

基于 GLRT 的红外多光谱弱小运动目标检测

王暎来, 杨春玲*, 戴景民

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对多光谱红外图像序列中未知光谱辐射强度、位置和速度的弱小运动目标检测问题,建立了与之相应的框架模型.对于这种含参信号的复合假设检验问题,采用广义似然比检验(GLRT)得到了该问题的检测算子,同时利用速度滤波器组在实际应用中实现了该检测算子.从理论角度估计了该算法的虚警概率和检测概率,并通过计算机仿真验证了上述分析结果.为了评估该算法的有效性,采用人工合成的多光谱红外图像序列对其进行测试,结果说明该算法对于低信噪比条件下的弱小运动目标具有良好的检测效果.

关键词:弱小目标检测;多光谱红外图像序列;广义似然比检验;速度滤波器

中图分类号:TJ765.4; TP751 **文献标识码:**A

Dim moving target detection in multispectral IR image sequence based on GLRT

WANG Jian-Lai, YANG Chun-Ling*, DAI Jing-Min

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: The scope of this paper addressed the problem of detecting a dim moving target from a sequence of multispectral IR cubes. The detection problem was formulated in a general framework, assuming unknown target amplitude, position and velocity. This composite hypothesis testing problem was approached by means of the generalized likelihood ratio test (GLRT) theory. The detector structure and its actual implementation based on velocity filters were discussed in detail. Approximated expressions of the false alarm and detection probabilities were obtained and validated by means of simulation. To test the effectiveness of the detection algorithm, the detection results obtained on a set of synthetic multispectral IR image sequences were presented and discussed. These results indicate that the algorithm proposed can obtain a good performance on dim target detection with low SNR.

Key words: dim target detection; multispectral IR image sequence; generalized likelihood ratio test; velocity filter

PACS: 42.30.Va, 02.50.Le, 02.50.Ng

引言

目前的红外成像探测识别技术以宽带探测为基础,其根本方法是目标空间和时间特征信息的融合判别.在超远距离点目标探测识别中,大部分研究利用运动轨迹特性、空间几何特性探测识别空间运动目标,然而随着光电对抗技术在现代战争中的深入应用,尤其是新型诱饵的快速发展弥补了以往红外诱饵空间和时间特征信息不逼真的问题.当诱饵与目标具有近似相同的运动特性时,单一依靠轨迹特性就难以识别目标,同时由于距离较远,目标和诱饵

不具有任何形状尺寸、立体角度,此时亦无法应用空间几何特性有效识别目标^[1,2],即目标的空间和时间信息无法有效提取.这些问题严重制约着现有宽带红外成像探测识别体制的应用绩效.

随着窄带成像探测技术的发展,研究人员在充分挖掘空间、时间信息的基础上,开始进一步融合窄带红外多光谱信息来探测识别目标^[3].由于光谱信息本身是由物质内在的性质决定的,所以通过对物质光谱信息的分析可以获得通常其它方法不能获得的目标固有属性.利用光谱信息差异作为抗干扰措施也是红外技术的一个发展方向,有着非常广阔的

收稿日期:2010-05-26,修回日期:2010-10-14

Received date: 2010-05-26, revised date: 2010-10-14

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60877065/F050401);哈尔滨市科技局学科带头人基金(RC2008XK009004)

作者简介:王暎来(1982-),男,黑龙江牡丹江人,博士研究生,主要研究领域为信号检测与估计、模式识别、遥感图像处理等,E-mail:wj820518@sina.com.

*通讯作者:E-mail:yangcl@hit.edu.cn.

应用前景^[4].

多光谱目标检测算法按照有无目标光谱特性先验知识可以分为两大类,匹配检测算法和异常检测算法.异常检测算法^[5]能够在没有任何先验信息的条件下检测与周围环境存在光谱差异的目标.根据应用理论不同,可以分为基于统计方式的异常检测算法^[6~8]和基于几何方式的异常检测算法^[9~11].无论是基于统计方式的异常检测方法,还是基于几何方式的异常检测算法,受制于多光谱成像设备的限制,目前均是从单帧的角度出发进行处理的,只利用了图像的光谱信息和空间信息.本文拟利用多光谱图像序列对弱小运动目标进行检测,除上述信息外还利用了序列的时间特性.

