文章编号:1001-5078(2007)08-0784-04

# 复杂背景下红外目标的检测算法研究

寇英信,王 琳
(空军工程大学工程学院,陕西 西安 710038)

**摘 要**:复杂背景下红外目标的检测一直都是研究的重点和难点,在总结国内外现有算法研究的基础上,针对非独立同分布情况下的目标运动提出了一种新的检测算法。该算法首先建立了GLR和GALR两个模型,然后在此基础上对影响检测算法性能的两个主要参数——虚警概率和平均检测延时进行了分析和计算,最后对两种模型进行了对比和仿真验证,结果表明在低信噪比的环境下检测算法的有效性和可行性。

**关键词**:目标检测;虚警概率;平均检测延时
**中图分类号**:TP391.4 **文献标识码**:A

# Study on Algorithm of Infrared Target Detection with Complex Background

KOU Ying-xin, WANG Lin
(The Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract**: Infrared target detection with complex background is the emphasis and difficulty of research. On the basis of studying domestic and overseas algorithms, a new detection algorithm which aims at the moving target under the non-independent and identically distributes case is put forward. The algorithm at first establishes GLR model and GALR model, on the basis of which the two main performances index——the frequency of false alarms and average detection delay are carefully analyzed and computed, at last a contrast between two models is made. The results of simulation show that the detection algorithm in low SNR environment is valid and feasible.

**Key words**: target detection; frequency of false alarms; average detection delay

## 1 引 言

强红外杂波背景下运动目标的检测问题是红外搜索与跟踪系统、精确制导系统、红外预警系统、大视场目标监视系统、卫星遥感系统中的一项核心技术[1]。在自然环境中,杂波和复杂背景给目标检测与跟踪带来了很大的困难。其主要原因有:缺乏关于背景的先验信息;目标的信噪比很低;目标可能会在某时间出现和消失。此外由于杂波的存在,目标红外辐射的信号变得很微弱,极易淹没在强噪声背景中,使得检测任务变得十分困难[2]。因此,对低对比度小目标的检测与跟踪技术的研究,对于扩大现代高技术武器的作战距离及提高反应速度具有重要意义[3]。近年来,国内外学者都对低信噪比下的弱小目标检测做出了大量的研究,主要的方法有:边检测边跟踪边确认的目标检测算法[4],图像流分析法[5]、动态规划方法[6-7]、匹配滤波方法[8],此外文献[3]还介绍了多级假设检验方法、帧相关法和基于投影变换和三维搜索的方法。小目标的检测与跟踪的研究发展很快,出现了很多新的方法,并都取得了比较好的效果,但是对于非独立同分布情况下的目标运动,现在还没有可行的检测方法。由此,本文提出了一种复杂背景下红外目标的检测算法。该算法能够在控制虚警概率的同时保证较小的平均检测延时,仿真结果显示了在低信噪比的环境下,算法具

**基金项目**:"十一五"预研项目(KJ-050402011);空军预研基金项目(No. 402050301)。

**作者简介**:寇英信(1965-),男,博士,硕士生导师,主要从事航空火力系统总体设计与仿真,作战指挥引导,光电探测与对抗等方面的研究。

**收稿日期**:2007-01-24

有较好的性能。

## 2 问题描述和建立模型

目前,小目标的检测一般都采用空间滤波和时间滤波相结合的算法,传统的小目标检测与跟踪算法是把时间滤波器放在空间滤波器之后称为先检测后跟踪(Detect-Before-Track)算法,这类方法需要被处理的图像中的目标能量足够大,否则不能很好地检测出目标。本文采用基于非线性滤波的检测前跟踪(Track-Before-Detect)算法[9],它是把时间滤波器放在空间滤波器之前,只用运动特性对目标进行描述,从而将目标的检测和跟踪问题简化为轨迹的检测问题。

### 2.1 提出假设

设时刻 $t_n$ 得到的检测数据为 $Y_n$,其中 $t_n=n\delta(\delta>0,n=1,2,\cdots)$,通常取 $\delta=1$。以目标作二维平面运动作为研究背景,将时刻 $n$ 目标的检测问题概括为一个二元假设。

