

文章编号:1001-9014(2006)04-0301-05

## 空时自适应杂波分类抑制与弱小运动目标检测

吴宏刚, 李晓峰, 陈跃斌, 李在铭

(电子科技大学 通信与信息工程学院, 四川 成都 610054)

**摘要:**提出了一种新的方法应用于一类重要的高维信号检测问题:在强杂波干扰下检测数字图像序列中位置和速度未知的弱小运动目标.通过对输入序列时域灰度矩进行学习,将像素分成两类——静杂波和动杂波.分别对其采用非参数时域滤波和 LS 自适应滤波进行去除,从而将原始数据转化为准 SPGWN 模型.杂波抑制后,根据单帧多像素目标模型假设,采用在空、时域联合集成信号能量的检测算法,能有效地改善信噪比并且有利于实时实现.理论分析和对真实数据的大量仿真试验验证了本方法的有效性.

**关键词:**空时杂波抑制;空时联合检测;弱小运动目标;自适应;LS 滤波

**中图分类号:**V243 **文献标识码:**A

## SPATIAL-TEMPORAL ADAPTIVE CLUTTER CLASSIFICATION SUPPRESSION AND DIM SMALL MOVING TARGETS DETECTION

WU Hong-Gang, LI Xiao-Feng, CHEN Yue-Bin, LI Zai-Ming

(Institute of communication and information engineering, University of Electronics Science and Technology,  
Chengdu 610054, China)

**Abstract:** A new method was proposed for the solution of an important class of multidimensional signal detection problems: the detection of dim, small and moving targets of unknown position and velocity in heavy clutter in a sequence of digital images. By studying temporal gray-level moment of input sequence, the pixels were classified into two categories: stationary clutter and variational clutter. And a nonparametric temporal filter and a LS adaptive filter were applied for suppressing clutter respectively, thus the raw images were transformed into quasi SPGWN model. Then according to a target model of multi-pixel per frame, a detection algorithm integrating signal energy in spatial and temporal domain jointly was employed. The algorithm can improve SNR evidently and can easily be implemented in real time. The theoretic analysis and many simulations of real data verify the validity of the method.

**Key words:** spatial-temporal clutter suppression; spatial-temporal joint detection; dim small moving target; adaptive; LS filter

### 引言

当前,利用视频(红外或可见光)图像序列对运动目标进行检测、跟踪和识别越来越多地受到人们的关注.而对微弱运动目标的检测问题更是其中的一个难点.一般来讲,由于目标本身的弱小特性,同时加上背景强杂波干扰,造成目标直接检测相当困难.因此,首先对背景杂波进行抑制就成为检测系统中的关键一环,其主要任务是:1)抑制背景杂波能量的同时,尽可能保留目标信号强度;2)去掉杂波

的空时相关性,使残留噪声尽可能趋于高斯白噪声.目前,背景杂波模型<sup>[1,2]</sup>及其抑制算法已经获得了广泛的研究,主要抑制方法有:时域滤波<sup>[3]</sup>,空域滤波<sup>[4,5]</sup>,频域滤波<sup>[6]</sup>等等.

杂波抑制后,问题转化为在高斯白噪声环境中检测目标信号.为了避免算法对目标形状的敏感,目前多采用单帧单点(即一个目标在一帧上只占据一个像素)的目标模型,并利用多帧累积算法(TBD)进行检测.三维(二维空间域,一维时间域)轨迹匹配的检测算法<sup>[7,8]</sup>,效果好,但计算量很大.截断序

收稿日期:2005-08-15,修回日期:2006-01-11

Received date: 2005-08-15, revised date: 2006-01-11

基金项目:国家 863 高技术计划(2004AA823120),国家自然科学基金(10376005)资助项目

作者简介:吴宏刚(1977-),男,四川乐山人,博士生.研究方向包括随机信号处理、数字通信技术、图像信号分析及图像目标识别等.

