

空天背景下红外多光谱弱小运动目标检测

王暕来¹, 梁 舒², 杨春玲¹, 徐艳春³

(1. 哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 150001 哈尔滨, wjl820518@sina.com;

2. 哈尔滨华德学院, 150001 哈尔滨; 3. 黑龙江大学 机电工程学院, 150080 哈尔滨)

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, 建立与之相应的框架模型, 对于这种含参信号的复合假设检验, 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. 采用人工合成的多光谱红外图像序列对其进行测试, 评估该算法的有效性, 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: 亚像素目标检测; 多光谱红外图像序列; 线性混合模型; 广义似然比检验

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)10-0093-05

Dim moving target detection against sky background in multispectral IR image sequence

WANG Jian-lai¹, LIANG Shu², YANG Chun-ling¹, XU Yan-chun³

(1. School of Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, wjl820518@sina.com; 2. Harbin Huade School, 150001 Harbin, China; 3. School of Mechanical and Electronic Engineering, Heilongjiang University, 150080 Harbin, China)

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

Key words: subpixel target detection; multispectral IR image sequence; linear mixing model; generalized likelihood ratio test

目前的红外成像探测识别技术以宽带探测为基础, 在超远距离点目标探测识别中, 大部分研究是利用运动轨迹特性、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, 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]. 这些问题的存在严重制约着现有宽带红外探测识别体制的应用绩效.

随着窄带成像探测技术的发展, 研究人员开始进一步融合窄带红外多光谱信息来探测识别目标^[3-5]. 目前的多光谱目标检测算法受制于成像设备的限制, 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. 本文利用目标运动的连续性, 通过时间积累实现多光谱红

收稿日期: 2010-06-05.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60877065/F050401); 高等学校博士学科点专项科研基金 (20092302110026); 全光网络与现代通信网教育部重点实验室开放基金 (20102310059868).

作者简介: 王暕来 (1982—), 男, 博士研究生;
杨春玲 (1965—), 女, 教授, 博士生导师.

外图像序列中弱小运动目标的检测.

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 1 帧图像的行数和列数, K 为算法所需的图像帧数, 则

$$\begin{cases} H_0 \mathbf{x}_{rck} = b_{rck}, (r, c, k) \text{ 处不存在目标;} \\ H_1 \mathbf{x}_{rck} = t_{rck} + b_{rck}, (r, c, k) \text{ 处存在目标.} \end{cases} \quad (1)$$

其中: t_{rck} 和 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

一般来说目标是由多种不同物质构成的, 每种物质都有其对应的光谱向量. 对于这种混合像元, 如果采用线性混合模型, 则目标的光谱信号可以近似认为是各种物质光谱信号(端元)的线性组合. 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, 具体大小取决于点扩展函数(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.

定义目标的投影运动速度为 $\mathbf{v} = (v_r, v_c)$, 假设在 K 帧区间内 v_r 和 v_c 近似恒定不变, 则含有 Q 种物质的目标在第 k 帧空间位置 (r, c) 处的光谱辐射强度为

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

其中: $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \cdots \mathbf{u}_q \cdots \mathbf{u}_Q]$ 为 $L \times Q (Q \leq L)$ 的端元矩阵, Q 为空间场内的端元数, $\mathbf{u}_q$ 为第 q 种端元的光谱特征向量; $\mathbf{a}$ 为 $Q \times 1$ 的丰度向量, 代表每个端元所占的比例; (r_0, c_0) 为点源目标所成像的起始中心位置.

式(3)可简写为

$$\mathbf{t}_{rck} = \mathbf{U} \mathbf{a} s_{rck}^{r_0 c_0}(\mathbf{v}). \quad (4)$$

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

1.2 背景杂波信号的自适应抑制

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 $\bar{x}_{rckl}^S$ 可以通过求其空间邻域的均值得到, 对应的时间平均值 $\bar{x}_{rckl}^T$ 可以通过求其时间 4 邻域的均值得到. 本文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.

