

文章编号: 1001-9014(2009)03-0235-06

基于邻域分析 TDLMS 滤波器的红外小目标检测

曹原, 杨杰, 刘瑞明

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘要: 使用基本的 TDLMS 滤波器可以用来进行小目标检测, 但是由于其结构和算法的限制, 在进行目标检测的过程中会产生一些困难. 提出了一种基于邻域分析的 TDLMS 滤波器, 改造了滤波器输入窗口结构, 并加入了新的数据处理模块, 使其能够更多地获取和利用目标邻域内的信息, 并获得更为显著的检测效果. 实验证明了该算法的有效性.

关键词: 目标检测; TDLMS; 邻域分析

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

DETECTING INFRARED SMALL TARGET BY USING TDLMS FILTER BASED ON NEIGHBORHOOD ANALYSIS

CAO Yuan, YANG Jie, LIU Rui-Ming

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: TDLMS filter can be used for small target detection. However, the limitation of the structure of the filter and algorithm has created some difficulties in the detection. Here a TDLMS filter based on neighborhood analysis was proposed which would improve the structure of the input window and incorporate new data processing blocks. In this way more information would be obtained and used around the target, and more remarkable detection effects would be gotten. Experimental results prove the effectiveness of the proposed algorithm in detecting targets.

Key words: target detection; TDLMS; neighborhood analysis

引言

红外弱小目标的检测是自动目标识别系统 (ATR) 的重要组成部分, 对于提高系统作用距离和检测概率具有重要作用^[1-6], 也是精确制导武器研究领域中的热点课题之一. 在红外图像中, 小目标周围的背景区域往往具有较强的相关性. 因而如果能根据背景相关信息预测出被目标覆盖的背景, 然后将原图与预测图相减, 则小目标就能够非常明显地被检测出来.

实现这个思想的关键就是设计一种合理的自适应滤波器用作信号预测器进行背景预测. Hadhoud 等人将一维最小均方滤波器 (LMS) 推广到了二维, 即 TDLMS (Two dimensional LMS) 滤波器^[4]. 参考文献 [5, 6] 讨论了使用 TDLMS 进行小目标检测的方法, 其基本思想就是将 TDLMS 作为一个预测器对原

图背景进行预测. 如果图像背景具有很强的相关性, 滤波器的权值就会趋向收敛, 从而比较准确地预测出背景, 获得较好的目标检测效果. 然而, 由于 TDLMS 滤波器自身的结构限制, 当其用于目标检测时会产生一些问题, 使得它对于被目标覆盖背景的预测往往不够准确.

针对这些问题, 本文提出了一种基于 TDLMS 滤波器的新算法, 通过改造滤波器信号输入窗口, 同时加入两个新的数据处理模块, 使滤波器能够更充分地获取并分析目标邻域内的信息, 从而更准确地预测出被目标覆盖的背景, 获得良好的目标检测效果. 实验证明本文提出的算法获得了良好的检测效果, 显著地提高了 TDLMS 滤波器的检测性能.

1 TDLMS 滤波器及其在小目标检测中的应用

收稿日期: 2008-05-12, 修回日期: 2008-12-18

基金项目: 航空科学基金资助项目 (04D57004)

作者简介: 曹原 (1983-), 男, 上海市人, 硕士, 主要从事红外图像中弱小目标检测方面的研究工作.

Received date: 2008-05-12, revised date: 2008-12-18

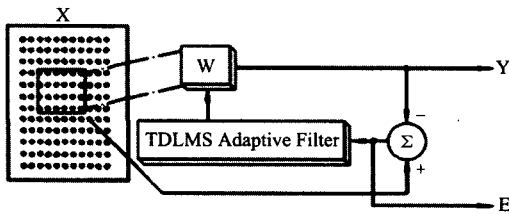


图1 TDLMS 滤波器结构
Fig.1 Structure of TDLMS filter

TDLMS 滤波器是一维 LMS 滤波器的拓展,它的结构如图 1 所示.