贯检测算法<sup>[9]</sup>和投影检测算法<sup>[10,11]</sup>尽管减少了计算量,但是性能却大大下降。

本文方法首先自学习输入图像序列的时域灰度矩,将图像帧上的像素点划分为两类:静杂波和动杂波。前者是由无变化背景叠加上噪声引起的,而后者则是因为背景的波动、变化、图像校正不完全或者目标的存在造成的。对这两类杂波分别采用非参数时域滤波和空时LS滤波的方法进行估计并去除,其优点是在较小计算代价下保证了杂波估计精度。对于抑制后的目标检测,我们采用单帧多点的目标模型,这样就可以同时在空域和时域集成目标能量,从而大大改善信噪比,有利于实时实现。

## 1 图像数据数学模型

本文假设采集到的包含微弱运动目标的数字化序列图像基本模型为

$$F_{ij}(k) = B_{ij}(k) + S(x_k - i, y_k - j) + \eta_{ij}(k) \quad (1)$$

其中,  $F_{ij}(k)$  是在时刻  $k$  (帧序号) 上像素  $(i, j, k)$  的灰度值,  $B_{ij}(k)$  为背景杂波分量,  $\eta_{ij}(k)$  而为测量噪声,通常假设为 0 均值的高斯白噪声。  $S(x_k - i, y_k - j)$  代表某一目标的灰度函数: 这里  $(x_k, y_k)$  表示目标在时刻  $k$  的位置, 函数  $S$  只在  $(x, y)$  较小邻域内有正值。本文中假设弱小目标各像素灰度值相等, 且短时间内保持恒定, 即  $S$  为常值函数。

我们采用信号杂波噪声比 (SCNR)<sup>[8]</sup> 来反映二维数字图像上的目标信号强弱,

$$\text{SCNR} = 10 \log_{10} \frac{F_s - B}{\sigma_\eta} \quad (\text{dB}) \quad (2)$$

其中,  $F_s$  为目标所在像素灰度,  $B$  为目标所在处的背景灰度,  $\sigma_\eta$  为噪声均方差。杂波抑制后有

$$\begin{aligned} \tilde{F}_{ij}(k) &= F_{ij}(k) - \hat{B}_{ij}(k) \\ &= [B_{ij}(k) - \hat{B}_{ij}(k)] + S(x_k - i, y_k - j) + \eta_{ij}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\hat{B}_{ij}(k)$  为背景杂波估计值。若  $\hat{B}_{ij}(k)$  足够准确, 可以近似认为  $B_{ij}(k) - \hat{B}_{ij}(k) \approx 0$ , 则  $\tilde{F}_{ij}(k)$  转化为 SPGN 模型。再进行方差归一化后

$$I_{ij}(k) = \tilde{F}_{ij}(k) / \sigma_{\tilde{F}} \quad (4)$$

其中,  $\sigma_{\tilde{F}}$  为  $\tilde{F}$  的灰度标准差。而且我们认为经杂波抑制后 SCNR 不会改变, 因此若  $(i, j, k)$  为目标所在像素点, 则  $I_{ij}(k)$  服从均值为, 方差为 1 的高斯分布, 即  $I_{ij}(k) \sim N(\text{SCNR}, 1)$ , 而  $(i, j, k)$  假如为非目标点, 则  $I_{ij}(k) \sim N(0, 1)$ 。

## 2 空时杂波自适应分类与抑制

自适应杂波抑制算法<sup>[3,5,6]</sup>具有精度高的优点, 但是有两个主要缺点: 一是只在空域或时域进行, 无法同时去除杂波的空时相关性; 二是对逐像素点进行自适应杂波估计需要极大的运算量。针对这两点, 本文首先对杂波进行自适应分类, 将其划分为静杂波  $SC$  和动杂波  $VC$ , 对其分别采用非参数时域滤波和空时LS滤波进行估计与抑制 (如图 1 所示), 这样既保证了抑制精度又节省了计算量。