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 $\tilde{\mathbf{x}}_{rck}$, 设其第 l 个元素为 $\tilde{x}_{rckl}$, 易知

$$\tilde{x}_{rckl} = x_{rckl} - \alpha \bar{x}_{rckl}^S - \beta \bar{x}_{rckl}^T. \quad (5)$$

为求得使 $\sum_{k=0}^{K-1} \tilde{x}_{rckl}^2$ 最小的参数 α 和 β . 定义

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}, \\ \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{rc0l}^S & \bar{x}_{rc1l}^S & \cdots & \bar{x}_{rc(K-1)l}^S \\ \bar{x}_{rc0l}^T & \bar{x}_{rc1l}^T & \cdots & \bar{x}_{rc(K-1)l}^T \end{bmatrix}^T, \\ \mathbf{X} = [x_{rc0l} \quad x_{rc1l} \quad \cdots \quad x_{rc(K-1)l}]^T. \end{cases} \quad (6)$$

这是一个典型的最小二乘问题, 易知

$$[\tilde{x}_{rc0l} \quad \tilde{x}_{rc1l} \quad \cdots \quad \tilde{x}_{rc(K-1)l}]^T = \mathbf{X} - \mathbf{H}(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{X}. \quad (7)$$

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, 则二元假设可以等价

$$\begin{cases} H_0 \tilde{\mathbf{x}}_{rck} = \mathbf{w}_{rck}, \\ H_1 \tilde{\mathbf{x}}_{rck} = \mathbf{U} \mathbf{a} s_{rck}^{r_0 c_0}(\mathbf{v}) + \mathbf{w}_{rck}. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{w}_{rck} \sim N_L(0, \boldsymbol{\Sigma})$, $\boldsymbol{\Sigma}$ 为 $L \times L$ 的未知光谱协方差矩阵. $\tilde{\mathbf{x}}_{rck}$ 在 2 种假设下的概率密度函数分别为 $p_0(\tilde{\mathbf{x}}_{rck} | \boldsymbol{\Sigma})$ 和 $p_1(\tilde{\mathbf{x}}_{rck} | r_0, c_0, \mathbf{v}, \mathbf{a}, \boldsymbol{\Sigma})$.

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, 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. 具体来说, 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, 搜索窗口的高和宽可定义为

$$\begin{cases} I = \lceil 2(K-1)v_r^{\max} + H \rceil, \\ J = \lceil 2(K-1)v_c^{\max} + W \rceil. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整数, H 和 W 分别为目标投影区域的高度和宽度.

将多光谱第 k 帧图像中 $W(i, j)$ 区域内所有 $\tilde{\mathbf{x}}_{rck}$ 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 $s_{rck}^{ij}(\mathbf{v})$ 拉直后得到的行向量定义为 $\mathbf{s}(k; \mathbf{v})$, 所有噪声信号 $\mathbf{w}_{rck}$ 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 $\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{X}}(0) \quad \tilde{\mathbf{X}}(1) \quad \cdots \quad \tilde{\mathbf{X}}(K-1)]$, 它是一个 $L \times IJK$ 的矩阵, 定义 $\mathbf{s}(\mathbf{v}) = [\mathbf{s}(0, \mathbf{v}) \quad \mathbf{s}(1,$

$v) \cdots s(K-1, v)]$, 这是一个 IJK 维的行向量, 代表目标的信号模式. 定义 $\mathbf{w} = [\mathbf{w}(0) \ \mathbf{w}(1) \ \cdots \ \mathbf{w}(K-1)]$, 该矩阵的行列数同 $\tilde{\mathbf{X}}$ 一致.

根据上述定义, $\tilde{\mathbf{X}}$ 在 H_0 假设下的概率密度函数为

$$p_0(\tilde{\mathbf{X}} | \Sigma) = \frac{\text{etr}\left(-\frac{1}{2}\Sigma^{-1}\tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^T\right)}{(2\pi)^{\frac{IJK}{2}} |\Sigma|^{\frac{IJK}{2}}}. \quad (10)$$

为便于后续分析, 定义

$$\begin{cases} \underline{\mathbf{U}} = \mathbf{U}(\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-\frac{1}{2}}, \\ \underline{\mathbf{s}}(v) = [\mathbf{s}(v)\mathbf{s}^T(v)]^{-\frac{1}{2}}\mathbf{s}(v), \\ \underline{\mathbf{a}} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{\frac{1}{2}}\mathbf{a}[\mathbf{s}(v)\mathbf{s}^T(v)]^{\frac{1}{2}}. \end{cases} \quad (11)$$