1 四维信号模型

设列向量 \mathbf{x}_{rck} 代表成像平面上第 r 行第 c 列像素单元在第 k 帧所接收到的 L 个不同波段的光谱辐射强度,其中 $r=0,1,\dots,R-1, c=0,1,\dots,C-1, k=0,1,\dots,K-1, R$ 和 C 分别代表一帧图像的行数和列数, K 为算法所需的图像帧数,则

$$\begin{aligned} H_0 \mathbf{x}_{rck} &= \mathbf{b}_{rck} & (r,c,k) \text{ 处不存在目标} \\ H_1 \mathbf{x}_{rck} &= \mathbf{t}_{rck} + \mathbf{b}_{rck} & (r,c,k) \text{ 处存在目标} \end{aligned} \quad (1)$$

其中 \mathbf{t}_{rck} 和 \mathbf{b}_{rck} 分别代表在该帧相应空间位置处传感器接收到的目标信号和背景杂波信号.

1.1 目标信号模型

远距离目标在光学传感器上所成的像相当于一个点源目标所成的像.由于成像光学系统一般为非理想光学系统,从而导致点源目标的投影可能占据一个或多个像素,具体大小取决于光学系统的点扩展函数(PSF).PSF 通常可用二维高斯函数近似

$$g(r,c) = e^{-\left(\frac{r^2}{2\sigma_r^2} + \frac{c^2}{2\sigma_c^2}\right)} \quad (2)$$

其中 σ_r 和 σ_c 分别为传感器在横轴和纵轴方向上的扩展参数.当目标运动时,由于目标所成像的中心位置发生变化,导致目标所经过的像素点的亮度也随之发生变化.定义目标的投影运动速度为 $\mathbf{v} = (v_r, v_c)$,为了简化问题,假设在 K 帧区间内 v_r 和 v_c 近似恒定不变,于是目标在第 k 帧空间位置 (r,c) 处的光谱辐射强度为

$$\mathbf{t}_{rck} = \mathbf{a}g(r-r_0-kv_r, c-c_0-kv_c) \quad (3)$$

其中 (r_0, c_0) 是点源目标所成像的起始中心位置, \mathbf{a} 为点源目标在该帧空间位置 $(r_0 + kv_r, c_0 + kv_c)$ 处的光谱辐射强度,是一个未知参量.因此式(3)可简写为

$$\mathbf{t}_{rck} = \mathbf{a}s_{rck}^{r_0c_0}(\mathbf{v}) \quad (4)$$

其中 $s_{rck}^{r_0c_0}(\mathbf{v}) = g(r-r_0-kv_r, c-c_0-kv_c)$.

1.2 背景杂波信号的自适应抑制

点源目标本身的弱小性以及背景杂波的干扰给目标的直接检测带来了困难.目前,背景杂波模型及其抑制算法得到了广泛的研究,主要方法包括时域滤波,空域滤波,频域滤波等.对于多帧的图像序列而言,背景杂波信号的抑制除了需要考虑不同像素间的空间相关性,还应该充分利用不同图像帧在时间上的相关性,进而获得理想的空时预白化效果.定义 \mathbf{x}_{rck} 在其第 l 个波段的光谱辐射强度为 x_{rckl} ,对于点源目标, x_{rckl} 对应的空间平均值 $\bar{x}_{rckl}^{\text{空}}$ 可以通过求其空间邻域的均值得到,为了避免目标像素对空间平均值的计算产生影响,如果假定目标在成像平面上的投影为 7×7 的区域,则用于计算空间平均值的邻域如图 1 所示.

x_{rckl} 对应的时间平均值 $\bar{x}_{rckl}^{\text{时}}$ 可以通过求其时间 4 邻域的均值得到.利用空间邻域去均值和时间邻域去均值相结合的方法进行背景杂波信号的自适应抑制,即 x_{rckl} 可视为 $\bar{x}_{rckl}^{\text{空}}$ 和 $\bar{x}_{rckl}^{\text{时}}$ 二者的线性组合.定义经过背景杂波抑制后的多光谱红外图像序列在第 k 帧空间位置 (r,c) 处的残差值为 \tilde{x}_{rckl} ,设其第 l 个元素为 \tilde{x}_{rckl} ,易知

$$\tilde{x}_{rckl} = x_{rckl} - \alpha \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} - \beta \bar{x}_{rckl}^{\text{时}} \quad (5)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} &= \frac{\sum x_{rckl} \text{ 的空间邻域}}{32} \\ \bar{x}_{rckl}^{\text{时}} &= \frac{\sum x_{rckl} \text{ 的时间 4 邻域}}{4} \end{aligned} \quad (6)$$

为求得使 $\sum_{k=0}^{K-1} \tilde{x}_{rckl}^2$ 最小的参数 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\beta}$,定义

