

时空谱点源目标自适应滤波检测算法

胡 静¹⁾ 张天序²⁾ 林两魁³⁾

¹⁾(华中科技大学图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

²⁾(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 武汉 430074)

³⁾(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘 要 针对复杂背景下的点源弱目标检测问题,根据 Wiener—Hopf 方程在自适应滤波算法中的应用原理,提出了一种新的利用时间/空间/谱段的多维信息融合自适应滤波算法(ASTS filter).该方法的研究主要有3个步骤:首先研究时域、空域突出和多谱段融合的性质,然后构造出针对运动弱点目标的滤波模板,最后将自适应 RLS 滤波器应用于有缓动背景下的多谱红外图像检测中.由于普通的 RLS 滤波器应用于图像处理采用的是像素点信息作为输入参数,其造成矩阵运算计算量过大、处理时间长等缺点,而将点目标进行空间、时间、谱段特征提取后的信息作为输入参数,不仅避免了大型矩阵的运算,还可获得更高的信杂比增益.通过大量实验数据,证明本算法具有优良的滤波性能,同时突破了点目标运动的轨迹限制.与其它算法的效果和计算量进行比较,证明文中算法更为快捷、有效和灵活.

关键词 多维信息融合;多维自适应滤波;递归最小二乘法(RLS);点源目标检测;时间/空间/谱段的多维信息融合自适应滤波算法(ASTS filter)

中图法分类号 TP391

Adaptive Spatial-Temporal-Spectral Filters for Point Target Detection

HU Jing¹⁾ ZHANG Tian-Xu²⁾ LIN Liang-Kui³⁾

¹⁾(State Key Laboratory for Image Processing and Intelligent Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

²⁾(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

³⁾(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract In allusion to the problem of dim moving spot target detection in the presence of highly structured background clutter, the authors put forward a new algorithm of adaptive spatial-temporal-spectral multidimensional filter (called ASTS filter) according to the applicable principle of the Wiener-Hopf equations, and present a new algorithm to implement multidimensional information fusion. In this way, there are three processes. Firstly, the quality of inosculate of spatial-temporal-spectral multidimensional information is studied. Secondly, the filter template which in allusion to the moving dim spot target is constructed. Lastly, the Recursive Least Squares (RLS) filter is applied to the multi-spectral infrared images with highly structured background clutter. In general, the gray of pixels will be used as the input parameter of the RLS filter, and the large-size matrix will bring the huge computational load. The spatial-temporal-spectral multidimensional information is used as the input parameter in the new filter, and then it can shun the large-size matrix and reduce the computational load. By the way, the new filter can get the higher output SNR (Signal Noise Ratio). A great deal of experimental data testifies the well performance of this algorithm in filtering.

Keywords multidimensional information fusion; multidimensional adaptive filter; recursive least squares; point-source target detection; adaptive spatial-temporal-spectral filter (ASTS filter)

1 引言

红外图像小目标检测在空间监测、工业探伤、交通控制、医学诊断、安全防卫等领域有着广泛的应用. 当远距离观测时, 由于大气环境的衰减和辐射以及探测器噪声等因素的影响, 目标在图像上多呈现为对比度低的弱小目标, 甚至为点源目标, 并且淹没在噪声和复杂背景中. 所以, 在红外图像中检测弱小目标一直是研究的难点. 国外学者从 20 世纪 70 年代末期开始, 经过十多年对小目标分割与检测问题进行了深入研究, 已取得了不少成果, 针对复杂背景低信噪比条件下红外运动弱小目标检测, 做了大量的工作, 提出了诸如差分法、动态规划法、光流法、基于三维时空空间中运动轨迹的各种方法、基于神经网络系统的检测方法、基于梯度的检测方法、基于图像分割的检测方法、基于频域的匹配滤波法、基于 Bayes 等统计量的像素分类法、基于各种运动模型的检测方法等等.

对于红外目标检测, 许多解决方案都分别加上了不同的约束条件, 很多看似有效的算法或是计算量大, 实时性较差; 或是基于图像序列的能量累积^[1], 处理的图像序列越多, 检测的效果越好, 而用于硬件实现时比较困难, 实时性较差; 或是对整像素点目标有效, 而对实际图像中出现的斑状目标效果较差等等. 如形态学滤波^[2-3]和小波分析^[4-6]等方法, 只针对匀速或匀加速直线运动目标, 或要求目标运动速度较低等.

