开 Top-Hat 算子能检测出图像中的峰,闭 Top-Hat 算子能检测出图像中的谷。

形态学 Top-Hat 算子可以非常有效地识别出各种背景下的点目标,但对于有强背景噪声干扰的点目标图像,传统的 Top-Hat 形态学滤波算子对其的抑制就显得力不从心。为此,有必要采用修正的 Top-Hat 形态学滤波算子。

修正 Top-Hat 形态学滤波器结构元素由两部分嵌套而成:内部结构元素  $B_i$  ( $n \times n$  大小) 和外部结构元素  $B_o$  ( $m \times m$  大小)。即  $B_i \subset B_o$ 。

定义边缘结构元素为

$$A = B_o - B_i. \quad (7)$$

在此基础上定义修正的 Top-Hat 算子为

$$\text{TH}_{F,B}(x) = [F - (F \ominus A) \oplus B_i](x), \quad (8)$$

实验验证<sup>[3]</sup>修正 Top-Hat 形态学滤波器可以很好地抑制噪声的影响。

## 3 优化设计滤波参量的遗传算法

遗传算法是一个群体优化过程,它是由一组初始值(生物群体)出发进行优化。形态学遗传算法以形态学滤波器结构元素值为优化的编码,首先给出一个有  $N$  个染色体的初始群体 pop。每个染色体  $\text{pop}_i = a_i^{(1)} a_i^{(2)} \dots a_i^{(D)}$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 对应于一个滤波器结构元素值。

对群体中的每个染色体,计算它的适应值函数为

$$f_i = \frac{1}{E} = 2L / \left[ \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2 \right], \quad (9)$$

这里  $L$  为训练样本数,  $d_k$  为 Hop-Hat 形态学滤波器对应第  $k$  个输入信号的输出期望值,  $Y_k$  定义为滤波器在第  $k$  个训练样本输入后输出矩阵的最大值, 如下所示:

$$Y_k = \max[\text{TH}_{F_k, B}(x)]. \quad (10)$$

在停止规则满足前, 计算概率:

$$p_i = \exp\left(\frac{f_i}{T_k}\right) / \left[ \sum_{j=1}^N \exp\left(\frac{f_j}{T_k}\right) \right], \quad (11)$$

$$(i = 1, 2, \dots, N)$$

其中  $\{T_k\}$  为渐趋于 0 的退火温度, 且  $T_k = 1/\ln(k/T_0 + 1)$ ,  $T_0 = 100$ ,  $k = 1, 2, \dots$ , 为自然数。

以该概率从群体 pop 中随机选一些染色体构成一个种群:

$$\text{newpop} = \{\text{pop}_j \mid j = 1, 2, \dots, N\}. \quad (12)$$

对这个种群以交配概率  $P_c$  进行交配, 得到一个有  $N$  个染色体的 crosspop。然后以一较小概率  $P_m$  使其染色体的基因发生变异, 生成新的群体 pop。

当遗传算法停止规则满足时, 群体中适应值函数最大的个体即为优化训练好的形态学滤波器结构元素值。如下所示:

$$f_t = \max(f_i) \begin{cases} \leq f, & \text{算法停止, pop}_t \text{ 为优} \\ & \text{化好的结构元素值} \\ > f, & \text{继续训练} \end{cases}$$

$$1 \leq i \leq N \quad (13)$$

式中  $f_i$  为群体适应值函数,  $f$  为遗传算法停止规则满足时适应值函数达到的阈值。

### 3.1 区间离散化编码

形态学滤波器参量主要由结构元素的各分量值构成, 其训练学习过程属多参量优化问题。为此, 将它们映射为遗传空间中由基因组成的串结构数据时, 采用多参量编码方式。参量编码分为 0/1 双字符编码和多字符编码两种。二进制的 0/1 双字符编码由于具有编码、解码操作易行, 交叉、变异等遗传操作便于实现, 符合最小字符集编码原则以及便于利用模式定理对算法进行理论分析等优点, 是本文遗传算法的首选编码。多参量编码方式的基本思想是将结构元素  $B$  的每个分量  $b_i$  ( $1 \leq i \leq M$ ) 先进行二值编码得到位串, 再把这些位串连接成一个完整的个体(染色体)。