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta} &= \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \\ \mathbf{H} &= \begin{bmatrix} \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} & \bar{x}_{rckl}^{\text{时}} & \cdots & \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} \\ \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} & \bar{x}_{rckl}^{\text{时}} & \cdots & \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} & \bar{x}_{rckl}^{\text{时}} & \cdots & \bar{x}_{rckl}^{\text{空}} \end{bmatrix}^T \end{aligned}$$

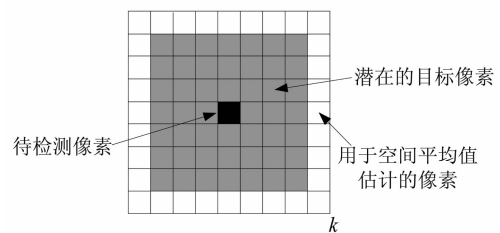


图 1 用于空间平均值估计的像素

Fig. 1 Pixels used for mean value estimation in space domain

$$\mathbf{X} = [x_{rc0l} x_{rc1l} \cdots x_{rc(K-1)l}]^T, \quad (7)$$

这是一个典型的最小二乘问题,易知

$$[\tilde{x}_{rc0l} \tilde{x}_{rc1l} \cdots \tilde{x}_{rc(K-1)l}]^T = \mathbf{H}(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{X}, \quad (8)$$

2 基于 GLRT 的运动目标检测

假定上述背景杂波抑制算法对目标信号的影响可以忽略不计,则式(1)的二元假设可以等价表示为

$$H_0 \tilde{\mathbf{x}}_{rc} = \mathbf{w}_{rc} \quad (r, c, k) \text{ 处不存在目标}, \quad (9)$$

$$H_1 \tilde{\mathbf{x}}_{rc} = \mathbf{a}_{rc}^{r_0 c_0}(\mathbf{v}) + \mathbf{w}_{rc} \quad (r, c, k) \text{ 处存在目标}$$

其中 $\mathbf{w}_{rc} \sim N_L(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma})$, $\mathbf{\Sigma}$ 为未知的光谱协方差矩阵,它是一个 $L \times L$ 的矩阵. 设 $\tilde{\mathbf{x}}_{rc}$ 在两种假设下的概率密度函数(PDF)分别为 $p_0(\tilde{\mathbf{x}}_{rc} | \mathbf{\Sigma})$ 和 $p_1(\tilde{\mathbf{x}}_{rc} | r_0, c_0, \mathbf{v}, \mathbf{a}, \mathbf{\Sigma})$, 易知 $\tilde{\mathbf{x}}_{rc}$ 的概率密度函数取决于未知参量 $r_0, c_0, \mathbf{v}, \mathbf{a}$ 和 $\mathbf{\Sigma}$. 由于广义似然比检验不需要关于未知参量的任何先验知识并且易于实现,也将采用此方法实现目标的检测.

由于点源目标所成像的起始中心位置可能是成像平面上的任意一个像素点,因此需要针对成像平面上的每个像素点逐一进行判断. 定义 (i, j) 为某个待检测像素点,即视 (i, j) 为点源目标所成像的起始中心位置,考虑到目标在成像平面上的投影大小以及目标的最大投影运动速度,可以进一步简化像素样本集的个数,从而减少运算量. 定义搜索窗口 $W(i, j)$ 为目标由 (i, j) 出发运动 K 帧后可能覆盖的最大长方形区域,搜索窗口的中心对应于 (i, j) ,对于 $\forall (r, c) \notin W(i, j)$,易知 $\mathbf{a}_{rc}^{ij}(\mathbf{v}) \approx 0$,即目标对搜索窗口外像素点的影响很小,可以忽略不计,因而有

$$p_1(\tilde{\mathbf{x}}_{rc} | \mathbf{v}, \mathbf{a}, \mathbf{\Sigma}) \approx p_0(\tilde{\mathbf{x}}_{rc} | \mathbf{\Sigma}). \quad (10)$$

搜索窗口的高和宽分别定义为

$$I = \lceil 2(K-1)v_r^{\max} + \text{目标投影区域的高度} \rceil, \quad (11)$$

$$J = \lceil 2(K-1)v_c^{\max} + \text{目标投影区域的宽度} \rceil$$

其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整数. 如果 $K = 9$, $|v_r^{\max}| = |v_c^{\max}| = 0.5$ 像素/帧,目标在成像平面上的投影假定为 7×7 的区域,由式(11)易知 $I = J = 15$.