图中,假设 X 是大小为 $M \times M$ 的输入图像,滤波器的信号输入窗口为 $N \times N$, W 是对应于输入窗口的权值矩阵.当滤波器对某一个超前的像素进行预测时,它的输出(对像素点 $Y(m, n)$ 的预测灰度值)是当前像素对应的输入窗口中数据的加权和,如式(1)所示:

$$Y(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X(m-l, n-k) \quad (1)$$

$$m, n = 0, \dots, M-1$$

其中, W_j 表示第 j 次迭代对应的权值.信号输入窗口的更新方向可以是沿图像从左至右,也可以是其它方向^[7-9].输出的预测值与期望的灰度值比较后得到预测误差,即 $E(m, n) = e_j = D(m, n) - Y(m, n)$.与一维的 LMS 类似,滤波器使用最速下降算法对权值矩阵进行迭代更新,以逼近在最小均方误差准则下滤波器的维纳方程解,由此推得权值矩阵的更新方程为:

$$W_{j+1}(l, k) = W_j(l, k) + \mu e_j X(m-l, n-k) \quad (2)$$

$$l, k = 0, \dots, N-1$$

其中, μ 是迭代步长, e_j 是预测误差.

使用 TDLMS 滤波器作为背景预测器,可以用来进行小目标检测.图像中的背景物体往往有较强的相关性和较长的相关区域,这使得滤波器的权值经过多次迭代趋向收敛,从而能较为准确地预测出背景区域.但对于小目标区域来说,由于其相关长度很小,滤波器在移出小目标区域之前很难收敛到与目标区域匹配的权值,因而延续了对目标邻域背景的预测.于是背景较为完整地保留了下来,而小目标则被滤波器“抹去”了,随后只要将原始图像和预测图像相减就能够将目标检测出来.

然而,使用上述算法进行目标检测有两个问题.首先,滤波器的性能和预测效果在很大程度上依赖于步长的选择^[10].在保证滤波器稳定的前提下,较

大步长能够更及时地响应背景变化,获得更精确的预测效果,却同时也更准确地把目标预测出来;较小的步长更多地忽略了对目标的预测,却同时也更忽略了对背景的预测.这是一对矛盾,不利于最后的检测效果.我们希望的是滤波器能够对其覆盖的图像区域有个大致的判断,在进入背景区域时加大步长及时响应,而在进入目标区域时减小步长,尽可能将其忽略.

其次,小目标邻域内的背景往往属于同一个物体,具有较强的相关性.因而多数情况下,可以想象被小目标覆盖的背景应与其邻域基本相同.因而如果能够直接使用与目标邻域相近的图像填补小目标区域,就可大大提高背景预测的准确性.使用上述的 TDLMS 无法做到这一点,因为其数据输入窗口无法充分利用目标邻域的信息,使用邻域背景替换目标区域.

2 基于邻域分析的 TDLMS 滤波器

为了解决上述问题,提出了基于邻域分析的 TDLMS 滤波器.该滤波器对数据输入窗口进行了改造,并且在基本的 TDLMS 滤波器基础上,加入了两个新的处理模块.系统的结构如图 2 所示,图 2(a) 为滤波器的输入窗口结构,除了中心的输入窗口 X_0 外,还加入了 4 个邻域窗口 X_1, X_2, X_3 和 X_4 ,其尺寸均为 $N \times N$.之所以使用这样的结构,是因为该结构能够获取更多目标邻域内的信息.这些输入窗口共用同一个权值矩阵 W ,因而每一次 W 经过迭代更新之后,每个窗口会各自产生一个像素预测值 $\bar{Y}_i, i = 0, \dots, 4$,即

$$\bar{Y}_0(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X_0(m-l, n-k)$$

$$\bar{Y}_1(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X_1(m-l, n-N-k)$$

$$\bar{Y}_2(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X_2(m-l, n+N-k) \quad (3)$$

$$\bar{Y}_3(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X_3(m-N-l, n-k)$$

$$\bar{Y}_4(m, n) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_j(l, k) X_4(m+N-l, n-k)$$

$\bar{Y}_0 \dots \bar{Y}_4$ 组成一个向量 \bar{Y} ,传入图 2(b) 中所示的各个模块进行处理.