在实际应用研究中, 待处理的图像背景复杂且并非静止, 同时由于红外镜头和扫描设备存在一定的随机噪声干扰, 信噪比和信杂比都比较低. 而目标像素个数少, 缺乏结构信息, 其运动速度远高于背景变化速度, 所以在低信噪比的情况下, 仅仅依赖灰度值已经很难检测出目标. 若要解决这个问题, 必须同时考虑目标在空域、时域、频域的强度信息和运动信息.

在没有图像统计特性先验知识的情况下, 自适应预测器能够自动跟踪并抑制图像中的相关背景, 提高点目标可检测性, 对检测非高斯、强杂波背景中的小目标具有较大优势, 尤其适用于检测空间扩展极小的点目标. 这方面一些有价值的早期研究工作

是由联邦德国的卡尔斯卢埃技术学院 (Technische Hochschule Karlsruhe) 和斯坦福大学的研究人员完成的, 他们从 1959 年起就开始研究自适应模式识别系统. 在 20 世纪 60 年代中叶, 鲁丁 (Rudin) 发表了有关自适应滤波器进展现状的出色综述及其在自动均衡应用方面的早期参考资料. 最小均方 (LMS) 自适应算法的进展源于斯坦福大学的模式识别研究, 并于 1967 年首次由威德洛 (Widrow) 发表在自适应阵列的论文中. 接着在 1971 年他又提出自适应滤波器方面的报告. 由于最小均方自适应算法采用梯度搜索法, 使得收敛速度比其它算法快, 所以现在这一算法已广泛地用于计算自适应滤波器的权系数^[7-9].

目前采用的较广泛的自适应算法主要有递归最小二乘 (RLS) 算法、Widrow-Hoff 最小均方 (LMS) 算法、格型滤波器算法和无限冲激响应 (IIR) 算法等. 递归最小二乘 (RLS) 滤波器是一种由 LMS 算法演变而来的顺序衰退滤波器, 其基本原理是使预测误差最小化. 由于 RLS 算法的初始收敛速率远大于 LMS 算法, 受到遗忘因子 λ 的影响远比 μ 对 LMS 算法的影响小得多. 所以对于图像信号, 多采用 RLS 自适应滤波算法, 我们的检测算法也借鉴了其中的一些原理.

自适应线性原理 (ADALINE-The Adaptive Linear Element) 也被用来实现空间/时间/多谱的自适应滤波器, Wang 就提出了一种基于最小平均平方误差准则 (MMSE) 的自适应滤波器^[10], 能适应于未知的背景统计性质. 该滤波器可以在抑制背景干扰的同时维持所要检测的目标信号特征. 这种滤波器应用于空域则为空间滤波器, 应用于时域则为时间滤波器, 应用于多个谱段则为多谱滤波器. 但是该算法的计算量过大是其主要缺点. 而采用二维递归最小二乘法其计算复杂度更是显而易见的^[11]. 采用顺序递归 (Sequential Regression) 算法求解逆矩阵, 能更简便地求出滤波器, Paplinski 在他的文章^①中有具体阐明.

我们在前人工作的基础上, 研究了一种推广的空域/时域/谱域信息融合的点源弱目标自适应检测算法 ASTS filter, 通过预白化的方法, 提取出空间/

① Paplinski A P. ADALINE—The Adaptive Linear Element. NNets—L. 4, March 22, 2000. <http://citeseer.ist.psu.edu/293147.html>

时间等多维特征向量,再使用自适应滤波器,将这些多维特征映射到二维图像平面中.这种方法主要针对的是低信噪比和低信杂比的复杂移动背景中未知运动性质的弱点目标的检测,由于充分挖掘了目标状态的时空谱信息之间的关联,剔除自适应算法中存在的冗余信息,在提高效果的同时,将计算量减小了一个数量级.

本文第 2 节简单介绍自适应滤波、RLS 算法以及 Wang 算法;第 3 节对目标所在的时域、空域中的性质作出分析,给出 ASTS filter 算法预滤波的模板;第 4 节给出多谱红外图像的像素级信息融合过程描述;第 5 节将 ASTS filter 算法与其它几种算法进行比较,通过实验数据证明 ASTS filter 算法的优越性能;最后第 6 节给出结论.

