

## 圆形结构形态学滤波器优化设计及应用

车宏 孙隆和

(西北工业大学电子信息学院, 西安, 710072)

**摘要:**形态学滤波是红外弱小点目标检测研究中一个有效方法,其滤波器结构将直接影响检测性能。基于目标在实测红外图像上所呈现的凸包结构特点,首先设计了圆形形态学滤波器结构。在此基础上,引入神经网络进行圆形形态学滤波器结构元素优化设计。实测数据的处理结果表明:针对低信噪比图像( $SNR \approx 2$ ),在虚警概率小于等于1%情况下,优化的圆形形态学滤波器算子对的复杂红外弱小目标图像检测概率大于等于98%,优于固定结构元素的形态学滤波器和方形结构的优化形态学滤波器。

**关键词:**形态学滤波器;圆形结构元素;神经网络

**中图分类号:** TN215

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1005-2615(2011)04-0486-05

## The Optimized Design and Application of Circular Morphological Filter

*Che Hong, Sun Longhe*

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnic University, Xi'an, 710072, China)

**Abstract:** With the optimized structure, morphological filter is effective to detect moving spot target in infrared image sequences. Based on the real convex figure, the circular structure of morphological filter is designed. The neural network is introduced to optimize the filter element. The adaptive detection threshold is built based on the statistical characters. Experimental results from real data show that the detection probability of images ( $SNR \approx 2$ ) can reach more than 98% with 1% false alarm by the optimized circular morphological filter, which is better than that by fixed element morphological filter and square morphological filter.

**Key words:** morphological filter; circular element; neural network

红外传感器由于其具有隐蔽性好、探测范围广、定位精度高、识别伪装能力强、作用距离远以及轻质小巧、低耗可靠等优点而备受青睐。低信噪比条件下弱小目标的检测和跟踪于是就成为红外信息处理的研究热点。

基于形态学滤波器的红外弱小点目标检测的关键技术是形态学滤波器的设计,包括滤波器的形态学算子和结构元素<sup>[1-2]</sup>。当形态学算子确定后,形态滤波器的最终滤波性能就仅仅取决于结构元的选择,选择不同的结构元会导致运算对不同几何结构信息的分析和处理。在以往关于利用形态学上的Top-Hat算子对红外弱小点目标进行检测的研究

中,结构元素都事先确定<sup>[2-3]</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。形态学滤波器结构元素优化包括滤波器结构和滤波器元素优化两个部分。对于结构的优化由于涉及问题复杂,目前只有少量的文献报道<sup>[4]</sup>。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遗传算法两种学习方法<sup>[5-8]</sup>。

大量的形态学滤波器均采用方形网格结构,比如 $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ 等。实测数据表明:当目标为远

**基金项目:** 航空科学基金(2007157007)资助项目。

**收稿日期:** 2010-08-04; **修订日期:** 2010-09-13

**通讯作者:** 车宏,男,博士研究生,研究员,1969年生,E-mail: chehong613@hotmail.com。

距离点目标情况时,目标在成像平面表现为一种尖包的形态。因此具有圆形结构的滤波器将更符合目标的实际特征。本文基于上述事实,首先建立圆形形态学滤波器进行滤波器结构优化,在此基础上,引入神经网络进行结构元素优化,从而实现形态学滤波器的优化设计。将优化的形态学滤波器应用于红外弱小目标检测,以期提高系统的检测性能。

## 1 修正 Top-Hat 形态学滤波器

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。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。

设待滤波图像  $F = \{(x, f(x)) | x \in P, P \subseteq E^2\}$ , 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

$$A = B_o - B_i \quad (1)$$

在此基础上定义修正的 Top-Hat 算子

$$TH_{F,B}(x) = (F - (F \ominus A) \oplus B_i)(x) \quad (2)$$

实验验证<sup>[1]</sup>:修正 Top-Hat 形态学滤波器可以很好地抑制噪声的影响。

## 2 圆形结构形态学滤波器设计

### 2.1 红外图像中目标分布特征

光学系统在红外探测系统中的任务是聚集从目标来的辐射能,将它传送给探测器,并且要求有良好的像质。理想情况下,研究光学元件的物像关系时,认为近轴平行光经过透镜后会聚于一点,一个点源的像也是一个点。但是实际光学系统由于存在着像差及光的衍射效应,一个物点成的像并非是一个几何点,而是一个亮的扩散圆斑<sup>[9]</sup>。