目前的文献中, 研究者针对结构元素进行的编码都将结构元素值限定为整数<sup>[7,8,10]</sup>, 但是通常情况下, 结构元素  $B$  的分量并非取整数值, 而且其最小值也未必是零。因此, 不能用常规的方法对个体进行编码。本文引入一种新的区间离散化编码<sup>[12]</sup>, 假设个体  $B$  的各分量取值为区间  $[x_{\min}, x_{\max}]$  中的所有实数。此时, 先确定构造的字符串长度  $K$ , 然后在  $[x_{\min}, x_{\max}]$  上等间距地插入  $2^K - 2$  个点, 每相邻两点的距离为

$$\delta = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^K - 1}, \quad (14)$$

则在  $[x_{\min}, x_{\max}]$  上选取了  $2^K$  个点, 它们分别为  $x_{\min}$ ,  $x_{\min} + \delta$ ,  $x_{\min} + 2\delta$ ,  $\dots$ ,  $x_{\min} + (2^K - 1)\delta = x_{\max}$ , 这  $2^K$  个点分别用  $K$  位二进制数表示, 即

$$\begin{array}{ll} x_{\min} & \rightarrow 00 \dots 000 \\ x_{\min} + \delta & \rightarrow 00 \dots 001 \\ x_{\min} + 2\delta & \rightarrow 00 \dots 010 \\ \dots & \dots \dots \\ x_{\max} & \rightarrow \underbrace{11 \dots 111}_{K \text{ 位}} \end{array}$$

这相当于把实数区间  $[x_{\min}, x_{\max}]$  离散化了。字符串长度  $K$  的大小应依据  $x_{\max} - x_{\min}$  的大小来定, 若  $K$  取值较大会增加算法的复杂度, 若  $x_{\max} - x_{\min}$  很大而字符串长  $K$  选择很小时, 会产生较大的量化误差, 这样有可能会漏掉最优解。

遗传算法在循环操作中, 向全局最优解的逼近程度和逼近速度不仅与初始群体中个体数目有关系, 而且与初始群体在  $\{0, 1\}^K$  中的分布状态也有很大关系。尤其是当计算代价过大而无法使群体规模选得太大时, 为提高初始种源的质量, 应该使初始群体在  $\{0, 1\}^K$  中尽量均匀的分布开。为此, 在  $00 \dots 000 \sim 11 \dots 111$  的范围内, 随机给定初始群体结构元素的值。

### 3.2 个体的适应度

在遗传算法中, 适应度是描述群体中个体优劣性的尺度, 在优化问题中, 适应度是可行解的目标函数值。学习规则中需要引入相关的先验知识和统计规律加以约束, 并提供优选标准(代价函数)以引导求解过程。对于滤波参量的优化训练而言, 最关键的乃是形态滤波器的非线性映射输出要尽量地逼近训练样本的期望值, 即要求最优解同所有示例保持一致且为最优的描述。同时, 还需兼顾终止算法(停机准则)的可操纵性。因此, 选用最优解目标的平方误

差代价函数作为纠偏与牵引优化搜索的代价函数较为理想,定义如下:

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2, \quad (15)$$

这里  $L$  为训练样本数,  $d_k$  为输出对应的第  $k$  个输入信号的期望值,  $Y_k$  定义为 Top-Hat 形态学滤波器在第  $k$  个训练样本输入后输出矩阵的最大值,如下所示:

开余运算时

$$Y_k = \max[F_k - (F_k \circ B)(x)], \quad (16)$$

闭余运算时

$$Y_k = \max[(F_k \bullet B)(x) - F_k], \quad (17)$$

于是个体  $\text{pop}_i(t)$  的适应值函数  $f_i = \text{fitness}[\text{pop}_i(t)]$  定义为

$$f_i = \frac{1}{E} = 2L / \left[ \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2 \right]. \quad (18)$$

### 3.3 交叉算子

双亲的染色体在一定概率下以交叉的方式产生出子代染色体,从而使子代个体遗传双亲的基本特征。对于待交叉的  $n \times n$  结构个体,考虑其中心处为个体原点,位于原点附近的高权重分量在形态学滤波过程中起着主导作用,而个体边缘处的低权重分量则在形态学滤波过程中起着次要作用。为此,本文新设计出一种主次式交叉算子。