2 自适应滤波^[9,12]

自适应滤波是利用前一时刻已获得的滤波器参数等结果,自动地调节现时刻的滤波参数,以适应信号和噪声未知的或随时间变化的统计特性,从而实现最优滤波. RLS 算法的关键是用二乘方的时间平均的最小化准则取代最小均方准则. 具体来说,是要对初始时刻到当前时刻所有误差的平方进行平均并使其最小化,再按照这一准则确定 FIR 滤波器的权系数矢量 \mathbf{w} ,即所依据的准则有如下公式^①

$$\epsilon(n, \mathbf{w}) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} |e(k)|^2 = \min \quad (1)$$

其中

$$e(k) = s(k) - \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}(k) \quad (2)$$

$s(k)$ 为 k 时刻期望响应, $\mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}(k)$ 为 k 时刻滤波器输出响应, $\lambda \in [0, 1]$ 为遗忘因子. 根据 MMSE 准则,最小化误差的平均平方值对 \mathbf{w} 求导为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon(n, \mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} [s(k) - \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}(k)]^2 \\ &= -2 \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} [s(k) - \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}(k)] \mathbf{x}(k) \\ &= 0. \end{aligned}$$

可以得到等价关系

$$\sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} \mathbf{x}(k) \mathbf{x}(k)^T \mathbf{w}(k) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} s(k) \mathbf{x}(k) \quad (3)$$

定义

$$\mathbf{R}(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} \mathbf{x}(k) \mathbf{x}(k)^T \quad (4)$$

$$\mathbf{d}(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} s(k) \mathbf{x}(k) \quad (5)$$

为了计算上的方便,此处定义与参考文献中的公式形式略有不同,但结果一样. 假定 $\mathbf{R}(n)$ 非奇异,有 Wiener-Hopf 解

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}(n)^{-1} \mathbf{d}(n) \quad (6)$$

$\mathbf{R}(n)$ 可理解为 $\mathbf{x}(n)$ 的自相关矩阵, $\mathbf{d}(n)$ 为 $\mathbf{x}(n)$ 和 $s(n)$ 互相关矢量.

根据式(4), (5)有

$$\mathbf{R}(n+1) = \frac{1}{n+1} [\lambda n \mathbf{R}(n) + \mathbf{x}(n+1) \mathbf{x}(n+1)^T] \quad (7)$$

$$\mathbf{d}(n+1) = \frac{1}{n+1} [\lambda n \mathbf{d}(n) + s(n+1) \mathbf{x}(n+1)] \quad (8)$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n+1) = (n+1) [\lambda n \mathbf{R}(n) + \mathbf{x}(n+1) \mathbf{x}(n+1)^T]^{-1} \quad (9)$$

利用矩阵求逆引理:若 \mathbf{A} 非奇异有

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B} \mathbf{C}^T)^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} (\mathbf{I} + \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} \quad (10)$$

有

$$\mathbf{R}^{-1}(n+1) = \frac{n+1}{n\lambda} [\mathbf{R}^{-1}(n) - \frac{\mathbf{p}(n+1) \mathbf{p}(n+1)^T}{n\lambda + \mathbf{p}(n+1)^T \mathbf{x}(n+1)}] \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{p}(n+1) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{x}(n+1) \quad (12)$$

基本 RLS 自适应算法如下:

$$\mathbf{w}(0) = 0,$$

$$\mathbf{R}(0) = \mathbf{I},$$

$$\mathbf{d}(0) = 0.$$

For $n=0$ to N do:

$$\mathbf{R}^{-1}(n+1) = \frac{n+1}{n\lambda} \left[\mathbf{R}^{-1}(n) - \frac{\mathbf{p}(n+1) \mathbf{p}(n+1)^T}{n\lambda + \mathbf{p}(n+1)^T \mathbf{x}(n+1)} \right] \quad (13)$$

$$\mathbf{p}(n+1) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{x}(n+1) \quad (14)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{R}^{-1}(n+1) \mathbf{d}(n+1) \quad (15)$$

$$\mathbf{d}(n+1) = \frac{1}{n+1} [\lambda n \mathbf{d}(n) + s(n+1) \mathbf{x}(n+1)] \quad (16)$$

Wang^[10]将该递归算法应用于图像自适应滤波器,如图 1 所示. 其输入信号的协方差矩阵表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}(n+1) &= \sum_{k=1}^{n+1} \mathbf{x}(k) \mathbf{x}(k)^T \\ &= \mathbf{R}(n) + \mathbf{x}(n+1) \mathbf{x}(n+1)^T. \end{aligned}$$

① 全文中标量以非黑体小写字母表示,向量以黑体小写字母表示,矩阵以黑体大写字母表示.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & x_3 \\ \hline x_4 & x_5 & x_6 \\ \hline x_7 & x_8 & x_9 \\ \hline \end{array} \quad \mathbf{X}^T = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_9] \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} x_1 x_1 & & x_1 x_9 \\ & \ddots & \\ x_9 x_1 & & x_9 x_9 \end{bmatrix}$$

