



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于局部梯度强度图的动态规划检测前跟踪算法

陈莹, 郝应光, 王洪玉, 王坤

引用本文

陈莹, 郝应光, 王洪玉, 王坤. [基于局部梯度强度图的动态规划检测前跟踪算法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(8): 150-156.

CHEN Ying, HAO Ying-guang, WANG Hong-yu, WANG Kun. [Dynamic Programming Track-Before-Detect Algorithm Based on Local Gradient and Intensity Map](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(8): 150-156.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于自适应虚拟机迁移的云资源调度机制](#)

Cloud Resource Scheduling Mechanism Based on Adaptive Virtual Machine Migration

计算机科学, 2020, 47(9): 238-245. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190900189>

[面向边缘计算的 Storm 边缘节点调度优化方法](#)

Edge Computing-oriented Storm Edge Node Scheduling Optimization Method

计算机科学, 2020, 47(5): 277-283. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190600048>

[考虑时间因素的 0-1 背包调度问题](#)

0-1 Knapsack Variant with Time Scheduling

计算机科学, 2018, 45(4): 53-59. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.04.007>

[基于动态规划的虚拟机放置策略](#)

Virtual Machine Placement Strategy Based on Dynamic Programming

计算机科学, 2017, 44(8): 54-59. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.08.010>

[基于不可信环境的移动位置隐私保护](#)

Mobile Location Privacy Protection Based on Untrusted Environment

计算机科学, 2015, 42(2): 108-113. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2015.02.023>

基于局部梯度强度图的动态规划检测前跟踪算法

陈莹 郝应光 王洪玉 王坤

大连理工大学信息与通信工程学院 辽宁 大连 116024

(chendaxian@mail.dlut.edu.com)

摘要 针对传统动态规划检测前跟踪(DP-TBD)算法在背景复杂度高且信噪比低的红外弱小目标图像中检测概率低的问题,提出了一种基于局部梯度强度图的动态规划检测前跟踪(LIG-DP-TBD)算法。该算法首先采用局部梯度强度算法(LIG)对帧序列图像进行预处理,从而得到一个新的量测模型;再根据相邻帧值函数的相关性,构造一种全新的值函数;利用动态规划检测前跟踪算法(DP-TBD)对新的值函数进行多帧积累,从而实现弱小目标的检测前跟踪。蒙特卡洛仿真实验结果表明,在信噪比低于4dB的情况下,该算法的检测概率较传统DP-TBD算法和DBT算法相比提高了约10%。同时,在背景复杂的真实红外弱小目标序列图像中,该算法可以在恒定虚警率条件下有效地进行弱小目标的检测前跟踪,提高了目标的检测概率。

关键词: 检测前跟踪;红外弱小目标;动态规划;局部梯度强度;帧间相关性

中图分类号 TP751

Dynamic Programming Track-Before-Detect Algorithm Based on Local Gradient and Intensity Map

CHEN Ying, HAO Ying-guang, WANG Hong-yu and WANG Kun

College of Information and Communication, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China

Abstract Aiming at the low detection probability of traditional DP-TBD algorithm in the infrared weak and small targets images with high background complexity and low SNR, a dynamic programming track-before-detect algorithm based on local gradient and intensity map is proposed. Firstly, the algorithm uses the local gradient and intensity algorithm (LIG) to preprocess the frame sequence images to obtain a new measurement model. Then, a new value function is constructed according to the correlation of the value function of adjacent frames. Finally, the DP-TBD is used to accumulate the new value function in multiple frames, so as to realize the track-before-detect of small and weak targets. Monte Carlo simulation experiment results show that when the signal-to-noise ratio is lower than 4 dB, the detection probability of this algorithm is about 10% higher than that of the traditional DP-TBD algorithm and DBT algorithm. At the same time, in the real infrared weak and small target sequence image with complex background, the algorithm can also effectively track the target before detection under the condition of a constant false alarm rate, which improves the detection probability of the target.