主次式交叉算子的思想是在算法初期,交叉运算主要针对原点附近的高权重分量,以加大优质解的生成速度和生成概率,加速淘汰劣质解,从而使搜索域及早转向具有优化潜力的解空间;在算法后期,交叉运算则重点针对个体边缘的低权重分量,以保护优化好的高权重分量,并逐渐优化次要分量。

大小  $n \times n$  的结构元素可以看作作为一系列以原点为中心的矩形,其某分量权重的大小程度以它所在矩形的边长来度量。结构元素  $i \times i$  中的矩形其边长定义为  $i$ 。

给定矢量集  $Q$  上 2 个结构元素个体  $\text{pop}_1(t)$  和  $\text{pop}_2(t)$ 。主次式交叉概率定义如下:

$$P_c = \begin{cases} K_1 \exp(-\alpha L) \exp(-\bar{f}/\eta), & \bar{f} < \eta \\ K_2 \exp(\beta L) \exp(-\bar{f}/\eta), & \bar{f} \geq \eta \end{cases} \quad (19)$$

式中  $\bar{f}$  为群体的平均适应值,定义如(20)式,  $\eta$  为适应度常数,  $L$  为个体分量所在矩形的边长,  $K_1, K_2$  为常数,  $\alpha, \beta > 0$  为权重常数。

$$\bar{f} = \sqrt{f_1^2 + f_2^2 + \dots + f_n^2}. \quad (20)$$

每次交叉运算进行时,以式(11)所示的概率用轮盘选择法从数量为  $N$  的群体中随机选取  $N/2$  个样本作为种群。父代的两个个体进行交叉运算产生

两个新的个体,称为子代。子代与父代不同,却包含着两个父代的遗传信息。根据生物遗传进化的特点,子代中要尽量包含父代的优秀基因,同时生物的交配繁衍应在尽可能多的个体中进行,以保持物种的多样性。为此,设计一种新的遍历式交叉规则如下:

$$\{\text{crosspop}_i, \text{crosspop}_{N/2+1}\} = \text{cop}(\text{newpop}_i, \text{newpop}_s), \quad (21)$$

$$1 \leq i \leq N/2$$

其中  $\text{cop}(\cdot)$  为交叉函数,  $\text{newpop}_i$  为种群中第  $i$  个个体,  $\text{newpop}_s$  为每次交叉运算时以式(11)所示的概率用轮盘选择法从种群中选择出来的个体,  $\text{crosspop}_i, \text{crosspop}_{N/2+i}$  为每次交叉运算后新生成的个体。这样在每一轮交叉运算结束后,产生出的新群体染色体个数与原群体染色体个数一样。

对于待交叉的两个个体而言,交叉发生在他们的每个子个体上。交叉方式分为单点交叉和多点交叉,考虑到子个体数值范围,字符串长度有限,这里采用单点交叉方式。每个子个体交叉点的选取也是随机的。

### 3.4 变异算子

变异算子实现群体的优化改良,为交叉过程中可能丢失的某些遗传基因进行修复和补充,恢复群体失去的多样性,以避免陷入局部最优。

本文根据先主后次,权重优先的优化原则采取新的主次式变异,在算法初期,变异操作主要针对个体原点附近的高权重分量,以减小这一阶段对次要分量不必要的盲目搜索;而在算法后期变异操作主要针对个体边缘的低权重分量,以保持优化好的主要分量,并渐进优化次要分量。

定义主次式变异概率如下:

$$P_m(L, t) = \begin{cases} P_1 \exp\left(-\frac{L^2}{2\sigma^2}\right), & t \leq \frac{T}{2} \\ P_2 \exp\left(\frac{L^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right), & t > \frac{T}{2} \end{cases} \quad (22)$$

式中  $P_1, P_2$  为幅值常数,  $\sigma$  为调节个体参量权重大小的常数,  $\tau$  为调节  $P_m$  随时间衰减快慢的时间常数,  $T$  为遗传算法设置的最大代数。