将多光谱第 k 帧图像中 $W(i, j)$ 区域内所有 $\tilde{\mathbf{x}}_{rc}$ 进行空间拉直后得到的矩阵定义为 $\tilde{\mathbf{X}}(k)$,将上述区域内所有目标信号 $s_{rc}^{ij}(\mathbf{v})$ 拉直后得到的行向量定义为 $\mathbf{s}(k; \mathbf{v})$,所有噪声信号 \mathbf{w}_{rc} 拉直后得到的矩阵定义为 $\mathbf{w}(k)$. 对于连续 K 帧多光谱红外图像,设

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{X}}(0) \tilde{\mathbf{X}}(1) \cdots \tilde{\mathbf{X}}(K-1)]$$

$$\mathbf{s}(\mathbf{v}) = [\mathbf{s}(0; \mathbf{v}) \mathbf{s}(1; \mathbf{v}) \cdots \mathbf{s}(K-1; \mathbf{v})], \quad (12)$$

$$\mathbf{w} = [\mathbf{w}(0) \mathbf{w}(1) \cdots \mathbf{w}(K-1)]$$

其中 $\tilde{\mathbf{X}}$ 和 \mathbf{w} 是 $L \times IJK$ 的矩阵, $\mathbf{s}(\mathbf{v})$ 是 IJK 维的行向量,代表目标的信号模式.

因此对于连续 K 帧多光谱红外图像,根据上述定义,该问题的广义似然比检验可以表示为

$$\text{Max}_{\mathbf{v}} \frac{p_1(\tilde{\mathbf{X}} | \mathbf{v}, \hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{\Sigma}}_1)}{p_0(\tilde{\mathbf{X}} | \hat{\mathbf{\Sigma}}_0)} > \lambda, \quad (13)$$

其中

$$p_0(\tilde{\mathbf{X}} | \hat{\mathbf{\Sigma}}_0) = \frac{e^{\text{tr}(-\frac{1}{2} \hat{\mathbf{\Sigma}}_0^{-1} \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T)}}{(2\pi)^{LIJK/2} |\hat{\mathbf{\Sigma}}_0|^{IJK/2}}$$

$$p_1(\tilde{\mathbf{X}} | \mathbf{v}, \hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{\Sigma}}_1) = \frac{e^{\text{tr}[-\frac{1}{2} \hat{\mathbf{\Sigma}}_1^{-1} [\tilde{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{a}}\mathbf{s}(\mathbf{v})][\tilde{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{a}}\mathbf{s}(\mathbf{v})]^T]}}{(2\pi)^{LIJK/2} |\hat{\mathbf{\Sigma}}_1|^{IJK/2}}, \quad (14)$$

$\hat{\mathbf{a}}$ 为 \mathbf{a} 的极大似然估计, $\hat{\mathbf{\Sigma}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{\Sigma}}_0$ 分别为 $\mathbf{\Sigma}$ 在两种假设下的极大似然估计, λ 代表检验阈值. 易知

$$\hat{\mathbf{a}} = \frac{\tilde{\mathbf{X}} \mathbf{s}^T(\mathbf{v})}{\mathbf{s}(\mathbf{v}) \mathbf{s}^T(\mathbf{v})}$$

$$\hat{\mathbf{\Sigma}}_0 \approx \frac{1}{IJK} \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T, \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{\Sigma}}_1 \approx \frac{1}{IJK} [\tilde{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{a}}\mathbf{s}(\mathbf{v})][\tilde{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{a}}\mathbf{s}(\mathbf{v})]^T$$

将式(15)、式(14)代入式(13),可得到最终的检验统计量

$$\text{Max}_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{s}(\mathbf{v}) \tilde{\mathbf{X}}^T (\tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T)^{-1} \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{s}^T(\mathbf{v})}{\mathbf{s}(\mathbf{v}) \mathbf{s}^T(\mathbf{v})} > \eta, \quad (16)$$

其中 $\eta = 1 - \lambda^{-2/IJK}$. 如果大于阈值 η ,则认为 (i, j) 处有目标存在,其中使检验统计量达到最大的 \mathbf{v} 对应于目标的投影运动速度.