假设 1 $H_{l,m}$:目标在 $\lambda=l$ 时出现,又在 $\gamma=m$ 时消失,一般认为 $\gamma>\lambda$,如图 1 所示。

假设 2 $H_0$:目标没有出现,即 $\lambda\notin[1,n]$。

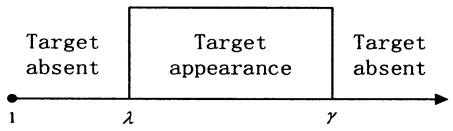


图 1 目标检测示意图

基于以上假设,时刻 $n$ 目标检测数据 $Y_n$ 的概率密度函数为:

(1)当 $\lambda\leqslant n$ 时,

$$p(Y_n|H_{\lambda,\gamma})=\prod_{k=1}^{\lambda-1}p_{0,k}(Y_k|Y_{k-1})\times\prod_{k=\lambda}^{\gamma}p_{1,k}(Y_k|Y_{k-1})\times\prod_{k=\gamma+1}^{n}p_{0,k}(Y_k|Y_{k-1})$$

$$p(Y_n|H_0)=\prod_{k=1}^{n}p_{0,k}(Y_k|Y_{k-1})$$

(2)当 $\lambda>n$ 时,$p(Y_n|H_{\lambda,\gamma})=p(Y_n|H_0)$

在非独立同分布情况下,$p_{0,k}(Y_k|Y_{k-1})$ 和 $p_{1,k}(Y_k|Y_{k-1})$ 与当前时刻 $k$ 和观测量 $Y_{k-1}$ 有关。

此外,$p_{1,k}(Y_k|Y_{k-1})=p_{1,k}(Y_k|Y_{k-1},\theta_k)$ 还与时刻 $k$ 目标的空间位置 $\theta_k$ 有关。

### 2.2 似然比

#### 2.2.1 广义似然比

记 $\vec{\theta}_n=(\theta_1,\theta_2,\cdots\theta_n)$。在假设 $H_{\lambda,\gamma}$ 与 $H_0$ 条件下,定义观测数据 $Y_n$ 的似然比为:

$$\Lambda_{n,\lambda,\gamma}(\vec{\theta}_n)=\frac{p(Y_n|H_{\lambda,\gamma})}{p(Y_n|H_0)}=\prod_{k=\lambda}^{\gamma}\frac{p_{1,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1};\theta_k)}{p_{0,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1})}\quad(1)$$

将上式两边取对数,得:

$$\ell_{n,\lambda,\gamma}(\vec{\theta}_n)=\log\Lambda_{n,\lambda,\gamma}(\vec{\theta}_n)=\sum_{k=\lambda}^{\gamma}\log\frac{p_{1,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1};\theta_k)}{p_{0,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1})}$$

定义 $\max\limits_{\lambda,\gamma}\Lambda_{n,\lambda,\gamma}$ 为广义似然比(Generalized Likelihood Ratio,GLR),其对数表示为:

$$L_n(\vec{\theta}_n)=\log\max_{\lambda,\gamma}\Lambda_{n,\lambda,\gamma}(\vec{\theta}_n)\max_{\substack{1\leqslant\lambda<n\\ \gamma\geqslant\lambda+1}}\sum_{k=\lambda}^{\gamma}\Delta\ell_k(\theta_k)\quad(2)$$

$$\Delta\ell_k(\theta_k)=\log[p_{1,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1};\theta_k)/p_{0,k}(Y_k|Y_1,\cdots,Y_{k-1})]$$

取 $U_k=\max\limits_{1\leqslant\lambda\leqslant k}\sum\limits_{s=\lambda}^{k}\Delta\ell_s$,易得,$\forall k\geqslant1$

$$\begin{aligned}U_k&=\max_{1\leqslant\lambda\leqslant k}\sum_{s=\lambda}^{k}\Delta\ell_s\\&=\max[\Delta\ell_k,\max_{1\leqslant\lambda\leqslant k-1}(\Delta\ell_k+\sum_{s=\lambda}^{k-1}\Delta\ell_s)]\\&=\Delta\ell_k+\max(0,U_{k-1})\end{aligned}$$