(a) 局部输入矩阵 \mathbf{X}

(b) 局部协方差矩阵 \mathbf{R}

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array}$$

(c) 对应点目标的互相关向量 \mathbf{D}

图 1 Wang 的空间自适应滤波器

3 空间/时间维特征提取

对于只有时间作为变量的输入信号函数, $\mathbf{x}(n)$ 的定义可以是时间维函数

$$\mathbf{x}(n) = (x((k-1)T), \dots, x((k-M)T))^T.$$

在处理图像信息的过程中, Wang 算法将输入信号定义为空间维或时间维函数^[10]. 而我们的做法是将输入信号定义为不同谱段的空间/时间特征信息. 若认为对于快速运动的弱小目标而言, 某一时刻 t , 在目标出现的三维时空邻域内, 目标的灰度相对于邻域是突出的, 在多个谱段上, 这个特性也能得到保证.

我们将这个小范围的突出灰度从各个谱段的空域和时域中分别提取出来, 将这些多维空间/时间特征值作为自适应滤波器的输入信号, 最后滤波的结果是多谱段的空间/时间特征突出.

同时, 我们还考虑了目标辐射比特性因素, 以此作为谱段信息融合的调节参数之一. 由于点目标多是由尺寸小于相机分辨率的目标辐射能量在相面上投影形成, 目标所在像素点的灰度代表的是目标辐射能量与该像素覆盖背景的能量之和. 因此要想完整地提取出目标的(灰度所代表的)辐射能量, 需要对该目标所在像素覆盖的背景进行估计. 我们利用点源的局部空间信息、局部时间信息, 对该点的背景进行估计, 然后以此为基础提取空间/时间维特征, 并在谱段之间对这种特征信息进行融合处理, 利用目标辐射比特性, 进一步提高目标所在像素的滤波值, 同时更好地抑制背景像素.

我们采用了最简单的“白化”运算去邻域均值算法突出灰度增量特性, 抑制相对变化缓慢的背景. 如对整像素点目标而言, 只需在空间的 9 邻域中计算空间特征值, 在时间 5 邻域中计算时间特征值.

考虑到点源目标经过光学系统后, 成像在图像平面中是以扩展斑而不是整像素形式出现, 可以根

据点源目标成像特性, 使空间邻域扩大到 4×4 或 5×5 , 这样能更加突出空间域的目标图形灰度分布特性.

递归最小二乘法的主要原理是用以往的统计来估计将来的值, 对于时不变系统而言, 遗忘因子 λ 的最佳值为 1. 这意味着第 $n+1$ 个输入信号的估计是依据前 n 个输入信号的统计值, 且每个被统计的点的权重都一样. 在通常情况下, 图像可以近似地看作平稳输入. 但是在我们的研究中感兴趣的是点源目标, 它在整幅图像中只占极少数目, 而大量的不感兴趣区域是由背景杂波和噪声构成, 其相关表达式为

$$x(n) = \text{sign}(n) + \text{noise}(n) + c(n) \quad (17)$$

$x(n)$ 为第 n 点的输入值, 它是由信号函数在 n 点的值 $\text{sign}(n)$ 、噪声 $\text{noise}(n)$ 和背景杂波 $c(n)$ 组成, 其中

$$\text{sign}(n) = \begin{cases} \text{Isign}(t), & \text{信号存在} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (18)$$

$\text{Isign}(t)$ 是信号强度, 它是与时间(帧号)相关的函数, 由于在整幅图像中目标点毕竟是极少数目, 它对统计值影响不大.

噪声 $\text{noise}(n)$ 由于是光学效应产生的, 通常的研究中, 都被认为是平稳的高斯分布. 而背景杂波 $c(n)$ 与背景图像相关, 分布通常不会遵循平稳的原则, 递归最小二乘法在检测点信号时, 这是主要影响性能的因素.