图 2(b) 为基于邻域分析的 TDLMS 滤波器的整体结构.与基本的 TDLMS 算法相比较,该结构增加

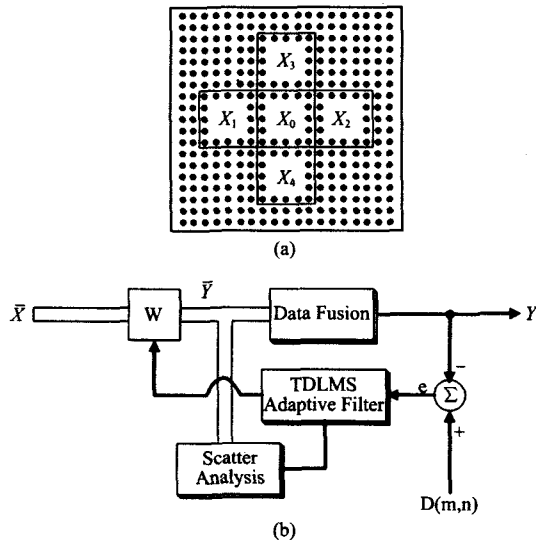


图2 基于邻域分析的 TDLMS 滤波器 (a) 滤波器输入窗口 (b) 滤波器结构
Fig. 2 TDLMS filter based on neighborhood analysis (a) input window of the filter (b) the structure of the filter

了两个模块,即离散度分析模块和数据融合模块,分别着眼于解决上述的第一和第二个问题.离散度分析模块根据输入窗口信息,大致区分目标和背景,从而自适应地调节步长,变换响应速度;数据融合模块则综合利用目标邻域的背景信息,尽可能地用背景替换目标区域.图中的粗线表示数据向量,细线表示标量.

2.1 离散度分析模块

为了解决前述的第一个问题,滤波器需要大致判断当前覆盖区域是目标还是背景.图3显示了滤波器输入窗口中央覆盖目标和背景区域的两种情况.可以看到,当输入窗口正好覆盖在目标区域上时,由于邻域背景较强的相关性,窗口 X_1, X_2, X_3, X_4 各自产生的预测值 $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \bar{Y}_3, \bar{Y}_4$ 应该非常相似.而当窗口覆盖在不平稳的区域如背景物体的边界时, $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \bar{Y}_3, \bar{Y}_4$ 则会有较大差异.因而,可以根据 $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \bar{Y}_3, \bar{Y}_4$ 的离散程度来调节滤波器步长:如 \bar{Y}_i 相当分散,说明滤波器处于不平稳、变化剧烈的区域,此时滤波器应该加大步长及时响应以减小预测误差;如 \bar{Y}_i 高度聚集,说明滤波器处于平稳、均匀、相关性较强的区域,此时如果减小步长,在很大程度上可以忽略位于其中的小目标,延续周围的背景.

于是,问题转化为如何描述 $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \bar{Y}_3, \bar{Y}_4$ 的离散程度,对此可使用模式识别中的离散度分析方法加以解决.设数轴的长度为 $L = \bar{Y}_{\max} - \bar{Y}_{\min}$,其中 \bar{Y}_{\max}

和 \bar{Y}_{\min} 分别是 \bar{Y}_i 的最大和最小可能值.将数轴均匀地分成4段形成4个类,则 \bar{Y}_i 就自然被归为了4类中的某一类.于是,使用模式识别中的样本可分离性判据,就可以描述样本 \bar{Y}_i 的可分离程度.

通常使用离散度矩阵来描述样本的可分离性,包括类内离散度矩阵 S_w ,类间离散度矩阵 S_B 和总体离散度矩阵 S_T .假设共有 N 个 s 维的样本向量 $\{x_l, l = 1, 2, \dots, N\}$ 和 c 个类,第 i 类的样本集为 $\{x_k^{(i)}, k = 1, 2, \dots, N_i\}, i = 1, 2, \dots, c$,则各种离散度矩阵的定义如下:

$$S_w = \sum_{i=1}^c P_i \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (x_k^{(i)} - m^{(i)})(x_k^{(i)} - m^{(i)})'$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c P_i (m^{(i)} - m)(m^{(i)} - m)', \quad (4)$$

$$S_T = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (x_l - m)(x_l - m)'$$

其中, $P_i = \frac{N_i}{N}, m^{(i)} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_k^{(i)}, m = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N x_l$.容易证明 $S_T = S_B + S_w$.使用诸如 $J_1 = \text{tr}(S_w + S_B), J_2 = \text{tr}(S_w^{-1} S_B), J_3 = \frac{|S_B|}{|S_w|}, J_4 = \frac{|S_B + S_w|}{|S_w|}$ 的评价函数可以用来衡量各类之间的离散程度,但是在本文所提出的算法中,使用了 $J = \text{tr}(S_w + S_B)$ 作为评价函数进行衡量,理由如下:该模块的最终目的是使用评价函数值调节步长的大小,而 J_2, J_3, J_4 评价函数都以 S_w 作为分母,当 \bar{Y}_i 非常相近的时候 S_w 也接近于零,这使得 J_2, J_3, J_4 有可能趋于无穷大,于是步长也会被映射为一个很大的值,这将使滤波器变得不稳定.而 $J = \text{tr}(S_w + S_B)$ 是有界的,所映射的步长范围也是有界的,可以保证滤波器的稳定性.事实上可以证明,对于本文提出的滤波器算法, $J_{\min} = 0, J_{\max} = \frac{L^2}{4}$,分别对应于 \bar{Y}_i 都聚集在一起和 \bar{Y}_i 分散在数轴两端的情况.