3 检测算法的实现

由于投影运动速度未知,无法得到确定的目标信号空间分布模板 $\mathbf{s}(\mathbf{v})$. 采用 M 个速度滤波器构成滤波器组,其中第 m 个速度滤波器 $(1 \leq m \leq M)$ 对应投影运动速度 $\mathbf{v}^m = (v_r^m, v_c^m)$,这样就把速度空间划分为 M 个区域. 针对第 m 组投影运动速度,可以得到以 (i, j) 为起始中心位置,投影运动速度为 \mathbf{v}^m

时所形成的目标信号空间分布模板 $\mathbf{s}(\mathbf{v}^m)$, 并最终得到 M 个模板. 针对每个目标信号空间分布模板计算式(16)的检验统计量, 定义

$$\Lambda_m = \frac{\mathbf{s}(\mathbf{v}^m) \tilde{\mathbf{X}}^T (\tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T)^{-1} \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}{\mathbf{s}(\mathbf{v}^m) \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}, \quad (17)$$

将 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$ 按从小到大的顺序排列为 $\Lambda_{(1)} \leq \Lambda_{(2)} \leq \dots \leq \Lambda_{(M)}$, 则检验统计量可以表示为

$$\begin{aligned} H_1 \\ \text{Max}_{m=1,2,\dots,M} \Lambda_m = \Lambda_{(M)} &> \eta \\ H_0 &< \eta \end{aligned} \quad (18)$$

如果潜在目标的投影运动速度与速度滤波器组的 M 组运动速度都不相同, 就会产生速度失配, 从而导致目标信号空间模板产生失配. 定义具有相同起始中心位置的 $\mathbf{s}(\mathbf{v}^m)$ 与 $\mathbf{s}(\mathbf{v}^m)$ 之间的相似系数为 $\gamma(\mathbf{v}^m, \mathbf{v}^m)$, 即

$$\gamma(\mathbf{v}^m, \mathbf{v}^m) = \frac{\mathbf{s}(\mathbf{v}) \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}{\sqrt{\mathbf{s}(\mathbf{v}) \mathbf{s}^T(\mathbf{v})} \sqrt{\mathbf{s}(\mathbf{v}^m) \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}}, \quad (19)$$

该相似系数反映了目标信号空间分布模板的失配程度, 相似系数越大, 说明失配程度越小, 对算法检测性能的影响也越小. 易知

$$\gamma(\mathbf{v}^m, \mathbf{v}^m) \approx \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} e^{-\frac{k^2(v_r - v_r^m)^2}{4\sigma_r^2} - \frac{k^2(v_c - v_c^m)^2}{4\sigma_c^2}}, \quad (20)$$

由式(20)可知 $\gamma(\mathbf{v}^m, \mathbf{v}^m) = C$ 可以近似看作速度平面上以 (v_r^m, v_c^m) 为中心的椭圆. 设该椭圆的长短半轴分别为 β_r 和 β_c , 它们是由 C, σ_r, σ_c , 和 K 共同决定的.

为了尽可能减少速度失配对算法检测性能的影响, 对速度平面分组时采用 -3dB 原则. 具体来说, 就是利用 M 个 $\gamma(\mathbf{v}, \mathbf{v}^m)$ ($1 \leq m \leq M$) 的 -3dB 轮廓图对速度平面进行无缝隙覆盖, 将 $\gamma(\mathbf{v}, \mathbf{v}^m)$ 的 -3dB 轮廓图的中心设为第 m 个速度滤波器的速度, 将该轮廓图的某个内接长方形区域设为第 m 个速度滤波器在速度平面覆盖的区域, 如图 2 所示.

因此滤波器组的运动速度可以用内接长方形的整数倍边长来表示. 假定潜在目标的最大投影运动速度为 $\mathbf{v}^{\max} = (v_r^{\max}, v_c^{\max})$, 令

$$\begin{aligned} v_r^{(m_r)} &= \sqrt{2}\beta_r m_r \quad m_r = 0, \pm 1, \dots, \pm M_r \\ v_c^{(m_c)} &= \sqrt{2}\beta_c m_c \quad m_c = 0, \pm 1, \dots, \pm M_c \end{aligned}, \quad (21)$$

上式中 $v_r^{(m_r)}$ 与 $v_c^{(m_c)}$ 的任意组合都会构成速度滤波器组的一组运动速度, 一共有 $(2M_r + 1) \times (2M_c + 1) = M$ 种组合形式. 此时滤波器组总覆盖区域的高和宽分别为 $\sqrt{2}\beta_r(2M_r + 1)$ 和 $\sqrt{2}\beta_c(2M_c + 1)$, 为使潜在目