$\tilde{\mathbf{X}}$ 在 H_1 假设下的概率密度函数可以表示为

$$p_1(\tilde{\mathbf{X}} | v, \underline{\mathbf{a}}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{IJK}{2}} |\Sigma|^{\frac{IJK}{2}}} \text{etr}\left\{-\frac{\Sigma^{-1}[\tilde{\mathbf{X}} - \underline{\mathbf{U}}\underline{\mathbf{a}}\underline{\mathbf{s}}(v)][\tilde{\mathbf{X}} - \underline{\mathbf{U}}\underline{\mathbf{a}}\underline{\mathbf{s}}(v)]^T}{2}\right\}. \quad (12)$$

对于连续 K 帧多光谱红外图像, 该问题的广义似然比检验可以表示为

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

其中: $\hat{\underline{\mathbf{a}}}$ 为 $\underline{\mathbf{a}}$ 的极大似然估计, $\hat{\Sigma}_0, \hat{\Sigma}_1$ 分别为 Σ 在 2 种假设下的极大似然估计, λ 代表检验阈值. 易知

$$\begin{cases} \hat{\underline{\mathbf{a}}} = (\underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}^{-1} \underline{\mathbf{U}})^{-1} \underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}^{-1} \tilde{\mathbf{X}}_v, \\ \hat{\Sigma}_0 \approx \frac{1}{IJK} \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T, \\ \hat{\Sigma}_1 \approx \frac{1}{IJK} [\tilde{\mathbf{X}} - \underline{\mathbf{U}} \hat{\underline{\mathbf{a}}} \underline{\mathbf{s}}(v)][\tilde{\mathbf{X}} - \underline{\mathbf{U}} \hat{\underline{\mathbf{a}}} \underline{\mathbf{s}}(v)]^T. \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{H} = \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T - \bar{\mathbf{X}} \underline{\mathbf{s}}^T(v) \underline{\mathbf{s}}(v) \tilde{\mathbf{X}}^T$.

将式(10)、(12)、(14)代入式(13), 可以得到检验统计量

$$\Lambda = \text{Max}_v \frac{\tilde{\mathbf{Z}}^T \mathbf{H}^{-1} \underline{\mathbf{U}} (\underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}^{-1} \underline{\mathbf{U}})^{-1} \underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}}{1 + \tilde{\mathbf{Z}}^T \mathbf{H}^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}} > \eta. \quad (15)$$

其中: $\tilde{\mathbf{Z}} = \tilde{\mathbf{X}} \underline{\mathbf{s}}^T(v)$, $\eta = 1 - \lambda^{-\frac{2}{IJK}}$. 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 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, 本文采用 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 $\mathbf{v}^m = (v_r^m, v_c^m)$. 针对每个目标信号空间分布模板计算式(15)的检验统计量, 定义

$$\Lambda_m = \frac{\tilde{\mathbf{Z}}_m^T \mathbf{H}_m^{-1} \underline{\mathbf{U}} (\underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}_m^{-1} \underline{\mathbf{U}})^{-1} \underline{\mathbf{U}}^T \mathbf{H}_m^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}_m}{1 + \tilde{\mathbf{Z}}_m^T \mathbf{H}_m^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}_m}. \quad (16)$$

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

$$\text{Max}_{m=1,2,\dots,M} \Lambda_m = \Lambda_{(M)} > \eta. \quad (17)$$

定义具有相同起始中心位置的 $\mathbf{s}(v)$ 与 $\mathbf{s}(v^m)$ 之间的相似系数为 $\gamma(v, v^m)$, 则

$$\gamma(v, v^m) = \frac{\mathbf{s}(v)\mathbf{s}^T(v^m)}{\sqrt{\mathbf{s}(v)\mathbf{s}^T(v)} \sqrt{\mathbf{s}(v^m)\mathbf{s}^T(v^m)}}. \quad (18)$$