于是, $J \in \left[0, \frac{L^2}{4}\right]$ 就可映射到步长 $\mu \in [\mu_{\min}, \mu_{\max}]$,由此滤波器就可以根据 \bar{Y}_i 的分散程度,判别其所进入区域的特性,并自适应调节步长大小以获得相应的跟踪速度.在本文所做的工作中,使用的是线性映射.

2.2 数据融合模块

离散度分析模块通过对目标和背景区域使用不同的滤波器响应速度达到区分两者的目的.数据融合模块则更多地融合了目标周围背景的信息,给出

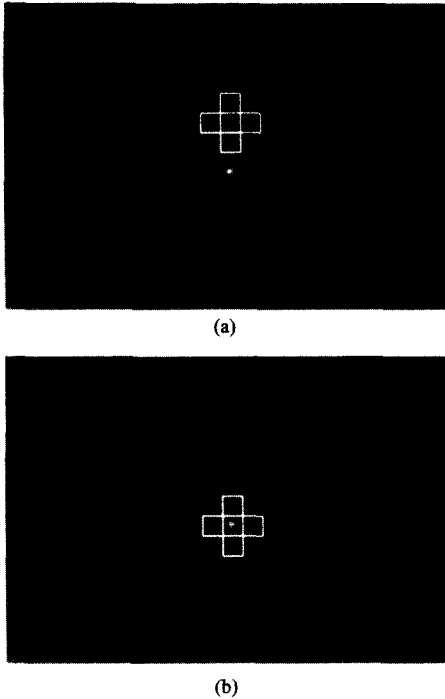


图3 输入窗口覆盖图像不同区域 (a)输入窗口覆盖小目标 (b)输入窗口刚进入物体
Fig.3 Input window covers different parts of the image (a) input window covers small target (b) input window enter into the target justly

更为准确的背景预测值.

如果 $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \bar{Y}_3, \bar{Y}_4$ 非常接近, 则它们对应的输入窗口 X_i 很可能覆盖在同一个背景物体上, 于是可以用与 \bar{Y}_i 相近的值覆盖目标, 使目标与背景融为一体, 从而获得比较好的预测效果. 因而可以对 \bar{Y}_i 进行权值融合作为最终的预测值: 相互接近的 \bar{Y}_i 将拥有更大的权值, 对于背景的预测也具有更大的决定权.

以图4所示的情况为例: 首先将 \bar{Y}_i 沿数轴按照升序排列, 设 $w_i, i = 0, 1, 2, 3, 4$ 是对应 \bar{Y}_i 的权值, $d_i, i = 1, 2, 3, 4$ 是相邻 \bar{Y}_i 之间的距离. 由于 \bar{Y}_1 仅与 \bar{Y}_3 相邻, 赋予 \bar{Y}_1 权值 $w_1 = \frac{1}{d_1}$; \bar{Y}_3 同时与 \bar{Y}_1 和 \bar{Y}_2 相邻, 比较 d_1 与 d_2 可知 $d_1 < d_2$, 因而赋予 $w_3 = \frac{1}{d_1}$; 使用相同方法确定 \bar{Y}_2 和 \bar{Y}_4 的权值. 由于 \bar{Y}_0 也只与 \bar{Y}_4 相邻, 故 $w_0 = \frac{1}{d_4}$. 最后对于 \bar{Y}_i 进行权值融合可得:

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=0}^4 \bar{Y}_i w_i}{\sum_{i=0}^4 w_i}, \quad (5)$$

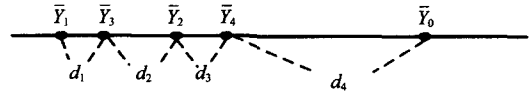


图4 数据融合过程示例. 其中 \bar{Y}_i 已经经过排序

Fig.4 An example of the data fusion process, notice that \bar{Y}_i has already been sorted

这就是滤波器的最终输出. 与基本的 TDLMS 算法相比, 滤波器的输出已经不仅仅取决于单个输入窗口的信息, 目标邻域内的信息同样起了很大的作用.