由于点目标在实际探测器中的成像并不是一个点,而是一个“凸包”。图1是以网格形式显示的原始图像中某帧的结果,由圆圈圈住的为目标。对于整幅图像的网格图,大致的趋势是呈现斜坡状,其原因是不同高度的背景云层其灰度不同而引起的,其灰度变化与高度变化有近似线性的关系。均匀变化的云层背景上有许多小突起,这是由于红外成像过程中引入噪声而出现的。在同一高度时灰度值只是在一个数值处出现较小的波动。在目标出现的地方,有比较明显的尖包。尖包的出现符合红外

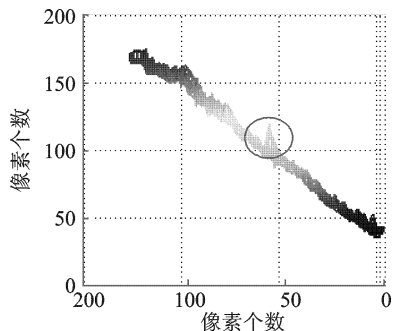


图1 原始图像的网格显示

成像原理,它是一由点目标在成像平面扩散形成的形态,即最高的尖点处是目标的位置。根据原图像中目标、背景和噪声之间形态的差异,即可基于目标形态特征进行滤波,以提高图像的信噪比。

### 2.2 圆形结构形态学滤波器设计

通过分析不难发现,就其本质而言,用于背景感知的形态滤波运算可分解为形态变换和结构元选择两个基本问题。为有效改善形态滤波性能,可以从改进形态变换和优选结构元两方面加以研究。形态变换规则一旦确定,则形态滤波器的最终性能就往往取决于结构元的选择。选择不同的结构元会导致运算对不同几何结构信息的分析和处理,即结构元决定着形态变换的目的和性质<sup>[4]</sup>。

考虑到数字图像大都采用方形网格空间,比如  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$  等。大量的形态学滤波器结构均采用方形结构。但红外图像中的目标分布特性分析表明:当目标为远距离点目标情况下,目标在成像平面表现为一种尖包的形态。基于匹配滤波的思想,本文提出一种非凸型结构元(见图2,以  $7 \times 7$  为例,其中黑色网格表示目标,白色网格表示背景或噪声)。由于圆形结构在平面域上唯一具有各向同一性,选取圆圈式结构元的优点是<sup>[3]</sup>:(1) 具有旋转不变性,无需多个单向结构元进行组合滤波,可同时兼顾多向性结构特征;(2) 对非凸集(如空洞、非连通)目标结构不敏感;(3) 形态结构由常规的面状改为特殊的线状,压缩了数据滤波的遍历空间,使计算强度得以缓解,将显著提高处理速率。

由于圆形滤波器结构比方形滤波器结构更接近目标的实际形状,基于匹配滤波的思想,结合圆形滤波器结构和修正 Top-Hat 变换所建立的改进形态学滤波器,由于优化了结构元构型,将有力促进滤波质量的提高。

结构优化的形态学滤波器可以对其结构元素进行优化,经典的结构元素多采用常数1。正如引言所言,优化的结构元素将更适应复杂变化的背景。

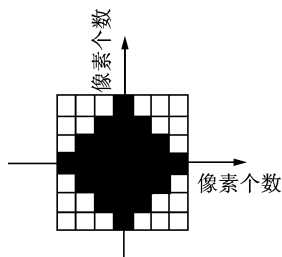


图2 圆形结构元素

### 3 基于圆形结构元素的形态学滤波器优化设计

在形态学运算规则已定义的情况下,滤波器结构元素的选择对滤波结果影响较大。本文利用一系列事先得到的样本数据用神经网络对滤波器结构元素进行训练,以获得最佳的滤波器参数。采用两层前馈神经网络模型,将Top-Hat运算作为一个整体当作一层,输出层节点定义为Top-Hat运算后图像矩阵的最大值。设输入样本矢量的维数为13维(对应网络输入的接点数),训练样本数为 $L$ ,输入样本为 $X_k$ ,权值为(结构元素) $B$ ,设网络在第 $k$ 个输入训练样本输入后输出结点的输出值为 $Y_k$ 。