该系数反映了目标信号分布模板的失配程度, 易知

$$\gamma(v, v^m) \approx \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} e^{-\frac{k^2(v_r - v_r^m)^2}{4\sigma_r^2} - \frac{k^2(v_c - v_c^m)^2}{4\sigma_c^2}}. \quad (19)$$

由式(19)可知 $\gamma(v, v^m) = C$ 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 . 本文对速度平面分组时采用 -3 dB 原则. 具体来说, 就是利用 M 个 $\gamma(v, v^m)$ ($1 \leq m \leq M$) 的 -3 dB 轮廓图对速度平面进行无缝隙覆盖, 将 $\gamma(v, v^m)$ 的 -3 dB 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. 这样, 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. 易知此时内接长方形对应的高和宽分别为 $\sqrt{2}\beta_r$ 和 $\sqrt{2}\beta_c$.

4 算法性能分析

4.1 虚警概率

为简化表示, 定义

$$\begin{cases} \underline{\Lambda}_m = \frac{\Lambda_m}{1 - \Lambda_m}, \\ \underline{\eta} = \frac{\eta}{1 - \eta}. \end{cases} \quad (20)$$

根据式(17), 虚警概率可以表示为

$$P_{FA} = 1 - \Pr(\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_M \leq \eta | H_0). \quad (21)$$

定义 $\underline{A}_m$ 在 H_0 假设下的概率密度函数为 $p_0^m(\underline{A}_m)$, 易知当 $\underline{A}_m > 0$ 时

$$p_0^m(\underline{A}_m) = \frac{\Gamma\left(\frac{Q + IJK - L}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{Q}{2}\right)\Gamma\left(\frac{IJK - L}{2}\right)} \frac{\underline{A}_m^{\frac{(Q-2)}{2}}}{(1 + \underline{A}_m)^{\frac{(Q+IJK-L)}{2}}}$$

其中 $\Gamma(p)$ 为伽马函数. 如果在 H_0 假设下 $\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_M$ 之间是相互统计独立的, 则虚警概率的上界可表示为

$$P_{FA}^{(up)} = 1 - \left[\int_0^\eta p_0^m(\underline{A}_m) d\underline{A}_m \right]^M \quad (22)$$

本文借助蒙特卡洛数值仿真方法对虚警概率进行估计. 依照式(22)和蒙特卡洛方法分别绘出 $P_{FA}^{(up)}$ 、 $\hat{P}_{FA}$ 与阈值 η 之间的关系曲线, 如图 1 所示, 其中 $I = J = 15, K = 9, L = 20, Q = 10, M = 9$. 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 $\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_M$ 之间相互统计独立, 对算法虚警概率的影响可以忽略. 因此利用 $P_{FA}^{(up)}$ 计算给定虚警概率时的阈值是完全可行的.

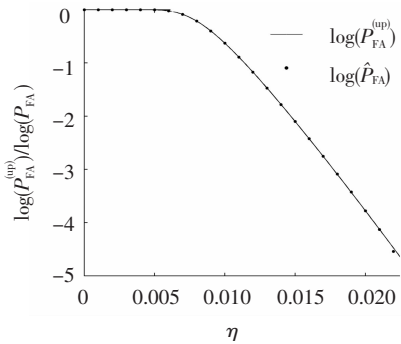


图 1 $P_{FA}^{(up)}$ 与 $\hat{P}_{FA}$ 的对比图

4.2 检测概率

根据式(17), 检测概率可以表示为

$$P_D = 1 - Pr(\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n \leq \eta \mid H_1). \quad (23)$$

为简化分析, 假定目标的投影运动速度与第 n 个速度滤波器的速度完全相同, 此时在 $\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_M$ 中, $\underline{A}_n$ 为最大值的可能性最大. 定义 $\underline{A}_n$ 在 H_1 假设下的概率密度函数为 $p_1^n(\underline{A}_n)$, 因此式(23)可以近似表示为

$$P_D \approx 1 - \int_0^\eta p_1^n(\underline{A}_n) d\underline{A}_n. \quad (24)$$