### 2.1 自适应杂波分类

图像背景在不同场合、不同时刻具有不同的特点, 对图像序列进行学习是必要的。这里假设经过背景校正后, 图像序列  $F$  中摄像机的全域运动已被补偿, 我们通过对输入的  $N$  帧序列进行学习, 根据式 (5) 统计该序列中各像素  $(i, j)$  的二阶时域灰度矩  $\hat{\sigma}_{ij}^2$ , 将像素划分成两类: 时域静杂波  $SC$  和时域动杂波  $VC$ 。且一般说来,  $VC$  像素只占整幅图像的一小部分。

$$\hat{\sigma}_{ij}^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [F_{ij}(k) - \bar{F}_{ij}]^2, \quad \bar{F}_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N F_{ij}(k) \quad (5)$$

既然时域静杂波  $SC$  由某一恒定背景灰度叠加时域测量噪声产生, 因此我们设定门限  $v = \lambda \hat{\sigma}_\eta, \hat{\sigma}_\eta$  为测量噪声均方差估计值,  $\lambda$  为倍乘因子 (环境噪声越小  $\lambda$  越趋于 1, 且  $\lambda$  一般根据经验得到)。则当  $\hat{\sigma}_{ij}^2 \geq v$  时,  $F_{ij}(k) \in VC$ ; 反之, 当  $\hat{\sigma}_{ij}^2 < v$  时,  $F_{ij}(k) \in SC$ 。

### 2.2 非参数时域杂波估计

若  $F_{ij}(k) \in SC$ , 则直接利用非参数时域滤波即可估计出该点上的背景杂波  $\hat{B}_{ij}^S(k)$ 。常用的加权核函数<sup>[4]</sup>有 Uniform, Triangle 等。本文采用  $5 \times 1$  的对称 Epanechnikov<sup>[4]</sup>核来估计  $\hat{B}_{ij}^S(k)$ , 如下式

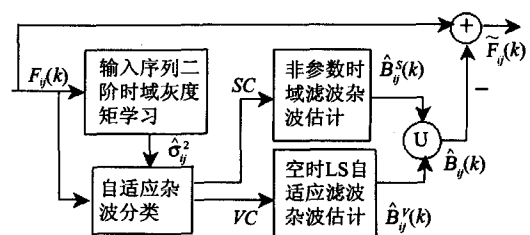
$$\beta_E = [0.171 \quad 0.214 \quad 0.229 \quad 0.214 \quad 0.171]^T, \quad (6)$$


图 1 空时自适应杂波分类与抑制

Fig. 1 Spatial-temporal adaptive clutter classification and suppression

$$\text{则 } \hat{B}_{ij}^S(k) = \sum_z \beta_E(z) \cdot F_{ij}(k-z) \quad (7)$$

### 2.3 空时 LS 自适应杂波估计

若  $F_{ij}(k) \in VC$ , 在较小空域内多帧连续图像的灰度具有广义平稳特性, 由此, 可以通过  $(i, j, k)$  的  $m$  阶空域邻域系  $\Delta_S^m$  和  $n$  阶时域邻域系  $\Delta_T^n$  内除  $(i, j, k)$  外的其它  $M$  个像素灰度来估计  $\hat{B}_{ij}^V(k)$ , 即

$$\hat{B}_{ij}^V(k) = \sum_{\substack{(x,y) \in \Delta_S^m, z=0, (x,y) \neq (0,0) \\ \text{or } (x,y) = (0,0), z \in \Delta_T^n, z \neq 0}} \alpha_{xy}(z) \cdot F_{i-x, j-y}(k-z), \quad (8)$$

对于任一像素点  $(i_q, j_q, k_q)$ , 将其  $\Delta_S^m$  和  $\Delta_T^n$  内除该点之外的其它  $M$  个像素排列成向量

$$\mathbf{p}_q = [F_{i_q-x_m, j_q-y_m}(k_q), \dots, F_{i_q+x_m, j_q+y_m}(k_q), F_{i_q, j_q}(k_q-z_n), \dots, F_{i_q, j_q}(k_q+z_n)]^T, \quad (9)$$