定义平方误差代价函数为

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2 \quad (3)$$

式中: $d_k$ 为输出对应的第 $k$ 个输入信号的期望值(背景为0,目标点为 $\lambda$ ); $Y_k$ 定义为修正Top-Hat运算结果矩阵的最大值。

$$Y_k = \max_{\text{训练样本集}} ((F - (F \ominus A) \oplus B_i)(x)) \quad (4)$$

则代价函数对权值矢量的梯度为

$$\delta = \frac{\partial E}{\partial B} = \left( \frac{\partial E}{\partial B_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial B_m}, \dots, \frac{\partial E}{\partial B_M} \right)^T \quad (5)$$

式中

$$\delta_m \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\partial E}{\partial B_m} = \sum_{k=1}^L \{(Y_k - d_k) \times g(Y_k, B_m)\} \quad (6)$$

那么权值的修正量为

$$\nabla B_m = -\eta \delta_m = -\frac{\eta}{L} \sum_{k=1}^L \{(Y_k - d_k) \times g(Y_k, B_m)\} \quad (7)$$

式中: $\eta$ 为学习常量, $0 < \eta < 1$ ,仿真实验中 $\eta = 0.5$ 。

网络权值的迭代公式即为

$$B_m(t+1) = B_m(t) + \nabla B_m \quad (8)$$

通常,为加快收敛速度,常在式(8)中引入动量项,则网络权值的迭代公式如下

$$B_m(t+1) = B_m(t) + \nabla B_m + \gamma [B_m(t) - B_m(t-1)] \quad (9)$$

式中: $1 \leq m \leq M$ ;  $\gamma$ 为动量因子, $0 < \gamma < 1$ ,仿真实验中 $\gamma = 0.7$ 。

修正Top-Hat形态学滤波器结构元素优化设计的神经网络学习算法描述如下:

(1)给定初始权值 $B_m(0)$  ( $1 \leq m \leq 13$ )和误差代价函数 $E$ 的终止值 $\epsilon$ ,选择合适的学习常数 $\eta$ 和动量因子 $\gamma$ 。

(2)迭代开始, $t=1$ 。

(3)计算输出层结点在第 $k$ 个训练模式输入时的误差信号和误差代价函数分别为

$$e_k = Y_k - d_k \quad (10)$$

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L e_k^2 = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^L (Y_k - d_k)^2 \quad (11)$$

(4)如果 $E > \epsilon$ ,转至步骤(5),否则转至步骤(7)。

(5)计算剃度 $\delta_m$

$$\delta_m = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \{(Y_k - d_k) \times g(Y_k, B_m)\} \quad 1 \leq m \leq 13 \quad (12)$$

(6)计算 $t+1$ 时刻的权矢量(结构元素)值 $B_m$  ( $1 \leq m \leq 13$ ),转入步骤(3)。

(7)训练结束。

### 4 基于自适应门限的分割

经典的检测算法采用的是信号加噪声模型

$$\begin{aligned} H_0: x(t) &= n(t) \\ H_1: x(t) &= s(t) + n(t) \end{aligned} \quad (13)$$

因此,红外图像不能直接用于图像中目标的检测,在目标检测前应首先进行图像预处理,去除背景,以提高图像的信噪比。利用上述优化的形态学滤波器进行背景自适应感知和抑制后,红外弱小目标的检测问题就变为上述经典检测问题。因此,自适应门限检测方法就成为一种有效的检测手段。

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、虚警概率及信噪比确定门限。考虑到背景去除后的图像中仍含有相当多的背景杂波、小的云块和大量的随机噪声,因此,进行两次门限分割:(1)初步预选可疑目标点,这样能大大减少运算量;(2)对每个可疑点计算其相应的门限,进行自适应门限分割,过滤噪声点。

#### 4.1 初步门限分割

首先进行初步门限分割,此处采用固定门限。门限要根据噪声分布特性、检测概率来确立。通过对大量红外图像的噪声数据分析以后,发现单帧图像里的噪声并不服从高斯分布。而目前大部分研究

都把红外图像中的噪声分布近似为高斯分布,显然这样的假定大大降低了门限的针对性,使得结果中有过多的噪声点。

相关研究<sup>[8]</sup>发现把图像分成若干的局部区域后,噪声服从局部区域的噪声分布。因此,可以预先先把图像分为若干部分,然后利用高斯分布的统计分布知识确立门限。

在一个  $m \times m$  的局部区域内,噪声服从以下分布<sup>[10]</sup>

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - \mu - \sigma S)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