易知当 $\underline{A}_n > 0$ 时

$$p_1^n(\underline{A}_n) = \int_0^1 p_1^n(\underline{A}_n \mid t) p_1(t) dt. \quad (25)$$

$$p_1(t) = \frac{\Gamma\left(\frac{IJK}{2}\right)t^{\frac{(Q+IJK-L-2)}{2}}(1-t)^{\frac{(L-Q-2)}{2}}}{\Gamma\left(\frac{Q+IJK-L}{2}\right)\Gamma\left(\frac{L-Q}{2}\right)},$$

$$p_1^n(\underline{A}_n \mid t) = e^{-\frac{at}{2}} {}_1F_1\left[\frac{Q+IJK-L}{2}, \frac{Q}{2}, \frac{at\underline{A}_n}{2(1+\underline{A}_n)}\right] p_0^n(\underline{A}_n).$$

式中: ${}_1F_1(p, q, x)$ 为合流超几何函数, a 是广义信噪比, 定义为 $\underline{a}^T \underline{U}^T \underline{\Sigma}^{-1} \underline{U} \underline{a}$.

依照式(25)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 2 所示, 其中 $\eta = 0.02, I = J = 15, K = 9, L = 20, Q = 10$. 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.

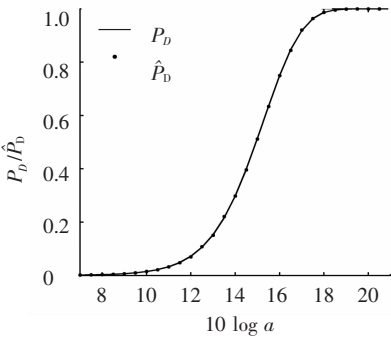


图 2 P_D 与 $\hat{P}_D$ 的对比图

5 实验结果分析

下面以合成的红外多光谱图像序列为例分析算法的检测结果, 其中单波段信噪比为 1, 植入目标作匀速直线运动且 $|v_r^{\max}| = |v_c^{\max}| = 0.5$ 像素/帧. 首先考察不同波段数对算法检测性能的影响, 如图 3 所示. 图 3(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 (47, 163), 投影运动速度为 (0.4, 0.3) 像素/帧. 图 3(e) 为目标所在行像素灰度值的变化剖面, 此时的目标信号完全淹没在背景杂波信号中, 无法直接检测. 图 3(b) 为经过背景杂波抑制后图 3(a) 所对应的残差图像, 该预处理操作去除了背景杂波的空时相关性, 使残差图像在相对小的子图范围内可以近似视为零均值的局部平稳高斯随机过程. 图 3(f) 为残差图像中目标所在行像素灰度值的变化剖面, 此时的像素灰度值在 0 附近上下波动. 图 3(c) 和图 3(d) 分别为依照式(17)对合成的多光谱红外图像序列处理后得到的结果, 其中前者 $L = 1$ (传统的单波段检测方法), 后者 $L = 20$, 两者的图像累积帧数 K 都为 9 且 $Q = 1$. 图 3(h) 为图 3(d) 中目标所在行像素灰度值的变化剖面, 该剖面图在位置 163 处达到其峰值 0.034, 这正是植入目标起始中心位置的所在列, 而图 3(g) 在该位置处并没有出

现峰值信号. 对比上述 2 种方法的处理结果发现: 与传统的单波段检测方法相比,在极低信噪比条件下,通过融合光谱信息进行处理可以获得更好的检测结果.