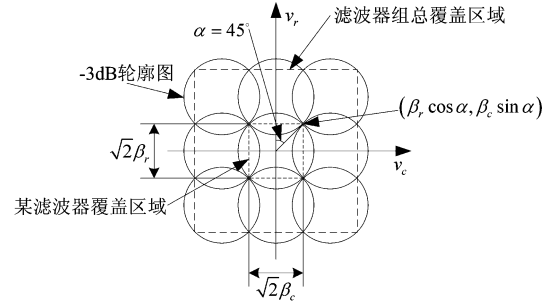


图 2 速度平面分组结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of velocity space sampling

标的最小投影运动速度落入该区域内, 则 M_r 和 M_c 应为满足下式的最小正整数

$$\begin{aligned} \sqrt{2}\beta_r(M_r + 0.5) &\geq |v_r^{\max}| \\ \sqrt{2}\beta_c(M_c + 0.5) &\geq |v_c^{\max}| \end{aligned} \quad (22)$$

4 算法性能理论分析

4.1 虚警概率

根据式(18), 虚警概率可以表示为

$$P_{\text{FA}} = 1 - \Pr(\text{所有 } \Lambda_m \leq \eta | H_0), \quad (23)$$

定义 Λ_m 在 H_0 假设下的概率密度函数为 $p_0^m(\Lambda_m)$, 易知当 $0 < \Lambda_m < 1$ 时

$$p_0^m(\Lambda_m) = \frac{\Gamma\left(\frac{IJK}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{L}{2}\right) \Gamma\left(\frac{IJK-L}{2}\right)} \Lambda_m^{(L-2)/2} (1-\Lambda_m)^{(IJK-L-2)/2}, \quad (24)$$

其中 $\Gamma(p)$ 为伽马函数. 如果在 H_0 假设下 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$ 之间是相互统计独立的, 则虚警概率的上界可表示为

$$P_{\text{FA}}^{(\text{up})} = 1 - \left[\int_0^\eta p_0^m(\Lambda_m) d\Lambda_m \right]^M. \quad (25)$$

为了对上述结果进行验证, 借助蒙特卡洛数值仿真方法对虚警概率进行估计. 由于 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$ 之间在实际中不可能是相互统计独立的, 仿真的关键在于如何生成检验统计量 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$.

当 IJK 充分大时, $\tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T / IJK$ 渐进趋近于 Σ , 设 Λ_m 对应的渐进检验统计量为 Λ_m^∞ , 定义

$$\psi_m = \frac{\Sigma^{-1/2} \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}{\sqrt{\mathbf{s}(\mathbf{v}^m) \mathbf{s}^T(\mathbf{v}^m)}}, \quad (26)$$

则 Λ_m^∞ 可进一步表示为 $\Lambda_m^\infty = \psi_m^T \psi_m / IJK$. 定义 Λ_m^∞ 在 H_0 假设下的概率密度函数为 $f_0^m(\Lambda_m^\infty)$, 当 $\Lambda_m^\infty > 0$ 时

$$f_0^m(\Lambda_m^\infty) = \frac{IJK}{2^{L/2} \Gamma(L/2)} (IJK \Lambda_m^\infty)^{\frac{L}{2}-1} \exp\left(-\frac{1}{2} IJK \Lambda_m^\infty\right), \quad (27)$$

易知 Λ_m 和 Λ_m^∞ 在 H_0 假设下的概率密度函数曲线基本一致. 因此在蒙特卡洛数值仿真中可以用 Λ_m^∞ 代替 Λ_m 来近似模拟算法的虚警概率.

依照式(25)和蒙特卡洛方法分别绘出 $P_{FA}^{(up)}$ 、 \hat{P}_{FA} 与阈值之间的关系曲线,如图3所示,其中 $I=J=15, K=9, L=20, \sigma_r = \sigma_e = 1, |v_r^{max}| = |v_e^{max}| = 0.5$ 像素/帧. 分析该图可以发现, $P_{FA}^{(up)}$ 与 \hat{P}_{FA} 之间的差异很小,由此可见假设 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$ 之间相互统计独立对算法虚警概率的影响可以忽略. 简单起见,利用 \hat{P}_{FA} 计算给定虚警概率时的阈值是完全可行的.