3 实验结果

使用本文提出的算法, 对具有云杂波、海杂波、陆地背景的红外图像进行目标检测, 并设定 $\mu_{\min} = 1.0 \times 1.0^{-8}, \mu_{\max} = 1.0 \times 1.0^{-7}$ 以及 5×5 的 X_i 窗口大小, 所获得的实验结果如图5所示.

图5中的第一行为原始的红外图像, 第二行为预测图像, 第三行为检测结果, 第四行为滤波器的步长变化. 从第二行可以看出, 原图的背景基本上能够被准确地预测出来, 并且目标所在的区域也被预测的背景所替代, 几乎消失. 第三行为将原图与预测图相减的结果, 小目标明显地被检测出来, 即使对于目标非常微弱的情况, 依然能够获得良好的检测效果. 从第四行中可以看出, 滤波器随着其覆盖的不同区域自动地调整步长, 在背景物体边界等比较杂乱、需要及时跟踪的区域, 滤波器的步长明显加大, 而在小目标所在区域, 步长则被调整得很小, 从而能够最大程度地将其抑制. 从实验结果中可以看出, 对于云杂波、海杂波和地面背景, 本文提出的算法皆取得了良好的目标检测效果, 具有较强的鲁棒性.

为了将本文提出的算法与基本的 TDLMS 算法进行比较, 我们计算了目标检测后的局部信噪比 LSNR. 在目标邻域的一个窗口内, 局部信噪比定义为:

$$LSNR = \frac{(m_T - m_B)^2}{\sigma_B^2}, \quad (6)$$

其中, m_T 为目标均值, m_B 为背景均值, σ_B 为背景的方差. 表1给出了图5中检测结果的局部信噪比, 分别使用了基本的 TDLMS 和本文提出的算法. 实验选取的邻域大小为 13×13 , 基本 TDLMS 的步长大小为 $\mu = \frac{\mu_{\max} + \mu_{\min}}{2}$, 其中 μ_{\max} 和 μ_{\min} 分别是本文提出算法的最大和最小步长. 从表中可以清楚地看到, 本文提出的算法显著提升了目标局部区域的信噪比.

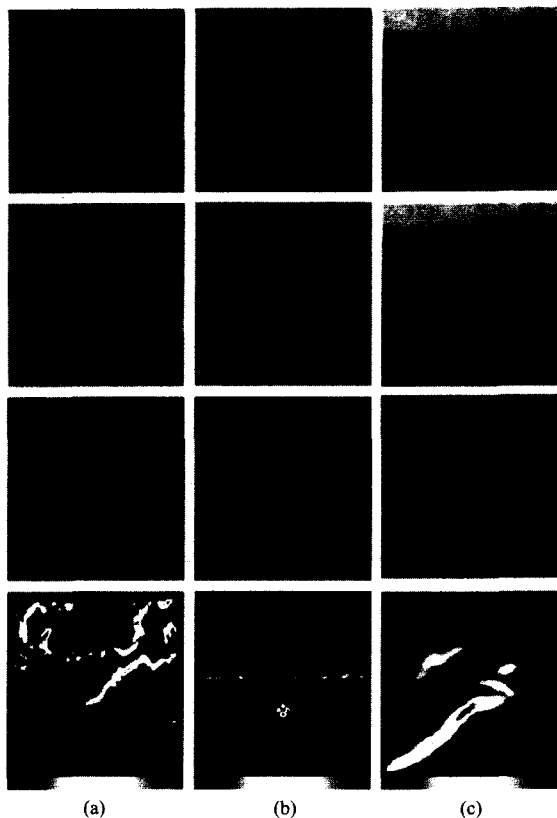


图5 三幅图像的检测结果.第一行为原始图像,第二行为预测图像,第三行为检测结果,第四行为滤波器的步长变化(红色表示步长较大,蓝色表示步长较小). (a)、(b)、(c)三栏分别对应云杂波、海杂波和地面背景

Fig.5 Detection results of three images. First row: original images; Second row: predicted images; Third row: detection results; Fourth row: step size over the image (red corresponds to larger values and blue corresponds to smaller values). Column (a), (b), (c) correspond to sky, sea and ground background respectively