于是,

$$U_n(\vec{\theta}_n)=\Delta\ell_n(\vec{\theta}_n)+\max\{0,U_{n-1}(\vec{\theta}_{n-1})\},n\geqslant1\quad(3)$$

由 $L_n=\max\limits_{\gamma\geqslant1}(\max\limits_{1\leqslant\lambda\leqslant\gamma}\sum\limits_{k=\lambda}^{\gamma}\Delta\ell_k)$

$=\max(U_1,U_2,\cdots,U_n)=\max(L_{n-1},U_n)$,得

$$L_n(\vec{\theta}_n)=\max\{L_{n-1}(\vec{\theta}_{n-1}),U(\vec{\theta}_n)\}\quad(4)$$

#### 2.2.2 广义平均似然比

定义 $G_n(\vec{\theta}_n)=\max\limits_{\gamma}\int_0^{\gamma}\Lambda_{n,\lambda,\gamma}(\vec{\theta}_n)\mathrm{d}\lambda$

$=\max\limits_{\gamma\geqslant1}\sum\limits_{\lambda=1}^{\gamma}\prod\limits_{k=\lambda}^{\gamma}\exp\{\Delta\ell_k(\theta_k)\}$ 为广义平均似然比(Generalized Average Likelihood Ratio,GALR)。令:

$R_n(\vec{\theta}_n)=\sum\limits_{\lambda=1}^{n}\prod\limits_{k=\lambda}^{n}e^{\Delta\ell_k(\theta_k)}$,则 $R_n$ 遵循下面的递归关系式:

$$R_n(\vec{\theta}_n)=e^{\Delta\ell_n(\theta_n)}[1+R_{n-1}(\vec{\theta}_{n-1})],R_0=0\quad(5)$$

进而得:$G_n(\vec{\theta}_n)=\max\{R_1(\theta_1),R_2(\theta_2),\cdots,R_n(\vec{\theta}_n)\}$

$=\max\{G_{n-1}(\vec{\theta}_{n-1}),R_n(\vec{\theta}_n)\},G_0=0$

$$(6)$$

## 3 检测算法

### 3.1 GLR 算法

GLR 算法是通过将 $L_n(\vec{\theta}_n)$ 与阈值 $\alpha$ 相比较来对目标轨迹做出判断,它本质上是一个二元的判决规则,即:如果 $L_n(\vec{\theta}_n)\geqslant a$,则认为目标存在,并将满足不等式成立的最小时刻 $n$ 记为目标出现的时间,用 $\tau_a$ 表示,$\tau_a=\min\{n:L_n(\vec{\theta}_n)\geqslant a\}$。由式(4),$\tau_a$ 又可表示为 $\tau_a=\min\{n:U_n(\vec{\theta}_n)\geqslant a\}$。在检测到目标后($n>\tau_a$ 时),如果 $U_n<a$,则认为目标消失,并将满足不等式成立的最小时刻 $n$ 记为目标消失的时

间，用 $\nu_a$ 表示，$\nu_a=\min\{n>\tau_a: U_n<a\}$。GLR 算法检测到目标的存在时间为 $\tau_a\leqslant k\leqslant v_a-1$。

如果在检测过程中，始终有 $\{L_n<a, L_{n-1}<a, \cdots\}=\{U_n<a, U_{n-1}<a, \cdots\}$ 成立，则认为检测域内没有目标。

GLR 算法是用来检测多目标的运动，即完成对第 $i$ 个目标的检测以后，还要继续检测其他目标。在 $\nu_a^{(i)}+m(m>1)$ 时刻，如果有 $U_{\nu_a^{(i)}+m}\geqslant a$，则认为 $\nu_a^{(i)}+m$ 时刻出现了一个新目标$(i+1)$，并记目标出现的时间为：$\tau_a^{(i+1)}=\min\{n>\nu_a^{(i)}: U_n\geqslant a\}$；当 $n>\tau^{(i+1)}$ 时，如果有 $U_{\nu_a^{(i+1)}}<a$，则认为第$(i+1)$个目标消失，并记目标消失的时间为：$\nu_a^{(i+1)}=\min\{n>\tau_a^{(i+1)}: U_n<a\}$。