假设参与计算的像素数目为  $L$ , 为了描述上的简便, 我们将式(8)采用矩阵和向量表示方法如下:

$$\hat{\mathbf{B}}_{ij}^V(k) = \mathbf{P}_{LM} \cdot \boldsymbol{\alpha}_M, \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{P}_{LM} = [\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_L]^T$ ,

$$\boldsymbol{\alpha}_M = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]^T = \{\alpha_{xy}(z)\},$$

估计误差向量为  $\mathbf{e} = \mathbf{F}_L - \hat{\mathbf{B}}_L$ , 其中  $\mathbf{F}_L = [F_{i_{j_1}}(k_1), \dots, F_{i_{j_L}}(k_L)]$ , 而最小二乘性能函数为

$$\xi(\boldsymbol{\alpha}_M) = \mathbf{e}^T \cdot \mathbf{e} = [\mathbf{F}_L - \hat{\mathbf{B}}_L^V]^T [\mathbf{F}_L - \hat{\mathbf{B}}_L^V], \quad (11)$$

根据 LS 准则求  $\boldsymbol{\alpha}_M$  的最优解归结为

$$\boldsymbol{\alpha}_{opt} = \text{Argmin} \xi(\boldsymbol{\alpha}_M), \quad (12)$$

经过推导有

$$\boldsymbol{\alpha}_{opt} = [\mathbf{P}_{LM}^T \cdot \mathbf{P}_{LM}]^{-1} \mathbf{P}_{LM}^T \cdot \mathbf{F}_L, \quad (13)$$

根据滤波器系数  $\boldsymbol{\alpha}_{opt}$  利用式(8)可估计任一杂波像素  $(i_q, j_q, k_q)$  的背景杂波  $\hat{B}_{ij}^V(k_q) = \mathbf{p}_q^T \cdot \boldsymbol{\alpha}_{opt}$ . 将  $\hat{B}_{ij}^S(k)$  与  $\hat{B}_{ij}^V(k)$  合并后可得到完整的杂波估计  $\hat{B}_{ij}(k)$ , 将其去除后得到  $\tilde{F}_{ij}(k)$ .

### 2.4 目标对杂波分类与估计的影响

目标与杂波的组合方式分为两种: 目标 + 静杂波  $SC$ ; 目标 + 动杂波  $VC$ . 倘若目标在动杂波中出现, 只会加大该处的时域灰度方差, 因此不会影响杂波的分类; 而如果目标出现于静杂波中, 由于时域灰度方差增大, 因此一般会使得静杂波转变为动杂波.

在目标出现的情况下, 希望对背景杂波的估计准确, 而对目标的估计失准. 既然目标所在像素一般都被划归为动杂波, 那么根据前文所述则采用空时 LS 滤波进行杂波估计. 由于目标的时域、空域扩展度远小于背景杂波, 因此在时空局域内采用 LS 滤波

将主要以背景估计准确为依据, 而目标则估计失准. 当然, 随着目标的时空扩展度的增加, 对目标中心像素的估计将趋于精确, 造成差分后的目标能量损失. 此时可以采取加大 LS 滤波器作用邻域的办法, 来减少对目标估计的精确性.