4.2 检测概率

根据式(18),检测概率可以表示为

$$P_D = 1 - \Pr(\text{所有 } \Lambda_m \leq \eta | H_1) \quad (28)$$

潜在目标投影运动速度的不确定导致无法求得式(28)的解析表达式,因此只能对检测概率进行估计. 由于速度平面被划分为 M 个区域,当投影运动速度位于速度平面上任意一点时,都有与之对应的速度滤波器,不妨设其为第 n 个 ($1 \leq n \leq M$) 速度滤波器. 若潜在目标在投影平面上的起始中心位置为该待检测像素,此时在 $\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M$ 中, Λ_n 为最大值的可能性最大. 为了便于分析速度失配对算法检测性能的影响,同虚警概率部分一样,这里用渐进检验统计量 Λ_n^∞ 代替 Λ_n 来近似分析算法的检测概率,因此式(28)可近似表示为

$$P_D \approx 1 - \int_0^\eta f_1^n(\Lambda_n^\infty) d\Lambda_n^\infty \quad (29)$$

其中 $f_1^n(\Lambda_n^\infty)$ 为 Λ_n^∞ 在 H_1 假设下的概率密度函数.

借助式(19)相似系数的定义,易知在 H_1 假设下 $\boldsymbol{\psi}_n^T \boldsymbol{\psi}_n \sim \chi^2(L, a\gamma^2(\mathbf{v}, \mathbf{v}^n))$, 其中 a 是广义信噪比, 定义为 $\mathbf{a}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{a} s(\mathbf{v}) s^T(\mathbf{v})$. 投影运动速度的不确定导致 $\gamma(\mathbf{v}, \mathbf{v}^n)$ 是一个变量,因此 $f_1^n(\Lambda_n^\infty)$ 无法准确求出. 为解决该问题,假定潜在目标的投影运动速度在

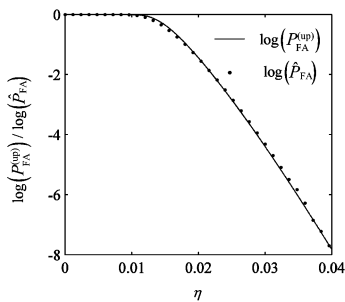


图3 $P_{FA}^{(up)}$ 与 \hat{P}_{FA} 的对比图

Fig. 3 Comparison between $P_{FA}^{(up)}$ and \hat{P}_{FA}

第 n 个速度滤波器覆盖的长方形区域内某点出现的概率服从均匀分布,可以通过二重积分计算目标运动速度在该区域内的平均相似系数 $\bar{\gamma}(\mathbf{v}, \mathbf{v}^n)$. 易知当 $\Lambda_n^\infty > 0$ 时

$$f_1^n(\Lambda_n^\infty) \approx A_0 F_1 \left[\frac{L}{2}; \frac{\alpha \bar{\gamma}^2(\mathbf{v}, \mathbf{v}^n) IJK \Lambda_n^\infty}{4} \right] f_0^n(\Lambda_n^\infty) \quad (30)$$

其中 $A = IJK \exp[-a\bar{\gamma}^2(\mathbf{v}, \mathbf{v}^n)/2]$.

依照式(29)和蒙特卡洛方法分别绘出 P_D, \hat{P}_D 与 a 之间的关系曲线,如图4所示,其中 $P_{FA} = 10^{-5}$, 阈值 η 由式(25)确定,其余参数与虚警概率部分相同.

分析该图可以发现, P_D 与 \hat{P}_D 之间的差异不大,这从另一个侧面说明前述关于 P_D 的分析计算是正确的.

5 实验结果分析

由于目前无法获得真实场景的多光谱红外图像序列,为了评估算法的有效性,采用人工合成的多光谱红外图像序列对算法进行验证. 为考察算法对不同背景杂波的适应性,选用六种基于不同空天场景的真实红外图像序列作为数据源,进而合成具有不同背景杂波特性的多光谱红外图像序列,使其能够正确反映实际场景中像素灰度值的时序变化,从而大大提高了合成数据的真实度.

下面以由某场景合成的单波段信噪比为1的红外多光谱图像序列为例分析算法的检测结果. 首先考察不同波段数对算法检测性能的影响,如图5所示. 图5(a)为合成多光谱红外图像序列的第1帧在某个波段的图像,其中植入目标的起始中心位置为(67,59),投影运动速度为(0.4,0.3)像素/帧. 图5(e)为目标所在行像素灰度值的变化剖面,此时的

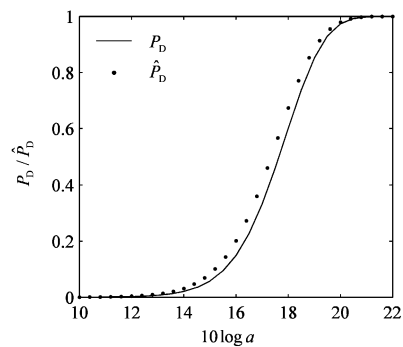


图4 P_D 与 \hat{P}_D 的对比图

Fig. 4 Comparison between P_D and \hat{P}_D

分的窄带探测技术能够更好的挖掘目标的光谱信息,仿真结果表明所提出的基于广义似然比检验的红外多光谱弱小运动目标检测算法正确可行,能够进一步提高对低信噪比条件下弱小运动目标的检测能力. 下一步的工作可以利用当前的检测结果并结合目标的光谱先验知识确定其温度和组成成分,从而有效区分目标.