尽管 GLR 算法能够对目标状态进行检测，但是它却存在着一个不足，即：它在控制了虚警概率的同时抑制了目标消失的错误检测概率。为此，算法引入了三元假设：①目标没有出现，用 $d_i=NA$ 表示；②出现并存在，用 $d_i=A\&P$ 表示；③出现后消失，用 $d_i=A\&D$ 表示。并假设如果时刻 $n$ 检测到没有目标出现，则清除时刻 $n$ 之前的检测数据。

在此三元假设的基础上，定义时刻 $n$，$H_{A\&P}$ 和 $H_{A\&D}$ 与 $H_0$ 的似然比为：

$$\frac{p(Y_n|H_{A\&P})}{p(Y_n|H_0)}=\prod_{k=\lambda}^{n}\ell^{\Delta\ell_k(\theta_k)}\ (\text{对于}\ \lambda\leqslant n) \tag{7}$$

$$\frac{p(Y_n|H_{A\&D})}{p(Y_n|H_0)}=\prod_{k=\lambda}^{\gamma}\ell^{\Delta\ell_k(\theta_k)}\ (\text{对于}\ \lambda\leqslant n-1\ \text{和}\ \gamma\leqslant n) \tag{8}$$

$H_{A\&P}$ 与 $H_{A\&D}$ 的广义对数似然比为：

$$\log\left(\frac{\max_{1\leqslant\lambda\leqslant\gamma}\prod_{k=\lambda}^{\gamma}\ell^{\Delta\ell_k(\theta_k)}}{\max_{\lambda<\gamma<n}\prod_{k=\lambda}^{n}\ell^{\Delta\ell_k(\theta_k)}}\right)=L_n-U_n \tag{9}$$

通过将 $L_n-U_n$ 与阈值 $c$ 相比较来判断目标轨迹的状态。改进后的 GLR 检测算法流程如图 2 所示。在 $d_i=DA$ 时，开始计算 $U_n$，$U_n$ 满足初始条件 $U_0=0$。将 $U_n$ 与阈值 $a$ 相比较，如果 $U_n<a$，则检测继续。如果 $U_n\geqslant a$，则 $d_{i+1}=A$（第$(i+1)$个目标出现），然后继续计算 $U_n$；与此同时，开始计算 $L_n$，$L_n$ 满足初始条件：$L_{\tau_a^{(i+1)}}=U_{\tau_a^{(i+1)}}$，$\tau_a^{(i+1)}$ 是第$(i+1)$个目标出现的时间。令 $\Delta_n=L_n-U_n$，时刻 $n=\tau_a^{(i+1)}+1, \tau_a^{(i+1)}+2, \cdots$，将 $\Delta_n$ 与阈值 $c(c>0)$ 相比较。如果 $\Delta_n<c$，则 $d_{i+1}=P$，并对该目标轨迹继续分析；如果 $\Delta_n\geqslant c(n=\nu_c^{(i+1)})$，则 $d_{i+1}=DA$，不再计算 $L_n$，但仍需计算 $U_n(n=\nu_c^{(i+1)}+1, \nu_b^{(i+1)}+2, \cdots)$，初始条件为 $U_{\nu_c^{(i+1)}}=0$。整个循环如此往复继续。

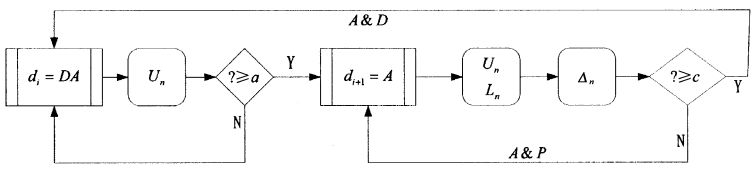


图2 GLR 算法流程图

### 3.2 GALR 算法

与 GLR 算法类似，GALR 算法的目标检测时间是 $\tau_B=\min\{n: G_n\geqslant B\}$。由式(6)得：$\tau_B=\min\{n: R_n\geqslant B\}$，其中 $B$ 是阈值$(B>0)$。