## 4 目标检测

由式(4)可获得方差归一化后的输出图像序列  $I_{ij}(k)$ . 由于目标灰度可高于也可低于周围背景, 因此对  $I$  作平方运算. 为了在空域集成目标能量, 利用  $W \cdot W$  的二维模板  $H_w$  进行空域增强. 本文中, 一般选取  $W$  为奇数, 而  $H_w$  为全 1 矩阵. 即

$$C_{ij}(k) = \sum_{m=i-(W-1)/2}^{i+(W-1)/2} \sum_{l=j-(W-1)/2}^{j+(W-1)/2} I_{ml}(k) \cdot I_{ml}(k). \quad (14)$$

由于目标的大小尺寸未知, 因此我们假设  $H_w$  能够在一帧图像上集成  $L$  个目标像素灰度. 由此, 考虑两种假设情况,  $H_0: C_{ij}(k)$  全部由  $k$  时刻噪声集成而成;  $H_1: C_{ij}(k)$  由  $k$  时刻  $L$  个目标以及  $W^2 - L$  个噪声集成而成. 对于  $H_0$ , 有  $C_{ij}(k)$  服从自由度为  $W^2$  的  $\chi^2$  分布, 而对于  $H_1$

$$C_{ij}(k) = \sum_{n=1}^L I_{ta_n}(k) + \sum_{n=1}^{W^2-L} I_{noise_n}(k) = R_1 + R_2, \quad (15)$$

其中,  $I_{ta_n}$  和  $I_{noise_n}$  分别表示目标和噪声像素灰度. 可见,  $H_1$  假设下  $C_{ij}(k)$  包含两部分,  $R_1$  服从自由度为  $L$ 、非中心参数为  $L \cdot \text{SCNR}^2$  的非中心  $\chi^2$  分布, 而  $R_2 \sim \chi^2(W^2 - L)$ . 通过分析  $C_{ij}(k)$  的分布函数, 根据 Neyman-Pearson 准则可对其进行二值化处理:

1. 根据虚警概率  $P'_{fa}$  以及, 查  $\chi^2$  分布表定出门限  $Th$ ;

$$2. \begin{cases} DF_{ij}(k) = 1, & \text{if } C_{ij}(k) \geq Th \\ DF_{ij}(k) = 0, & \text{if } C_{ij}(k) < Th \end{cases} \quad (16)$$

假设目标最大速度为  $v_m \text{ppf}$  (pixels per second), 则相邻两帧  $DF$  上目标位置最多只相差  $v_m$  个像素. 即目标在前一帧的位置为  $O_1$ , 那么在下一帧的位置一定出现在以  $O_1$  为中心, 以  $v_m$  为半径的园内根据该条件进行最大速度匹配滤波, 可以剔除  $DF$  上大量的虚警, 并获得最终的检测结果.

## 4 检测性能分析

由上所述, 在  $H_0$  假设下决策统计量  $C_{ij}(k)$  的概率密度函数如

$H_0$ :

$$p[C_{ij}(k) | H_0] = \frac{1}{2^{W^2/2} \Gamma(W^2/2)} C_{ij}^{W^2/2-1}(k) e^{-\frac{C_{ij}(k)}{2}}, \quad (17)$$

其中  $\Gamma(\cdot)$  表示伽玛函数. 则根据虚警概率  $P'_{fa}$  以及  $W$  定出门限  $Th$ , 则二值化后的检测概率  $P'_d = P_r\{C_{ij}(k) > Th | H1\}$ . 在  $H1$  条件下,  $C_{ij}(k) = R_1 + R_2$ . 而  $R_1$  和  $R_2$  的分布函数很复杂, 要求  $p[C_{ij}(k) | H1]$  则需要卷积  $R_1$  和  $R_2$  的分布函数, 故很难确定其表达式. 但我们可以通过与  $[C_{ij}(k) | H1]$  具有相同一、二阶矩的随机变量的分布函数来拟合  $p[C_{ij}(k) | H1]$ . 由于  $R_1$  和  $R_2$  互不相关, 故可计算出  $[C_{ij}(k) | H1]$  的一、二阶矩分别为

$$E[C_{ij}(k) | H1] = E(R_1) + E(R_2) = L(1 + SCNR^2) + W^2 - L = L \cdot SCNR^2 + W^2 \quad (18)$$

$$\sigma^2[C_{ij}(k) | H1] = \sigma^2(R_1) + \sigma^2(R_2) = 2L(1 + 2SCNR^2) + 2(W^2 - L) = 4L \cdot SCNR^2 + 2W^2 \quad (19)$$