则检测门限为

$$v_1 = \mu + \sigma * SNR - \sigma * \Phi^{-1}(p_d) \quad (15)$$

式中

$$\mu = \frac{1}{m \times m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m f(i, j) \quad (16)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{m \times m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (f(i, j) - \mu)^2 \quad (17)$$

$$f = (F - (F \ominus A) \oplus B_i)(x) \quad (18)$$

虽然图像信噪比较低,但经过形态学以后,可以保证所有可疑点的SNR都高于2,以  $SNR_0 = 2$  当作基准,设定相应的门限

$$v_1 = \mu + \sigma * SNR_0 - \sigma * \Phi^{-1}(p_d) \quad (19)$$

能得到所有可疑点。

式(14~19)中:  $p_d$  为单帧检测概率;SNR为信噪比; $v$ 为检测门限; $\mu$ 为某个  $n \times n$  图像单元背景对消后噪声均值; $\sigma^2$ 为噪声均方差; $F$ 为原始图像灰度; $f$ 为形态滤波开运算后的灰度; $\Phi^{-1}(p_d)$ 表示正态概率密度为  $p_d$  时的门限值,可以通过查阅标准正态分布表获得。

### 4.2 自适应门限分割

根据红外弱小目标检测中噪声点多而且干扰性大的问题,本文采用一种新的多次分割方法:上一步采用固定门限分割后,剔除了大量噪声点,然后对每个可疑点计算其相应的门限,再进一步分割

$$v_2 = \mu_2 + \sigma_2 * SNR - \sigma_2 * \Phi^{-1}(p_d) \quad (20)$$

式中: $\mu_2$ 为某个  $m \times m$  图像单元背景对消后的噪声均值; $\sigma_2$ 为其噪声均方差;SNR为该  $m \times m$  图像单元的信噪比。

同时,自适应门限分割对于弱小点目标的检测非常有效,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  $v = u + SNR - \sigma\Phi^{-1}(p_d)$  增长的速度很大。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,可在每个  $n \times n$  图像单元的均方差确定一阈值,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

$$v_2 = \begin{cases} \mu_2 + \sigma_2 * SNR - \sigma_2 * \Phi^{-1}(p_d) & \sigma_2 \leq t \\ T & \sigma_2 > t \end{cases} \quad (21)$$

## 5 实验与分析

实验中采用法国 Sofradir 中波热成像仪采集到的  $320 \times 240, 6\ 733$  帧 8 位真实红外对空序列图像,截取其中的 1 000 帧数据验证本文提出的优化圆形形态学滤波器算子的适用性,为了更加凸显图像点目标检测的效果,截取每幅图像中  $128 \times 128$  用于显示处理的结果。第 2 帧和 39 帧原始图像如图 3 所示,其中 X 轴和 Y 轴为 128 个像素。由于目标很远且受到云层的影响难以分辨。同时可以看出图像背景变化很大,计算目标的信噪比约为 2,属于典型的强杂波环境下的弱小目标检测问题。图 4 是图 3 的三维灰度显示,图 5,6 分别是方形滤波器和圆形滤波器滤波的三维灰度显示,图 4~6 的三维坐标分别为: X, Y 轴分别为图像横轴和竖轴; Z 轴为灰度信息,灰度区间为  $[0 \sim 255]$ 。不同形态学滤波结构滤波后的信噪比见表 1。