GALR 算法中第 $i$ 个目标出现的时刻和消失的时刻分别用 $\tilde{\tau}_B^{(i)}$ 和 $\tilde{\nu}_C^{(i)}$ 表示，具体描述如下：

$$\begin{aligned}\tilde{\tau}_B^{(i)}&=\min\{n>\tilde{\nu}_C^{(i-1)}: \log R_n>\log B\}\\ \tilde{\nu}_C^{(i)}&=\min\{n>\tilde{\tau}_B^{(i)}: \tilde{\Delta}_n\geqslant C\}\end{aligned} \tag{10}$$

式中，$\tilde{\Delta}_n=G_n/R_n$，满足初始条件 $\tilde{\Delta}_{\tilde{\tau}_B^{(i)}}=1$，$C$ 为阈值$(C>1)$。

## 4 检测算法性能分析

虚警概率的上界和平均探测延时是衡量红外目标检测算法性能的重要指标。由 2.1 节得知，对于任意的 $n\geqslant 1$，$\lambda\geqslant 1$，$\gamma\geqslant\lambda$，如果 $n\leqslant\lambda-1$ 或者 $n>\gamma$，则目标不存在，$Y_n$ 的条件概率密度为 $p_{0,n}(Y_n|Y_{n-1})$，用 $P_0$ 表示；如果 $\lambda<n<\gamma$，则目标存在，$Y_n$ 的条件概率密度为 $P_{1,n}(Y_n|Y_{n-1})$，用 $P_{\lambda,\gamma}^{\theta}$ 表示。$E_0$ 和 $E_{\lambda,\gamma}$ 表示相应的数学期望。GLR 算法和 GALR 算法检测到第 $k$ 条轨迹的时间分别是：$\tau(k)=\tau_\alpha(k)$ 和 $\tau(k)=\tau_B(k)$，$k=1, \cdots, N$，$N$ 为轨迹数，可以为任意值。$E_0\tau(k)$ 表示确认第 $k$ 个轨迹为虚假目标所需要的平均时间。

### 4.1 虚警概率的上界

任何检测算法都期望将虚警概率控制在一个给定的水平 $\overline{Fr}$。为了研究 $N$ 条轨迹平均虚警概率 $Fr=1/E_0\min\{\tau(1), \cdots, \tau(N)\}$ 的上界，这里引入一个假设：认为每一帧中无目标的平均数 $\overline{N}_0$ 不超过最大期望的目标数 $N_{\text{tar}}$（$\overline{N}_0\leqslant N_{\text{tar}}$）。下面就在非独立同分布的情况下，研究如何通过选择阈值 $a$ 和 $B$ 来实现系统的虚警概率不大于 $\overline{Fr}$。

对任意非独立同分布模型，当 $n\geqslant 1$ 时，都有 $E_0(e^{\Delta\ell_n}|Y_{n-1})=1$ 成立。

根据鞅的定义[10]，当 $n\geqslant 1$ 时，$R_n-n$ 的条件数学期望是：

$$E_0(R_n-n|Y_{n-1})=R_{n-1}-(n-1) \tag{11}$$

由递归式 $R_n(\theta_n)=e^{\Delta\ell_n(\theta_n)}[1+R_{n-1}$

$(\theta_{n-1})]$和$R_0=0$得:对任意非独立同分布模型都有:

$$E_0R_n=n \tag{12}$$

由任意停止定理(Optional Stopping Theorem)[10]得:

$$E_0R_{\tilde{\tau}_B(k)}=E_0\tilde{\tau}_B \tag{13}$$

当$E_0R_{\tilde{\tau}_B(k)}\geqslant B$时,$E_0\tilde{\tau}_B\geqslant B$。设目标轨迹数为$N=n$。由$\dfrac{1}{E_0\min\limits_{1\leqslant k\leqslant n}\tilde{\tau}_B(k)}\leqslant\sum\limits_{k=1}^{n}\dfrac{1}{E_0\tilde{\tau}_B(k)}$和$E_0\tilde{\tau}_B(k)\geqslant B$,得:对任意模型,都有:

$$E_0\min\{\tilde{\tau}_B(1),\cdots,\tilde{\tau}_B(n)\}\geqslant B/n \tag{14}$$

根据詹生(Jensen)不等式,$f[E(\xi|\mu)]\leqslant E[f(\xi)|\mu]$得:

$$E_0\min\{\tilde{\tau}_B(1),\cdots,\tilde{\tau}_B(n)\}\geqslant BE_0(1/N)\geqslant B/\overline{N}_0 \tag{15}$$

因此,如果选取$B=N_{\text{tar}}/\overline{Fr}$,再结合假设$\overline{N}_0\leqslant N_{\text{tar}}$,得:

$$Fr=1/E_0\min\{\tilde{\tau}_B(1),\cdots,\tilde{\tau}_B(1)\}\leqslant\overline{Fr} \tag{16}$$

即得到整个系统的平均虚警概率上界$\overline{Fr}$。

类似地,如果选取$a=\log(N_{\text{tar}}/\overline{Fr})$,由公式(11)~(16)类推,得:

$$E_0\min\{\tilde{\tau}_a(1),\cdots,\tilde{\tau}_a(n)\}\geqslant e^a/n\geqslant e^a/\overline{N}_0\geqslant 1/\overline{Fr}$$

$$1/E_0\min\{\tilde{\tau}_a(1),\cdots,\tilde{\tau}_a(n)\}\leqslant\overline{Fr} \tag{17}$$

这样,通过选取合适的阈值就把目标轨迹的虚警概率控制在一个理想的水平。

### 4.2 平均检测延时

衡量检测算法性能的另一个重要的指标是平均检测延时(Averaged Detection Delay,ADD):

$\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tau)=E_{\lambda,\gamma}\{\tau(k)-\lambda|\tau(k)>\lambda\}$。在相同虚警概率$\overline{Fr}$下,平均检测延时$\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tau)$一般不尽相同,$\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tau)$越小的算法越优越。由4.1节得知,当$a\to\infty$,$B\to\infty$时,虚警概率$\overline{Fr}\to 0$。如果$r\to\infty$,$n\to\infty$,有:

$$\lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\Delta\ell_k=\rho,\rho=I=\int\log\left[\frac{p_1(y)}{p_0(y)}\right]p_1(y)\mathrm{d}y,(\rho>0)。$$

研究发现:

$$\text{当 } a\to\infty \text{ 时},\varepsilon_{\lambda,\infty}(\tau_a(k))\sim\frac{a}{\rho} \tag{18}$$

$$\text{当 } B\to\infty \text{ 时},\varepsilon_{\lambda,\infty}(\tilde{\tau}_B(k))\sim\frac{\log B}{\rho} \tag{19}$$

结合4.1节得知:当$\overline{Fr}\to 0$时,

$$\varepsilon_{\lambda,\infty}(\tau_a(k))\sim\varepsilon_{\lambda,\infty}(\tilde{\tau}_B(k))\sim\frac{\log(N_{\text{tar}}/\overline{Fr})}{\rho} \tag{20}$$

所以,当$\overline{Fr}\to 0$时,$\forall\tau$和$Fr\leqslant\overline{Fr}$,

$$\sup_{\lambda\geqslant 1}\varepsilon_{\lambda,\infty}(\tau)\geqslant\frac{\log(1+\overline{Fr})}{\rho}(1+o(1)) \tag{21}$$