表1 使用文中提出算法和原始 TDLMS 算法进行目标检测的 LSNR 值对比

Table 1 Local signal to noise ratio (LSNR) after detection using the proposed algorithm and original TDLMS

Methods	Experiments in figure 5		
	Image 1	Image 2	Image 3
Proposed algorithm	21.62	13.66	7.32
Direct TDLMS	11.62	2.72	4.55

为了更为直观地对比两种算法的差别,图6展示了对3幅原始图像进行目标检测后目标邻域的灰度分布图,其中上排对应本文提出的算法,下排对应原始的 TDLMS 算法.从中可以看出,使用本文所提出的算法进行目标的检测效果得到明显改善.

就计算复杂度而言,原始的 TDLMS 时间复杂度为 $O(2^{N^2})$,其中 N 为滤波器窗口的边长^[4].而在改

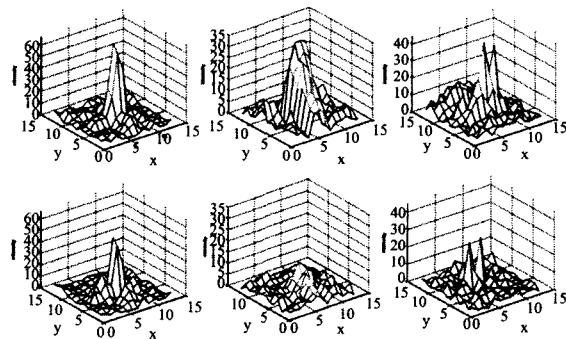


图6 检测后目标邻域的灰度分布图.上排对应于本文提出的算法,下排对应于原始的 TDLMS 算法

Fig.6 Intensity plot around a target after detection. Upper row: using the proposed algorithm. Lower row: using the original TDLMS

进的算法中,增加了4个窗口,离散度分析模块和数据融合模块,其时间复杂度为 $O(2^{N^2} + N + 1) = O(2^{N^2})$,与原始算法相比没有非常显著的增加,依然是比较简单和高效的算法.

4 结论

本文提出了一种使用基于邻域分析的 TDLMS 滤波器进行红外小目标检测的方法.该算法着眼于解决使用基本 TDLMS 滤波器进行目标检测时遇到的困难,改进了滤波器的结构和算法.新提出的滤波器结构和算法能够针对图像中的目标和背景区域自动调节步长,同时能够更充分地引入目标邻域背景信息进行背景预测,使得预测效果显著改善.实验结果证明了该算法的有效性和鲁棒性.

REFERENCES

- [1] LIU Rui-Ming, LIU Er-Qi, YANG Jie, et al. Detect infrared point targets based on Rernel Fukunaga-Koontz transform[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘瑞明,刘尔琦,杨杰,等.核 Fukunaga-Koontz 变换检测红外小目标. *红外与毫米波学报*),2008,27(1):47—50.
- [2] LUO Jun-Hui, JI Hong-Bing, LIU Jin. Algorithm of IR small targets detection based on spatial filter and its application[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (罗军辉,姬红兵,刘靳.一种基于空间滤波的红外小目标检测算法及其应用. *红外与毫米波学报*),2007,6(3):209—212.
- [3] GUO Wei, ZHAO Yi-Gong, XIE Zhen-Hua, et al. New method for dond description and dim smeell infrared target detection based on nonparametric statistics[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (郭伟,赵亦工,谢振华,等.基于非参数统计的云层背景描述与红外小目标检测. *红外与毫米波学报*),2008,27(5):383—388.
- [4] Hadhoud M M, Thomas D W. The two-dimensional adaptive LMS (TDLMS) algorithm[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*,1988,35(5):485—494.

[5]Soni T, Zeidler R, Ku W H. Performance evaluation of 2-D adaptive prediction filters for detection of small objects in image data[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993,2(3):327—340.

[6]French P A, Zeidler J R, Ku W H. Enhanced detectability of small objects in correlated clutter using an improved 2-D adaptive lattice algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997,6(3):383—397.

[7]Ohki M, Hashiguchi S. Two-dimensional LMS adaptive filters[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1991, 37(1):66—73.

[8]Azimi-Sadjadi M R. Two-dimensional block diagonal LMS adaptive filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Process-*

ing, 1994,42(9):2420—2429.