实验证明这一突变概率能有效恢复群体失去的多样性,避免陷入局部最优解。同时,还有利于在当前解附近寻找最好的解。

## 4 基于自适应门限的分割

门限的确定应针对每个  $n \times n$  图像单元,采用单

帧检测概率,虚警概率及信噪比定门限。如下式

$$v = u + R_{SN} - \phi^{-1}(p_d), \quad (23)$$

其中  $p_d$  为单帧检测概率,  $R_{SN}$  为信噪比,  $v$  为检测门限,  $u$  为某个  $n \times n$  图像单元背景对消后的噪声均值,  $\sigma^2$  为噪声均方差。 $u$  和  $\sigma^2$  的求法如下式:

$$f = g - (g \ominus B) \oplus B, \quad (24)$$

$$u = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f(i, j), \quad (25)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [f(i, j) - u]^2, \quad (26)$$

$g$  为原始图像灰度,  $f$  为形态滤波开运算后的灰度。

自适应门限分割对于弱小点目标的检测是非常有效的,但是对于信噪比较高的点目标却不能很好地检测出来。这是因为随着点目标信噪比的提高,自适应门限  $v = u + R_{SN} - \phi^{-1}(p_d)$  增长的速度远远大于点目标经开余运算后值的增长速度。如果降低自适应门限的增长速度使之与目标信噪比的增长速度相适应,又不能有效检测出弱小点目标。为此,可以每个  $n \times n$  图像单元的均方差定出一阈值,因为信噪比较高的点目标利用固定门限就能很好地将其识别出来,所以高于此阈值的点目标利用固定门限进行分割识别,低于此阈值的弱小点目标利用自适应门限进行分割识别。因此,自适应门限重新定义如下:

$$v = \begin{cases} u + R_{SN} - \phi^{-1}(p_d), & \sigma \leq t \\ T, & \sigma > t \end{cases} \quad (27)$$

## 5 仿真结果

实验结果表明通过遗传算法训练结构元素后的修正 Top-Hat 算子形态学滤波器对于低信噪比图像具有非常高的检测概率。应用该算法对强噪声背景下红外点目标图像进行滤波处理,并与训练结构元素的传统 Top-Hat 算子形态学滤波器处理结果进行比较,如图 1~图 3 所示。

测试 1: 在虚警概率控制在 1% 情况下,对



图 1 原始图像

Fig. 1 Original image

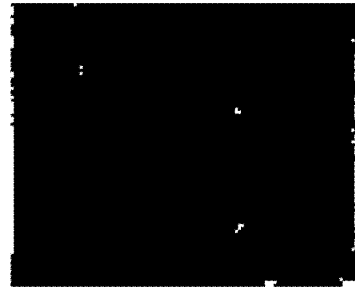


图 2 传统 Top-Hat 滤波器滤波

Fig. 2 Traditional Top-Hat filtering



图 3 修正 Top-Hat 滤波器滤波

Fig. 3 Modified Top-Hat filtering

10000 幅不同信噪比的图像分三种方式进行单帧滤波处理比较,方式(1)固定结构元素的 Top-Hat 算子滤波器进行滤波处理,方式(2)用遗传算法训练了结构元素的传统 Top-Hat 算子滤波器进行滤波处理,方式(3)用遗传算法训练了结构元素的修正 Top-Hat 算子滤波器进行滤波处理。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法识别概率对比

Table 1 Comparison of detection probability between different methods

SNR	Dectection probability by method /%		
	1	2	3
2	39.07	44.33	48.78
3	75.86	79.77	83.15

由此可见,就单帧检测来说,训练结构元素后的形态学滤波器比固定结构元素的形态学滤波器滤波性能要好。同时也可看出,修正 Top-Hat 形态学算子比起传统 Top-Hat 形态学算子滤波性能要好。

测试 2: 采用两种方法对红外点目标图像进行滤波处理。方法 1 为用传统遗传算法训练结构元素的传统 Top-Hat 形态学滤波器进行滤波处理,方法 2 为用改进遗传算法训练结构元素的修正 Top-Hat 形态学滤波器进行滤波处理。比较两种方法对目标点信噪比的改善情况。结果如表 2 所示。

表 2 不同方法处理信噪比变化

Table 2 Comparison of  $R_{SN}$  variation between different methods

Original image $R_{SN}$	$R_{SN}$ by method 1	$R_{SN}$ by method 2
1.76	2.03	2.25
2.71	2.94	3.20