**实验1** 对比方形滤波器结构和圆形滤波器结构。

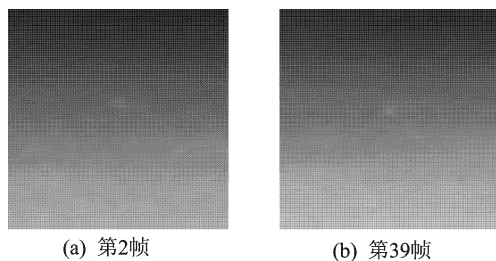


图3 原始图像

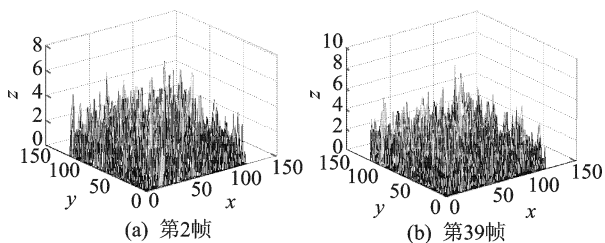


图4 估计目标及噪声网格图显示

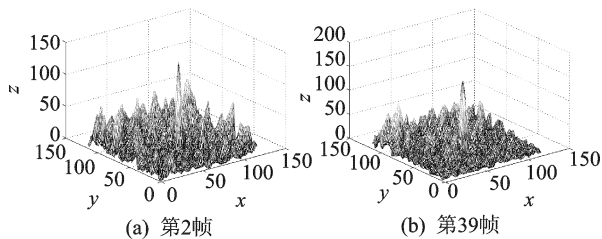


图5 方形形态学滤波网格图显示

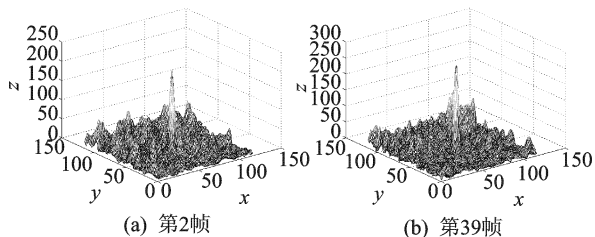


图6 圆形形态学滤波网格图显示

表1 不同形态学滤波结构滤波后信噪比 dB

信噪比	第2帧	第39帧
方形形态学滤波图像	3.36	3.25
圆形形态学滤波图像	4.61	3.97

对比上面的检测结果,可知滤波器结构一定程度上影响滤波的效果。相比经典方形滤波器,圆形滤波器由于更接近待检测目标本身,其信噪比增益更大。

### 实验2 不同优化方法检测性能对比

对1000幅不同信噪比的图像分3种方式进行单帧滤波处理比较:(1)用固定结构元素的Top-Hat算子滤波器进行滤波处理;(2)用神经训练了方形结构元素的Top-Hat算子滤波器进行滤波处理;(3)用神经网络训练了圆形结构元素的Top-Hat算子滤波器进行滤波处理。实验结果如表2所示。

表2 不同结构元素滤波器识别目标概率对比表

SNR/dB	方式(1)	方式(2)	方式(3)
	下点目标的识别率/%	下点目标的识别率/%	下点目标的识别率/%
1.5	90	95	97
2	94	96	98
5	100	100	100

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与固定结构元素的形态学滤波器对于信噪比较高的点目标检测效果差别不大,但是对于信噪比较低的弱小点目标检测效果却有着明

显的差别。方式(2,3)能显著提高对红外弱小目标和复杂图像的检测能力。而且,从方式(2,3)的对比中可知:圆形优化结构元素的滤波器检测性能优于方形优化结构元素滤波器性能。

## 6 结束语

本文针对形态学滤波器进行优化设计,包括滤波器结构和结构元素优化,建立了圆形形态学滤波器,并将其应用于红外序列图像中运动弱小点目标检测中。与方形滤波器相比,圆形滤波器具有更强的滤波相关。与固定结构元素Top-Hat形态学滤波器相比较,优化训练后的滤波器能极大提高低信噪比弱小点目标的检测能力。上述研究为红外弱小目标的单帧检测问题提供了研究基础。

### 参考文献:

- [1] Jackway P T. Improved morphological Top-Hat[J]. IEEE Electronics Letters, 2000, 36(14): 1194-1195.
- [2] 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, 7(7): 638-642.
- [3] Hanbury A G, Serra J. Morphological operators on the unit circle[J]. IEEE Trans Image Processing, 2001, 10(12): 1842-1850.
- [4] 龚炜,石青云,程民德. 数字空间中的数学形态学[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [5] Kraft P, Marshall S, Soraghan J J, et al. Parallel genetic algorithms for optimizing morphological filters[J]. IEEE Image Processing and Its Applications, 1995(6): 504-516.
- [6] 余农,吴常泳,李范鸣,等. 自动目标检测的形态学神经网络与模拟退火学习算法[J]. 中国科学(E辑), 2003, 33(6): 505-521.
- [7] Zeng Ming, Li Jianxun. The design of Top-Hat morphological filter and application to infrared target detection[J]. Infrared Physics and Technology, 2006, 48(1): 67-76.
- [8] Zhang Peng, Li Jianxun. Neural networks-based single-frame detection of dim spot target in infrared images[J]. Optical Engineering, 2007, 46(7): 076401-1:11.
- [9] R D 哈得逊. 红外系统原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 1975.
- [10] 张弘,赵保军,史彩成. 对低信噪比下的红外点目标高检测概率的研究[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(3): 58-60.