这样,当$r-\lambda\gg\rho^{-1}\log(1/\overline{Fr})$和$\overline{Fr}\to 0$时,就得到GLR算法和GALR算法的平均检测延时:

$$\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tau_a(k))\approx\frac{a}{\rho}=\frac{\log(N_{\text{tar}}/\overline{Fr})}{\rho} \tag{22}$$

$$\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tilde{\tau}_B(k))\approx\frac{\log B}{\rho}=\frac{\log(N_{\text{tar}}/\overline{Fr})}{\rho} \tag{23}$$

可以看出,算法在限制虚警概率的同时保证了较小的平均检测延时。

## 5 实验仿真

实验中,我们采用了正态分布的高斯白噪声,以此模拟检测算法的应用环境并采用检测前跟踪(Track-Before-Detect)中的理想化非线性滤波技术[9]来估计目标的位置。在信噪比SNR=-20,-9,-6,-2.5,0dB下分别对GLR和GALR算法进行蒙特卡罗Monte Carlo仿真。由图3和图4可以看出,当$\lambda$较小,特别是$\lambda=1$时,GLR算法的性能优于GALR算法;而当$\lambda$值较大时,GALR算法的性能则较为优越。当信噪比SNR>-2.5dB时,两种算法都是等效的,但是GALR算法更容易保证给定的虚警概率。

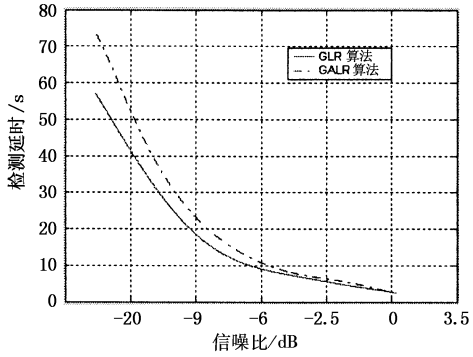


图3 $\lambda=1$时检测算法性能分析

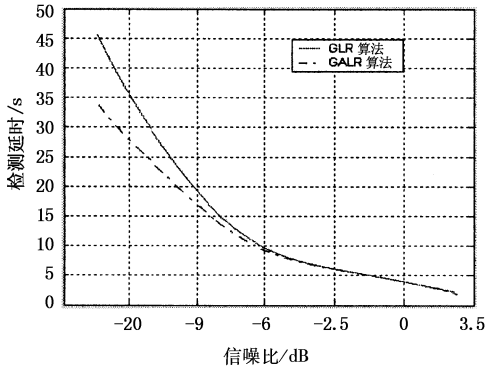


图4 $\lambda=50$时检测算法性能分析

表1和表2显示了在不同信噪比模型下GLR和GALR算法的平均检测延时和相对效率比。定义检测算法的相对效率比(Efficiency Ratio,ER)为:

$$e_\lambda(\tau_a\|\tilde{\tau}_B)=\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tau_a)/\varepsilon_{\lambda,\gamma}(\tilde{\tau}_B)$$

(下转第794页)

述的融合过程对图3和图4进行融合后获得了图5的效果。根据图5可以看出融合后的图像基本上完全包含了可见光和红外两幅图像的所有细节特征。

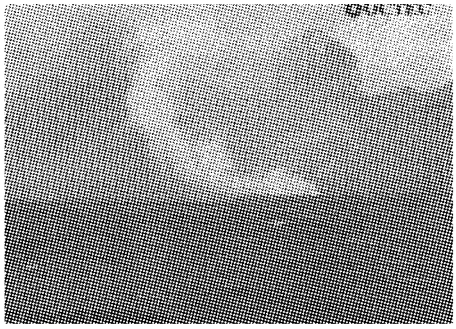

图4 可见光源图像

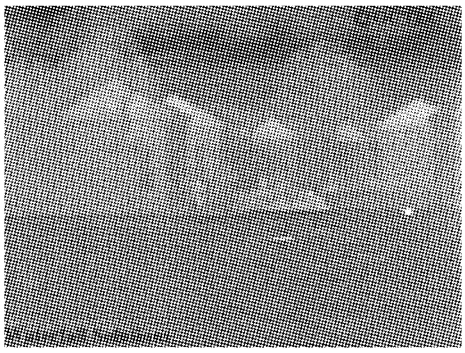

图5 融合后的图像

## 6 结 论

从融合的结果可以看出，由于可见光图像和红外图像都有着各自明显不同的光谱特征，包含的信息几乎完全不同(有些甚至具有很强的互补效果)。把可见光图像和红外图像进行融合后可以充分地展现这两个波段的优势。图像融合技术为多传感器系统的发展开辟了一条新的道路，这种算法还可以扩展到多谱段图像融合范围。