由表 2 可见,基于改进遗传算法优化的修正 Top-Hat 形态学滤波器算子和传统的遗传算法优化的 Top-Hat 形态学滤波器算子相比,可以更有效地提高滤波后点目标图像信噪比。

测试 3:对区间离散化编码与常规编码分别进行仿真,比较两者收敛速度和结构元素的优化性能,表 3 分别为两种编码下遗传算法训练时算法收敛到不同适应度情况下耗用 CPU 时间对比,表 4 为用两种编码下遗传算法训练时在一定循环次数下对个体适应度进行比较。

表 3 两种编码遗传算法训练 CPU 耗时比

Table 3 Comparison of CPU time on genetic algorithm training between two kinds of coding

Fitness	CPU time on normal coding	CPU time on interval discretization coding
0.3355	61.7720	23.2340
0.3550	114.8130	39.0310

表 4 两种编码循环次数与个体适应度比

Table 4 Comparison of rotation number and individual fitness between two coding methods

Rotation number	individual fitness of normal coding	Individual fitness of interval discretization coding
10	0.3109	0.3637
20	0.3264	0.3659

由表 3 可见区间离散化编码遗传算法收敛速度要大于常规编码遗传算法收敛速度,由表 4 可见区间离散化编码遗传算法的优化性能要好于常规编码遗传算法的优化性能。因此,本文引入新的区间离散化编码能有效提高遗传算法优化的 Top-Hat 形态学滤波器的时效性。

## 6 结 论

实验结果表明,本文提出的基于改进遗传算法优化设计的修正形态学滤波器对信噪比较低的复杂图像具有良好的滤波效果。

## 参 考 文 献

- 1 A. Plaza, P. Martinez, R. Perez *et al.*. A new method for target detection in hyperspectral imagery based on extended morphological profiles [C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '03 Proceedings*, 2003, **6**: 3772~3774
- 2 Hongtao Hu, Zhongliang Jing, Shiqiang Hu. Track before detect for point targets with particle filter in infrared image sequences [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, **3**(6): 16~19
- 3 P. T. Jackway. Improved morphological top-hat [J]. *IEEE Electron. Lett.*, 2000, **36**(14): 1194~1195
- 4 Zeng Ming, Li Jianxun, Zhang Peng. The design of morphological TOP-HAT filter optimized by genetic algorithms[J]. *IR Physics and Technology*, 2006, **48**(1): 67~76
- 5 Ye Bin, Peng Jiaxiong. Small target detection method based on morphology Top-Hat operator [J]. *Chin. J. Image and Graphics*, 2002, **9A**(7): 638~642 (in Chinese)
- 叶 斌, 彭嘉雄. 基于形态学 Top-Hat 算子的小目标检测方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2002, **9A**(7): 638~642
- 6 A. G Hanbury, J. Serra. Morphological operators on the unit circle [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(12): 1842~1850
- 7 R. Terebes, M. Borda, Y. Baozong *et al.*. Adaptive filtering using morphological operators and genetic algorithms[C]. *6th International Conference on Signal Processing*, 2002, **1**: 853~857
- 8 M. S. Hamid, N. R. Harvey, S. Marshall. Genetic algorithm optimization of multidimensional grayscale soft morphological filters with applications in film archive restoration [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2003, **13**(5): 406~416
- 9 Zhao Chunhui. Optimization design of soft morphological filters based on improving genetic algorithm [C]. *Proc. International Conference on Neural Networks and Signal Processing*, 2003, **1**: 491~494
- 10 Nong Yu, Chang-Yong Wu, Fan-Ming Li. Automatic target recognition in infrared image using morphological genetic filtering algorithm [C]. *Proc. IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing*, 2003, **2**: 1362~1366
- 11 P. Kraft, S. Marshall, J. J. Soraghan *et al.*. Parallel genetic algorithms for optimizing morphological filters [C]. *IEEE Fifth International Conference on Image Processing and its Applications*, 1995. 4~6
- 12 Guo Siqiong, Cheng Gang. *Soft Computation Method in Information Science* [M]. Shenyang: Northeastern University Press, 2001 (in Chinese)
- 郭嗣琮, 陈 刚. 信息科学中的软计算方法 [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2001