REFERENCES

- [1] Theodore A P. Explanation of why the sensor in the exoatmospheric kill vehicle (EKV) cannot reliably discriminate decoys from warheads [R/OL]. http://fas.org/spp/starwars/program/news00/postol_atta.pdf.
- [2] Theodore A P. Technical discussion of the misinterpreted results of the IFT-1A experiment due to tampering with the data and analysis and errors in the interpretation of the data [R/OL]. http://fas.org/spp/starwars/program/news00/postol_attrb.pdf.
- [3] CAO Le-Lin, WU Chun-Feng, HOU Qing-Yu, et al. Survey of target recognition technology based on spectrum imaging[J]. *Optical Technique*(操乐林,武春风,侯晴宇,等. 基于光谱成像的目标识别技术综述. *光学技术*), 2010, **36**(1):145—150.
- [4] HUANG Shi-Ke, ZHANG Tian-Xu, LI Li-Juan, et al. IR guiding technology based on multispectral imaging for air to air missile[J]. *Infrared and Laser Engineering*(黄士科,张天序,李丽娟,等. 空空导弹多光谱红外成像制导技术研

究. *红外与激光工程*), 2006, **35**(1):16—20.

- [5] Stein D W J, Beaven S G, Hoff L E, et al. Anomaly detection from hyperspectral imagery[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1):58—69.
- [6] Yu X L, Hoff L E, Reed I S, et al. Automatic target detection and recognition in multiband imagery: a unified ML detection and estimation approach[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, **6**(1):143—156.
- [7] Rallier G, Descombes X, Falzon F, et al. Texture feature analysis using a Gauss-Markov model in hyperspectral image classification[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(7):1543—1551.
- [8] Chang C I. *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification*[M]. Kluwer Academic/Plenum Publishers, 2003, 13—102.
- [9] Li N, Du P, Zhao H J. Independent component analysis based on improved quantum genetic algorithm: application in hyperspectral images[J]. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2005, **6**: 4323—4326.
- [10] XUN Li-Na, FANG Yong-Hua, LI Xin. A small target detection approach based on endmember extraction in hyperspectral image[J]. *Acta Optica Sinica*(寻丽娜,方勇华,李新. 高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法. *光学学报*), 2007, **27**(7):1178—1182.
- [11] HE Lin, PAN Quan, DI Wei, et al. A small-target detector based on single likelihood test for hyperspectral imagery[J]. *Acta Optica Sinica*(贺霖,潘泉,邸韡,等. 一种基于单似然检验的高光谱图像小目标检测器. *光学学报*), 2007, **27**(12):2155—2162.

(上接 136 页)

的情况下仍能得到正确结果,对于实际应用有较为重要的意义. 对于实际高光谱遥感数据实验,也得到了理想的结果,进一步证实了算法的有效性和对于各种不同数据的适用性.

REFERENCES

- [1] Chang C I. *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification*[M]. New York: Plenum, 2003.
- [2] Winter M E. N-findr: an algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data[J]. *Proc. of the SPIE imaging spectrometry V*, 1999, **3753**:266—275.
- [3] Nascimento J, Bioucas-Dias J. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2002, **43**(4):898—910.
- [4] Chang C I, Wu C C, Liu W, et al. A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(10):2804—2819.
- [5] Heinz D C, Chang C I. Fully constrained least squares line-

ar spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2001, **39**(3):529—545.

- [6] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E, *Independent Component Analysis*[M]. New York: Wiley, 2001.
- [7] Chang C I, Wang J. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(9):2601—2616.
- [8] Lee T, Girolami M, Sejnowski T. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources[J]. *Neural Computation*, 1999, **11**(2):417—441.
- [9] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, **401**:788—791.
- [10] Miao L, Qi H. Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2007, **45**(3):765—777.
- [11] Landgrebe D. *Multispectral data analysis: A signal theory perspective*[R]. West Lafayette: School of Electrical & Computer Engineering, Purdue University, 1998.