令随机变量  $y = bx^2$ , 其中  $x^2 \sim \chi^2(m)$ , 则  $E(y) = bm, \sigma^2(y) = 2b^2m$ . 令  $y$  的均值和方差分别与  $[C_{ij}(k) | H1]$  相同, 即令

$$bm = L \cdot SCNR^2 + W^2 \quad (20)$$

$$2b^2m = 4L \cdot SCNR^2 + 2W^2 \quad (21)$$

$$\text{求解上式 } b = 1 + \frac{L \cdot SCNR^2}{L \cdot SCNR^2 + W^2} \quad (22)$$

$$m = \frac{(L \cdot SCNR^2 + W^2)^2}{2L \cdot SCNR^2 + W^2} \quad (23)$$

则二值化的检测概率为

$$P'_d = P_r\{C_{ij}(k) > Th | H1\} = P_r\{y > Th\} = P_r\{x^2 > Th/b\} \quad (24)$$

而从整个系统来讲, 是在白高斯噪声环境中, 通过独立的  $K$  帧二值化图像联合检测目标轨迹, 因此可求出系统的检测概率  $P_d$  和  $P_{fa}$

$$P_d = (P'_d)^K, \quad P_{fa} = (P'_{fa})^K \quad (25)$$

为了反映该算法的检测性能, 利用接收机运行性能(receiver operating characteristic, ROC) 曲线来描述检测概率  $P_d$  及虚警概率  $P_{fa}$  关系. 图 2 给出了不同输入 SCNR 情况下集成帧数  $K=5$ , 空域模板尺寸  $W=3$  且模板集成目标像素数  $L=9$  (最大空域能量集成) 时该检测算法的 ROC 曲线. 而图 3 则给出了在不同  $L$  值情况下,  $K=5, W=3$  且  $SCNR=3\text{dB}$  时的 ROC 曲线. 如图 3 所示, 对于像素数为  $L=9$  和  $L=6$  的 3dB 小目标, 利用  $K=5$  帧集成检测时, 可在虚警概率  $P_{fa} = 10^{-6}$  情况下能够分别达到  $P_d = 0.986$  和  $P_d = 0.847$  的检测概率. 而如果采用单帧单点目标假设, 则对于 3dB 小目标, 当  $K=5$  且  $P_{fa}$  设定为  $10^{-6}$  时, 而传统算法<sup>[7~9]</sup> 的极限性能也只能达

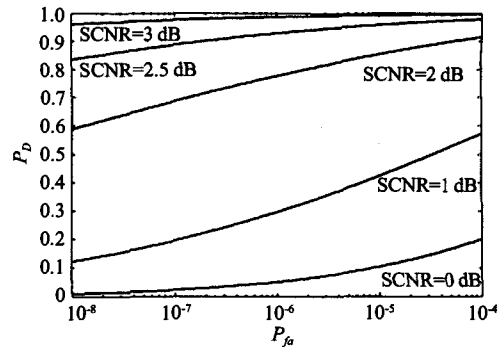


图 2 ROC 曲线 ( $K=5, W=3, L=9$ )  
Fig. 2 ROC curve ( $K=5, W=3, L=9$ )

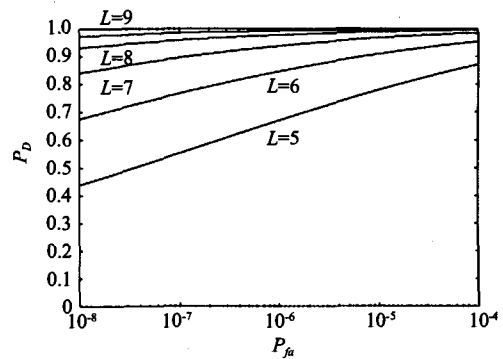


图 3 ROC 曲线 ( $K=5, W=3, SCNR=3\text{dB}$ )  
Fig. 3 ROC curve ( $K=5, W=3, SCNR=3\text{dB}$ )

到  $P_d = 0.386$ . 而要达到 0.85 的检测概率, 则至少需要集成 10 帧以上的图像, 难以实时实现.