为了减小这种不稳定而又不感兴趣的背景杂波对统计量 $\mathbf{R}(n)$ 的影响, 需要尽可能地减少待融合信息中杂波的含量. 考虑到背景是缓变的, 连续帧间的背景可以被认为是变化较小的, 数帧间的背景杂波基本不变. 第 t 帧的前后各 $k/2$ 帧连续图像累加

$$\begin{aligned} \overline{x(n, t)} &= \frac{1}{k} \left[x\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + x(n, t-1) + \right. \\ &\quad \left. x(n, t+1) + \cdots + x\left(n, t + \frac{k}{2}\right) \right] \\ &= \frac{1}{k} \left[\text{sign}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \text{sign}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) + \right. \\ &\quad \left. \text{noise}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \text{noise}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) + \right. \\ &\quad \left. c\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + c\left(n, t + \frac{k}{2}\right) \right] \\ &\approx \frac{1}{k} \left[\text{sign}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \text{sign}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) + \right. \\ &\quad \left. \text{noise}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \text{noise}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) \right] + \\ &\quad c(n, t) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} x(n, t) - \overline{x(n, t)} = & \text{sign}(n, t) - \\ & \frac{1}{k} \left[\text{sign}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \text{sign}(n, t - 1) + \right. \\ & \left. \text{sign}(n, t + 1) + \cdots + \text{sign}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) \right] + \\ & \text{noise}(n, t) - \frac{1}{k} \left[\text{noise}\left(n, t - \frac{k}{2}\right) + \cdots + \right. \\ & \left. \text{noise}(n, t - 1) + \text{noise}(n, t + 1) + \cdots + \right. \\ & \left. \text{noise}\left(n, t + \frac{k}{2}\right) \right] \end{aligned} \quad (20)$$

息的相关性,计算得出的滤波器将 K 个谱段的连续图像空域/时域特征进行融合,突出目标在该时空灰度特征的同时,又压抑了背景和噪声.具体实现多谱段图像融合的检测算法处理流程见图 2.

5 实 验

这种方法与 Wang 提出的算法^[10]相比具有明显的优势,Wang 的自适应滤波算法只停留在单一的空域、时域,即使谱域中的信息融合也是与空域或时域的简单结合,这样的弊端之一是计算量非常的大.以一对 256×256 大小的双色红外图像为例,两个谱段 $K=2$,如空域的搜索框为 3×3 时,滤波器的计算涉及到 9×9 方阵的乘法和加法,时域的搜索框为 5×1 时,滤波器的计算涉及到 5×5 方阵的乘法和加法.如果计算空间/双谱滤波器,则需要进行 18×18 方阵的乘法和加法.

如果要使用空间/时间/双色滤波器,依据 Wang 的算法,先采用尺度为 $3 \times 3 \times 2$ 的空间双色滤波器,然后再使用尺度为 5×1 的时间滤波器,如图 3 所示.

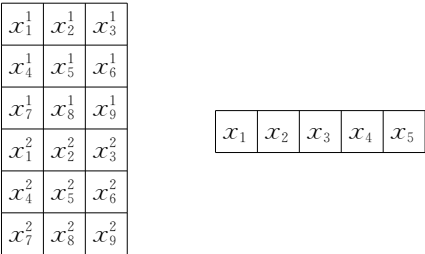


图 3 Wang 的搜索框

单点所需计算量:加法 782 次,乘法 1444 次. 256×256 尺寸的图像计算量:加法 5 千万次,乘法 0.95 亿次.

ASTS filter 算法是在预处理之后,以提取的多维特征为基础信息再进行融合,这样就省去许多冗余的计算量,信息融合部分只需计算 4×4 方阵的乘法和加法.采用 ASTS filter 算法,使用如图 4 的空间滤波器和时间滤波器进行预滤波.

单点所需计算量:加法 85 次,乘法 77 次. 256×256 尺寸的图像计算量:加法 5 百万次,乘法 5 百万次.

如果是三色图像信息融合,Wang 的算法需要 1 亿次加法和 2 亿次乘法,而 ASTS filter 算法需要

1 千万次加法和 1 千万次乘法,信息融合的维数越高,越可以体现 ASTS filter 算法在计算量上的优越性能,如图 5 所示.

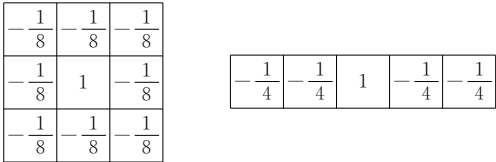


图 4 空间预滤波器/时间预滤波器

Wang 的另一弊端则是,这种算法只适合整像素点目标,而运用到目标以扩展斑方式出现的图像时,检测效果将会明显下降.而 ASTS filter 算法的优点还在于,预处理可以根据待处理图像的实际情况,采用适合其具体特征的算法,而不一定要采用本文中提供的预处理算法提取特征值,只要遵循能够使得目标在空域/时域各自更加突出的原则就可以了.