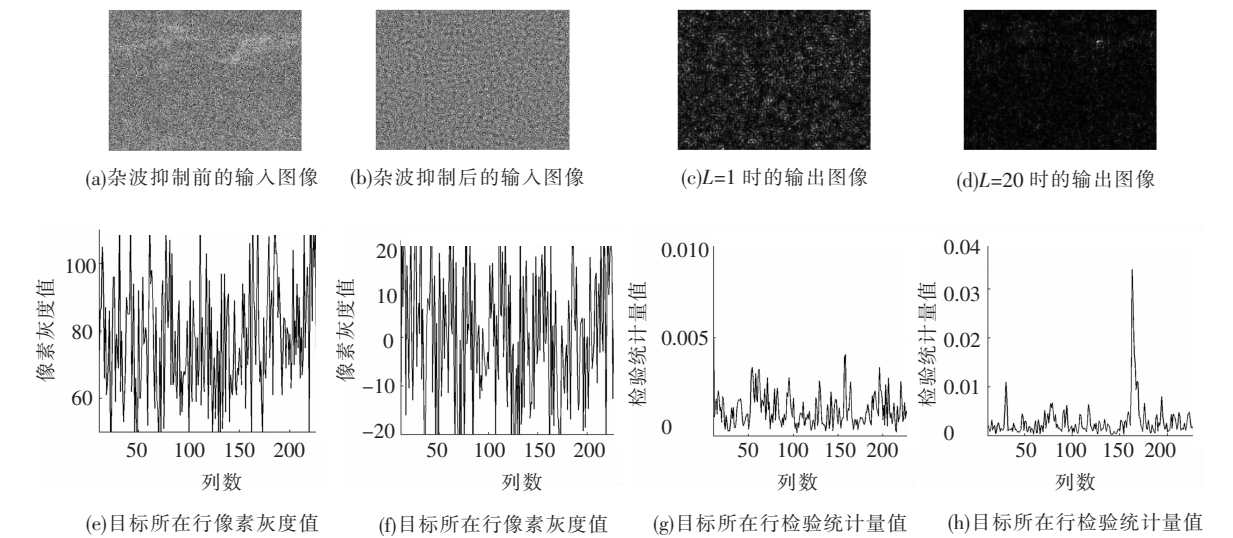


图 3 不同 L 时多光谱红外图像序列的检测结果

其次考察图像累积帧数 K 对算法检测性能的影响. 表 1 为采用不同算法参数组合得到的检测结果(单波段信噪比为 1, $Q = 10$). 观察该表可以发现:在端元数,波段数保持不变的情况下,检测结果的输出信噪比增益随着 K 的增加而增大,这就意味着算法的检测性能与图像累积帧数 K 成正比,但 K 也不能无限制的增加, K 的选取需要考虑多方面的因素. 首先 K 的增加会增大搜索窗口从而加重算法的计算量,其次目标的光谱辐射强度和投影运动速度不可能长时间维持恒定.

表 1 不同参数设置下多光谱红外图像序列的检测结果

(K, L)	目标所在位置 的输出值	输出信噪 比增益	是否检 测成功
(5, 1)	—	—	—
(9, 1)	—	—	—
(13, 1)	—	—	—
(5, 10)	0. 0208	26. 660	否
(9, 10)	0. 0355	380. 730	是
(13, 10)	0. 0252	968. 990	是
(5, 20)	0. 0213	26. 424	否
(9, 20)	0. 0416	403. 070	是
(13, 20)	0. 0317	842. 050	是

6 结 论

1)在太空监测、导弹防御等实际应用场景,图像中的目标一般以亚像素的速度运动且经常淹没在背景杂波信号中. 针对这种低信噪比的弱小目标检测问题,建立与之相应的简化二元量测信号模型,将远距离目标的运动近似为匀速直线运动,从而把弱小运动目标的多光谱融合检测转化为经典的假设检验问题. 对于这种含参信号的复

合假设检验,采用广义似然比检验得到了该问题的检测算子.

2)采用人工合成的多光谱红外图像序列对算法进行测试,结果显示与传统的单波段检测算法相比,该算法通过融合光谱信息能够进一步提高极低信噪比条件下弱小运动目标的检测能力.

参考文献:

[1] POSTOL T A. Explanation of why the sensor in the exoatmospheric kill vehicle (EKV) cannot reliably discriminate decoys from warheads [EB/OL]. 2000 - 05 - 11 [2010 - 06 - 05]. http://fas.org/spp/starwars/program/news00/postol_atta.pdf.

[2] POSTOL T A. 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 [EB/OL]. 2000 - 05 - 01 [2010 - 06 - 05]. http://fas.org/spp/starwars/program/news00/postol_atth.pdf.

[3] 刘石泉. 弹道导弹突防技术导论[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2003.

[4] 武春风, 张伟, 丛明煜, 等. 基于红外多光谱图像相关性的自动目标识别算法[J]. 红外与毫米波学报, 2003, 22(4): 265 - 268.

[5] 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[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(1): 16 - 20.