**参考文献：**

[1] 夏明革，何友，欧阳文，等. 基于小波分析的图像融合评述[J]. 红外与激光工程，2003，32(2)：177－181.

[2] 吴秀清，徐云翔，周蓉. 一种基于数据融合和小波变换的图像边缘检测方法[J]. 中国科学技术大学学报，2001，31(4)：107－112.

[3] 陶观群，李大鹏，陆光华. 基于小波变换的不同融合规则的图像融合研究[J]. 红外与激光工程，2003，32(2)：173－176.

[4] Don R Van Rheeden，Richard A Jones. Noise effects on centric tracker aim-point estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System，1998，24(2)：177－185.

(上接第787页)

表1 当 $\lambda=1$ 时两种算法的平均检测延时(s)对比

| SNR/dB | －20 | －9 | －6 | －2.5 | 0 |
|---|---|---|---|---|---|
| GLR | 41.82 | 18.46 | 9.12 | 5.27 | 2.21 |
| GALR | 52.96 | 23.25 | 11.38 | 6.41 | 2.43 |
| ER | 0.789 | 0.794 | 0.801 | 0.822 | 0.909 |

表2 当 $\lambda=50$ 时两种算法的平均检测延时(s)对比

| SNR/dB | －20 | －9 | －6 | －2.5 | 0 |
|---|---|---|---|---|---|
| GLR | 35.77 | 19.23 | 9.64 | 6.36 | 3.85 |
| GALR | 27.88 | 16.92 | 9.25 | 6.29 | 3.83 |
| ER | 1.283 | 1.137 | 1.042 | 1.011 | 1.005 |

## 6 结 论

本文提出了一种在低信噪比环境下的红外目标检测算法，该算法特别适合于非独立同分布情况下的运动目标检测。算法在限制虚警概率的同时保证了较小的平均检测延时。仿真实验结果表明在低信噪比的背景下，算法具有良好的性能。该检测算法对运动小目标的检测具有一定的实际应用价值。

**参考文献：**

[1] 于素芬，周洪武，柳毅. 红外序列图像运动小目标检测算法[J]. 红外技术，2005，27(3)：232－234.

[2] 李建勋，张世俊，陈非，等. 红外弱小目标检测跟踪与实现[J]. 系统工程与电子技术，2006，28(1)：11－14.

[3] 夏爱利，马彩文，张砺佳. 红外小目标检测与跟踪方法研究[J]. 科学技术与工程，2006，6(20)：3329－3333.

[4] 张风超，杨杰. 红外图像序列的目标增强和检测[J]. 红外与激光工程，2004，33(4)：380－384.

[5] 周卫祥，孙德宝，彭嘉雄. 红外图像序列运动小目标检测的预处理算法研究[J]. 国防科技大学学报，1999，21(5)：57－60.

[6] A Aridgides，M Fernandez，D Randolph. Adaptive three-dimensional spatio-temproal IR clutter suppression filtering techniques[C]//SPIE，1990，(1305)：63－74.

[7] 黄林梅，张桂林，王新余. 基于动态规划的红外运动小目标检测算法[J]. 红外与激光工程，2004，33(3)：303－306.

[8] 孙翠娟，杨卫平，沈振康. 一种基于匹配滤波的红外小目标检测系统[J]. 激光与红外，2006，36(2)：147－150.

[9] S Kligy，B L Rozovskii. Optimal nonlinear filtering for track-before-detect in IR image sequences[C]//SPIE，1999，(3809)：119－130.

[10] 孙荣恒. 随机过程与应用[M]. 北京：清华大学出版社，2004.