另外,由于我们引进了目标辐射比特性参量,进一步加强了谱段融合后目标的强度,抑制了复杂的背景,在试验中获得了更高的信噪比增益.

我们经过大规模的实验,证明 ASTS filter 算法不仅在计算量上有明显的优势,而且滤波效果也优于 Wang 算法.实验中输入的图像序列对,是由大小为 256×256 的两个谱段序列图像各 33 帧构成,已添加仿真点目标,总强度在 $3\% \sim 15\%$ 间变化,相对目标运动速度,背景存在缓慢运动,背景的空间结构较明显,并存在椒盐噪声和强度在 $3\% \sim 15\%$ 强度的随机输入噪声.两个谱段中各自取一帧如图 6 所示.

采用输入输出信噪比曲线比较两种算法的滤波效果如图 7 所示.

而对于点扩展目标的图像,将两种算法相比较,处理同一组扩展斑目标的序列对图像,图 8 给出对比效果图.

在低信杂比的情况下,与文献[11]中的算法比较,信号强度为 3% ,噪声强度为 3% ,综合信杂比谱段 1 为 3.028,谱段 2 为 1.644.如图 9 所示,综合信杂比的定义公式为去局部均值后的图像的信杂比.

文献[11]的滤波结果可以依稀看到背景的边缘,而 ASTS 则完全消除了杂波的影响.

如图 10 所示,与其它算法相比较,对于非匀速、非匀加速及非直线运动的目标而言,ASTS filter 算法没有运动轨迹的限制.