[9]SANG Hong-Shi, CHEN Chao-Yang, SHEN Xu-Bang. Structural parameter of TDNLMS adaptive prediction filter used in point objects detection in digital image data[J]. *Journal of Hua Zhong University of Science and Technolgy (Nature Science Edition)* (桑红石,陈朝阳,沈绪榜. TDN-LMS 自适应预测器结构参数与点目标检测性能. *华中科技大学学报(自然科学版)*), 2003,31(1):58—60.

[10]Cho H, Priemer R. Automatic step size adjustment of the two-dimensional LMS algorithm [R]. *Proceedings of the IEEE 37th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 1994.

(上接 206 页)

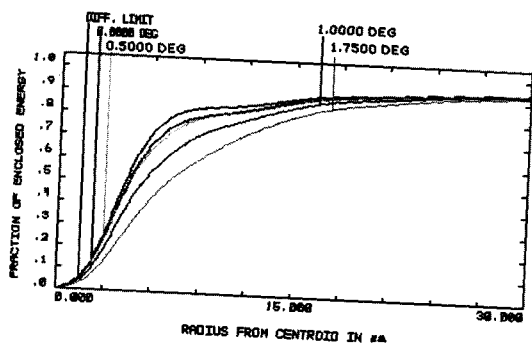


图 6 各视场、全谱段衍射能量分布图
Fig. 6 Encircled Energy curve

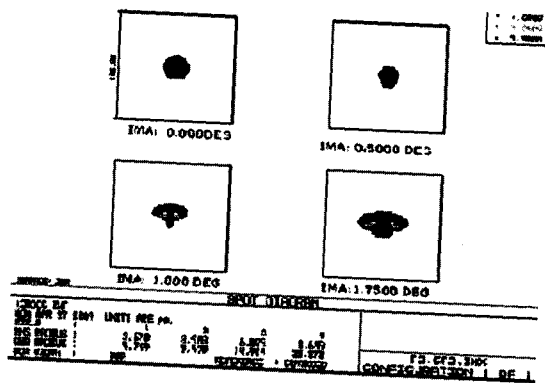


图 7 系统的点列图
Fig. 7 Spot diagram of the system

很好地校正了系统的像差,提高了光学系统的性能.

REFERENCES

[1]Ried M J. *Optical Design Fundamentals for Infrared Systems* [M]. Washington: SPIE Press, 2001.

[2]Wood A P, Rogers O J. Hybrid optics in dual waveband infrared systems[J]. *Proc. SPIE*, 1998,3482:602—613.

[3]Zhang Qi. The study of dual-band imaging system and fusion technology[J]. *SPIE*, 3561:189—195.

[4]Huang H M, Wang N C. Two waveband (3- μm and 8-12 μm) thermal imaging system[J]. *SPIE* 1992,1814, Optical Sensors, 119—129.

[5]Texas Instruments, . Wassermann-Wolf algorithm[R]. Texas Instruments Technical Report on Conformal Optics, Section 3, 1997, 22.

[6]James P Mills, Scott W. Sparrold, et al. Conformal dome aberration correction with counter-rotating phase plates[J]. *Proc. SPIE* 1999, 3705.

[7]Sparrold S W, Arch corrector for conformal optical systems [J]. *Proc. SPIE*, 1999, 3705.

[8]Knapp D J, Mills J P, Hegg R G, et al. Conformal optics risk reduction demonstration[J]. *Proc. SPIE*, 2001, 4375.

[9]FAN Zhi-Gang, ZHANG Ya-Ping, PEI Yang-Wei, et al. Numerical simulation of optical transmission through high speed aircraft optical window in aerodynamic thermal environment[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (范志刚,张亚萍,裴扬威. 气动热环境下高速飞行器光学窗口光传输数值仿真研究. *红外与毫米波学报*), 2007,26(5):398—400.

[10]ZHANG Guang-Ming, SUN Sheng-Li, ZHANG Wei, et al. Model and application of image plane illumination for the space based infrared detecting of boost phase missile[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张光明,孙胜利,张伟. 导弹助推段天基红外探测的像面照度模型及其应用. *红外与毫米波学报*), 2007,26(6):425—428.

[11]Jamieson T H. Double-pass catadioptric systems[J]. *Optical Engineering*, 1972,19(8):663—679.

设计共形光学像差校正器的方法,并用商业光学设计软件宏语言实现了它的自动设计,文章给出了实际设计系统,设计结果表明,该方法设计的校正元件