### 5 仿真实验

从实际拍摄的图像序列中取出 20 帧作为输入, 图像大小为  $128 \times 96$ , 图 4 为其中的一帧. 首先统计其二阶时域灰度矩, 并设定门限  $v = 2(\lambda = 1, \hat{\sigma}_\eta = 2)$ , 从而将图像像素划分为静杂波点和动杂波点, 如图 5 所示, 白点代表动杂波像素. 采用前述算法抑制杂波并作方差归一化处理. 利用经验概率密度函数曲线<sup>[12]</sup> 以及单帧自相关、两帧互相关函数估计曲线<sup>[13]</sup> 来评价杂波抑制后残留噪声的高斯性和白化程度(图 6). 由图可知, 残留噪声的经验概率密度曲线与标准高斯概率密度函数曲线相当接近; 同时单帧自相关函数  $R_A(\tau_1, \tau_2)$  非常接近于 2 维 Dirac 函数, 且相邻帧互相关函数  $R_C(\tau_1, \tau_2)$  也没有明显的峰谷特征, 这说明残留噪声已相当符合高斯白噪声模型.

为验证检测算法的有效性, 在原始图像序列的不同位置叠加 6 个运动微小目标, 其输入 SCNR 为 3dB, 大小为  $2 \times 3 \sim 3 \times 3$ , 运动速度为  $1 \sim 2\text{ppf}$ . 图 5 上白线框出一个  $SCNR=3\text{dB}$  的  $3 \times 3$  小目标, 显然肉眼是几

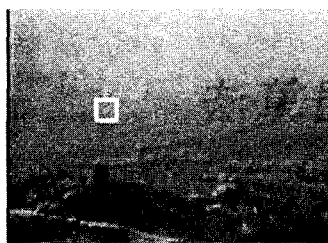


图 4 原始图像  
Fig.4 The raw image



图 5 背景杂波划分  
Fig.5 Background clutter partition

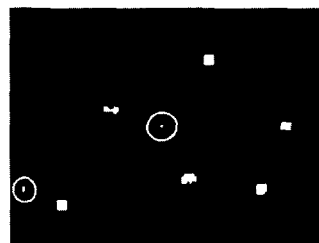


图 6 检测结果  
Fig.6 Detected results

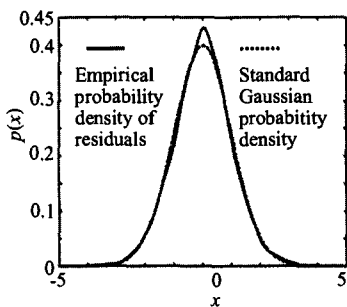


图 7a 残留噪声经验概率密度函数  
Fig.7a The empirical probability density of residuals

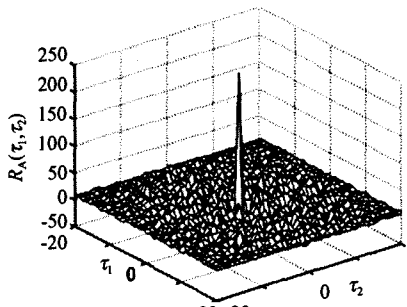


图 7b 残留噪声自相关函数估计  
Fig.7b The two-dimensional autocorrelation estimation of residuals

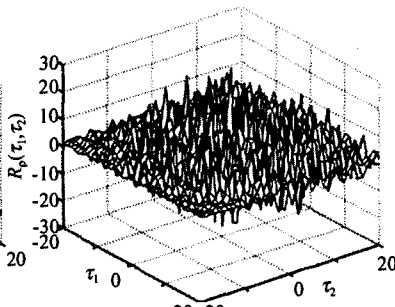


图 7c 残留噪声互相关函数估计  
Fig.7c The two-dimensional crosscorrelation estimation of residuals