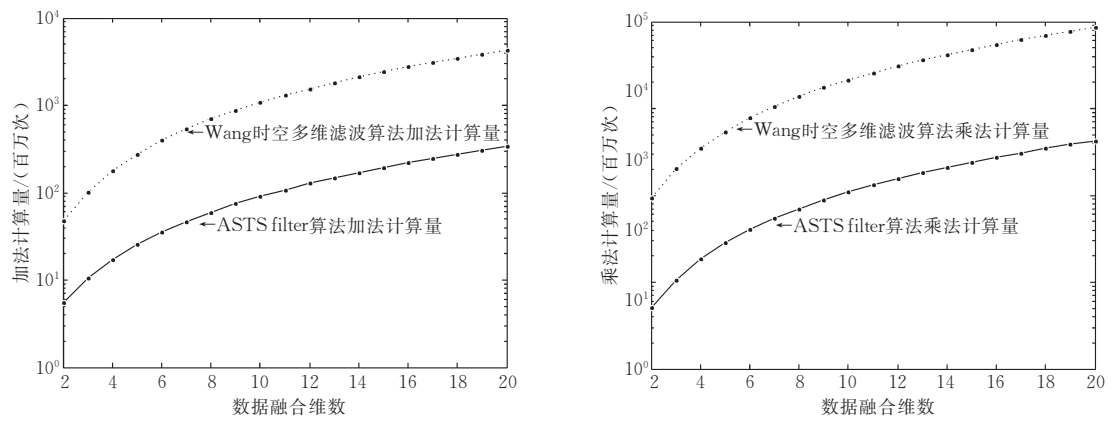


图 5 两种算法的计算量比较曲线

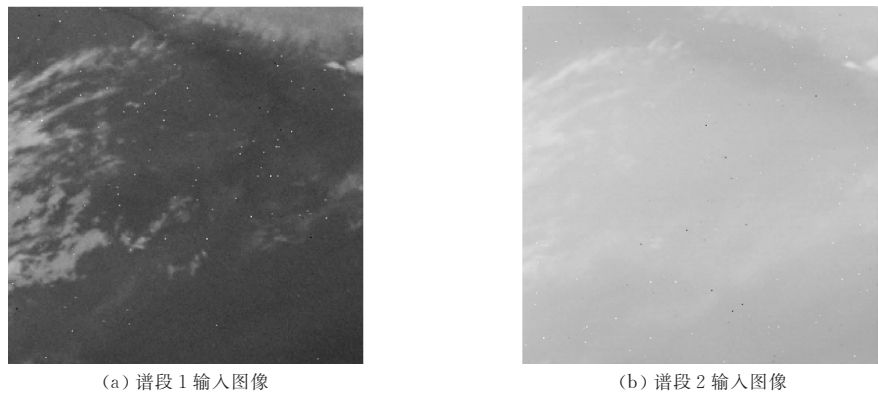


图 6 两个谱段的输入图像

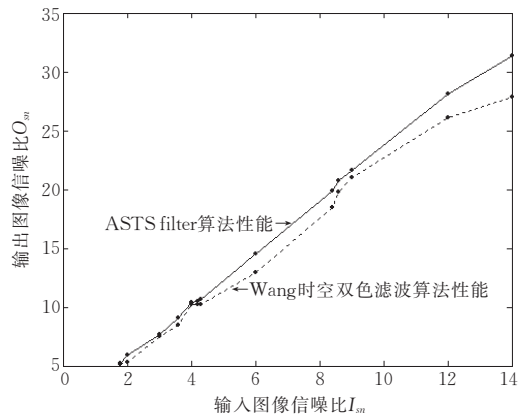


图 7 两种算法输入输出图像信噪比曲线比较图

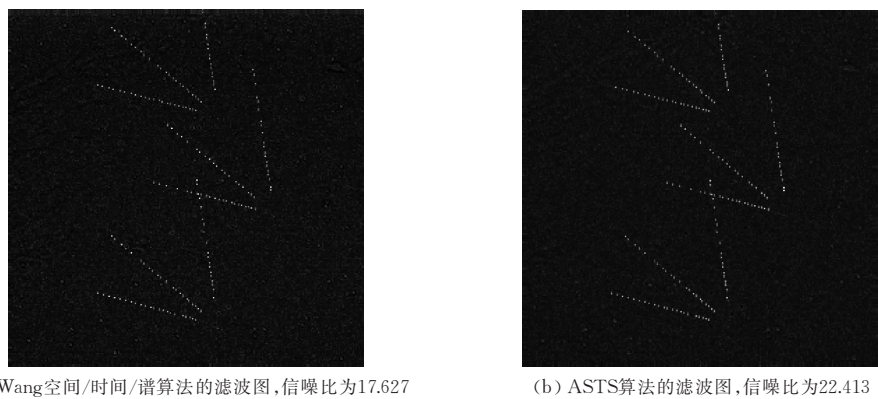
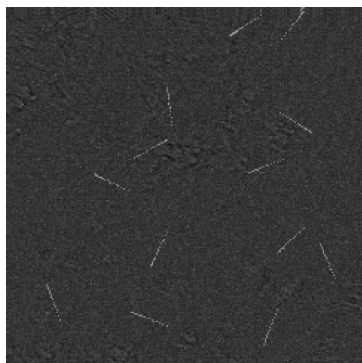


图 8 Wang 算法与 ASTS 算法的对比效果图

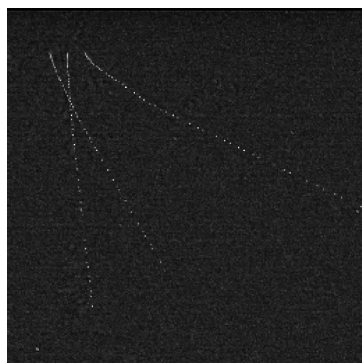


(a) 文献[13]算法应用空间/时间/谱段的滤波图,信噪比为12.772

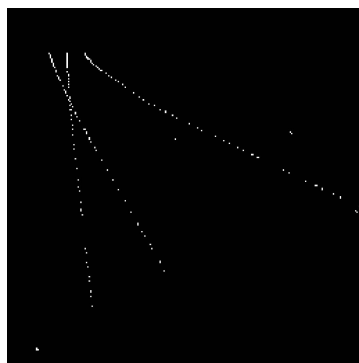


(b) ASTS算法的滤波图,信噪比为14.012

图 9 文献[11]的算法与 ASTS 算法的对比效果图



(a) 滤波结果图像



(b) 二值化图像

图 10 非直线、非匀速、非匀加速轨迹目标检测结果图

6 结 论

非常明显,我们提出的算法比一般的自适应算法计算量更少,信杂比增益更高.这主要是因为我们依据图像的特性,根据感兴趣目标的性质,灵活地提取目标的特征作为递归最小二乘法的输入数据,大幅降低了需要计算的矩阵的尺寸,从而使得计算量降低了一个数量级.另外,针对递归最小二乘法对非平稳输入滤波效果较差的性质,特征提取的过程进一步削弱背景杂波的影响,虽然这种削弱是提高噪声方差为代价,但最终的滤波结果显示这种代价是值得的.由于预处理方法可以根据所要检测的图像性质而相应的改变,使得我们算法的灵活性更大.而且我们认为,该算法还可以突破空间维、时间维的局限,从能量累积等方面提取预处理的特征信息,使得可融合的信息范围更加扩大,效果更好,这是后续可以做的.

参 考 文 献

[1] Ye Bin, Peng Jia-Xiong. Small target detection based on en-

ergy accumulation and order morphology filtering in infrared image. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(A)3: 251-255(in Chinese)

(叶斌,彭嘉雄. 基于能量累积与顺序形态滤波的红外小目标检测. 中国图象图形学报, 2002, 7(A)3: 251-255)

[2] Tom V, Peli T, Leung M, Bondarvk J. Morphology-based algorithm for point target detection in infrared backgrounds//Proceedings of the SPIE, 1993: 2-11

[3] Lei Xuan-Hua, Wang Jiang-An, Li Shu-Shan. Grayscale morphology-based detection algorithm for infrared point target in background of sea and sky. Laser & Infrared, 2001, 31(1): 32-34(in Chinese)

(雷选华,王江安,李树山. 海空背景下红外点目标检测算法. 激光与红外, 2001, 31(1): 32-34)

[4] Hewer G, Kenney C, Hanson G et al. Detection of small objects using adaptive wavelet-based template matching//Proceedings of the SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets 1999. Denver, Colorado, SPIE, 1999: 3809: 95-106

[5] Shi Ling-Feng. A new method of infrared small weak targets detection based on wavelet analysis. Systems Engineering and Electronics, 2003, 25(8): 1024-1027(in Chinese)

(史凌峰. 基于小波分析的一种红外弱小目标检测新方法. 系统工程与电子技术, 2003, 25(8): 1024-1027)

[6] Li Hong-Yan, Wu Cheng-Ke. Detecting dim small targets in image sequences based on wavelet transforms and genetic al-

gorithms. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(4): 439-442(in Chinese)
(李红艳,吴成柯. 一种基于小波与遗传算法的小目标检测算法. 电子学报, 2001, 29(4): 439-442)

[7] Cowan C F N, Grant P M. Adaptive Filters. Shanghai: Fudan University Press, 1990(in Chinese)
(科恩 C F N,格兰特 P M. 自适应滤波器. 上海:复旦大学出版社,1990)

[8] Zhou Yao-Hua, Wang Kai-Ren. Digital Signal Processing. Shanghai: Fudan University Press, 1992(in Chinese)
(周耀华,汪凯人. 数字信号处理. 上海:复旦大学出版社, 1992)

[9] Zhang Xian-Da. Modern Signal Processing. Beijing: Tsinghua University Press, 1994(in Chinese)
(张贤达. 现代信号处理. 北京:清华大学出版社,1994)

[10] Wang C D. Adaptive spatial/temporal/spectral filters for background clutter suppression and target detection. Optical Engineering, 1982, 21(6): 1033-1039

[11] Muneyasu M, Uemoto E. A novel 2-D adaptive filter based on the 1-D RLS algorithm//Proceedings of the 1997 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Hong Kong, 1997: 2317-2320

[12] Yao Tian-Ren. Modern Digital Signal Processing. Wuhan: Huazhong University Press,1999(in Chinese)
(姚天任,孙洪. 现代数字信号处理. 武汉:华中理工大学出版社,1999)



HU Jing, born in 1977, Ph.D. candidate. Her research interests include automobile target recognition, recognition and artificial intelligence.

ZHANG Tian-Xu, born in 1947, professor and Ph.D. supervisor. His research interests include automobile target recognition, computer vision, image analyses, precision guidance, and intelligent information processing.

LIN Liang-Kui, born in 1980, M. S. . His main research interests focus on infrared target detection and tracking.

Background

This research is supported by the National Science Foundation of China under the grant No. 60135020 and PRA-SI under the grant No. 01-03. The title of the project is The Theory and Key Techniques of Automated Recognition of Targets under Complex Environments. It is a hard problem for the detection of dim moving spot target under the highly structured background clutter. And the fusion of multi-spectral images information is also a question for discussion currently. Many methods for the fusion of multi-spectral images information to detection and recognition of dim moving spot target have been proposed. However, because of the highly

structured background clutter is a hard block for detect moving spot target problem, the methods available often yield poor results. In addition, these methods usually suffer from huge computation load that is problematic in real-time systems. The research group has been working the detection of dim moving spot target of multi-spectral images since 2000. In this paper, authors propose a new spatial-temporal-spectral multidimensional information fusion algorithm based on RLS, which has the potential to reduce the computational complexity and raise the ability of resisting noise and highly structured background clutter.