乎无法分辨的. 经过杂波抑制以及方差归一化处理后, 利用前述算法进行检测. 门限  $Th$  设定为 14.5, 在采用  $K=5$ ,  $W=3$  参数时对于  $SCNR=3\text{dB}$ 、大小为  $2 \times 3$  的目标, 在虚警概率  $P_{fa}=10^{-5}$  时可以达到  $P_d=0.893$  的检测概率. 图 7 为检测结果, 所有目标均被检测到, 同时出现两个虚警目标 (白圈内), 而且由于采用了空域集成, 使得空间分辨率有所下降.

## 6 结语

本文通过学习图像序列时域灰度矩对背景杂波进行自适应分类, 对静杂波直接通过非参数时域加权进行估计, 而对动杂波则采用空时 LS 自适应滤波估计, 该方法估计精度较高, 同时还能去除杂波空域的相关性, 而且计算量也相对较小. 杂波抑制后, 采用单帧多点的目标模型假设, 同时在空、时域的对目标进行增强检测, 实时性好. 当然, 由于空域模板的使用, 造成了算法对目标空间分辨率的降低, 这势必加大后续目标跟踪的复杂度. 理论分析和仿真试验充分证明了本文方法对弱小图像目标的良好检测效果.

## REFERENCES

- [1] CHANG Hong-Hua, ZHANG Jian-Qi, LI Yong. Modification of the background clutter on classical human-eye target acquisition performance model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (常洪花, 张建奇, 李勇. 背景杂波对经典人眼目标获取性能模型的修正. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(6): 450—454.
- [2] LIN Shan-Hu, ZHU Hong, ZHAO Yi-Gong. Model for sea clutter based on neural network [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (林三虎, 朱红, 赵亦工. 基于神经网络的海杂波模型. *红外与毫米波学报*), 2004, 23(1): 55—58.
- [3] Arce G R. Multistage order statistic filters for image sequence processing [J]. *IEEE Trans. SP*, 1991, 39(5): 1146—1163.
- [4] Leonov S. Nonparametric method for clutter removal [J]. *IEEE Trans. AES*, 2001, 37(3): 832—847.
- [5] Soni T, Zeidler J R, Ku W H. Performance evaluation of 2D adaptive prediction filters of detection of small object in image data [J]. *IEEE Trans. IP*, 1993, 2(3): 327—340.
- [6] Porat B, Friedlander B. A frequency domain algorithm to multiframe detection and estimation of dim targets [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1990, 12(4): 398—401.
- [7] Reed I, Gagliardi S, Stotts L. Optical moving target detection with 3-D matched filtering [J]. *IEEE trans. AES*, 1988, 24(3): 327—336.
- [8] Pholig S C. Spatial-Temporal detection of electro-optic moving targets [J]. *IEEE Trans. AES*, 1995, 3(22): 608—616.
- [9] Blostein S D, Richardson H S. A sequential detection approach to target tracking [J]. *IEEE Trans. AES*, 1994, 30(1): 197—212.
- [10] Chu P L. Optimal projection for multidimensional signal detection. *IEEE Trans. ASSP*. 1988, 36(5): 775—786.
- [11] CHEN Yin, LIU Lian-Fu, LI Zai-Ming. A fast detection algorithm of dim point moving target using statistical analysis. *Chinese Journal of Electronics* (陈颖, 刘镰斧, 李在铭. 一种微弱点运动目标的快速统计检测算法. *电子学报*), 2001, 29(12): 1707—1709.
- [12] Shanmugan K S, Breipohl A M. *Random Signals Detection, Estimation and Data Analysis* [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc. 1988.
- [13] Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing Second Edition* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.