Keywords Track-before-detect, Infrared weak and small target, Dynamic programming, Local gradient and intensity, Inter-frame correlation

1 引言

热成像技术的原理是探测器根据目标的热辐射特性,在图像平面上呈现出不同的结果。它是一种波成像技术,具备良好的抗干扰能力和隐蔽性,被广泛应用于边防、军事等领域。在远程探测应用场景下,该技术由于距离远,噪声干扰大,导致目标成像尺度小,信噪比低,呈现目标弱小的特征。弱小目标的检测与跟踪是国内外学者研究的热点和难点。本文针对复杂背景下真实红外图像序列中弱小目标的检测与跟踪进行研究,以提升检测算法的可行性和鲁棒性。

红外弱小目标的检测方法大致可以分为两类。一类是基于单帧检测结果的跟踪前检测算法(Detect Before Track, DBT),常见的算法包括:1)采用各类滤波器对红外图像进行背景抑制,从而达到提高目标信噪比的目的,如文献[1]中基于Top-Hat变换的空域滤波方法以及基于小波变换[2]的变换域滤波方法;2)基于视觉显著性对比机制的目标检测方法,文献[3]提出频谱残差融合算法,可以对没有明显特征的红外目标实施单帧检测,Chen等[4]提出的基于局部梯度和局部熵融合的检测算法,从视觉多维感知角度出发,对图像的局部特征进行缩放,可以更好地观测目标所在区域的局部特征变化。

到稿日期:2021-07-13 返修日期:2021-12-30

基金项目:中央高校基本科研业务费专项基金(DUT21GF204)

This work was supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China(DUT21GF204).

通信作者:郝应光(yghao@dlut.edu.cn)

另一类是基于多帧关联的检测前跟踪算法(Track Before Detect, TBD)^[6]。TBD算法的思想是在单帧图像上不宣布检测的结果,而是先根据弱小目标的运动特性,预测和跟踪所有可能的目标运动轨迹,再根据目标灰度特性、像素大小和能量变化特性求取各条轨迹相应的后验概率。通过多帧积累,弥补了单帧目标检测造成目标特征丢失的不足,目前应用较为广泛的TBD算法包括:1)粒子滤波算法(Particle Filter Track Before Detect, PF-TBD)^[6],它是一种基于贝叶斯估计的弱小目标检测算法,文献[7]改进了粒子滤波检测前跟踪算法,将单目标模型改进成为多目标跟踪模型;2)动态规划算法(Dynamic Programming Track before Detect, DP-TBD),它是一种基于Viterbi思想的多阶段最优化决策算法,20世纪80年代,Barniv等将动态规划的思想结合目标探测进行了研究^[8],并通过实验验证了算法的检测性能和跟踪性能,Arnold等^[9]于2003年改进了传统的DP-TBD算法的状态转移和搜索方式,降低了算法的复杂度,Yi等^[10]于2012年根据多目标的各种组成情况对其进行分类,实现了多目标动态规划检测前跟踪算法。

另外,随着深度学习的发展,神经网络也逐渐被应用于红外目标检测与跟踪领域,1989年Roth提出了基于Hopfield网络^[11]的红外目标检测算法,第一次将神经网络应用于红外图像中的运动目标。2017年Ren等^[12]提出了Faster R-CNN两步目标检测算法,该算法主要针对通用的目标检测,但是对于红外弱小目标来说,它们的可用特征少,尺寸小,信噪比低,不存在精细的纹理、形状等结构信息,也极易被遮挡或淹没在背景中,导致算法精度降低^[13]。文献[14]利用序列图像的相关性提出了基于相关滤波的卷积神经网络算法,实现了复杂场景下的目标跟踪。此外,红外弱小目标检测通常应用于军事领域,公开数据集较少,也在一定程度上制约了神经网络在红外探测领域的发展,传统图像处理算法的优势得以体现。

通过对上述提及的算法进行研究发现,在跟踪前检测算法中会出现放大高亮噪点,导致虚警率上升的问题;对于检测前跟踪算法,也存在全局搜索、算法实时性差、检测结果易受到背景影响等问题。

针对上述问题,本文提出了一种基于局部梯度强度图(Local Intensity and Gradient, LIG)^[15]的DP-TBD算法。首先将构造的量测模型进行局部梯度和局部强度的联合计算,得到量测结果的局部梯度强度图,后文用显著图代替,然后将帧序列显著图作为输入,根据帧间相关性构造新的值函数进行能量积累,完成多目标的检测前跟踪。在高背景复杂度、低信噪比的真实红外序列图像中,本文算法可以有效地对弱小目标进行检测与跟踪。

2 动态规划检测前跟踪(DP-TBD)

2.1 系统模型

首先给出单目标的动态规划检测前跟踪DP-TBD算法^[10]的量测模型和状态转移模型。构造一个 M 帧,包含 $N \times N$ 个分辨单元的量测模型,在 m 时刻 (i, j) 分辨单元的数学统计特性可以根据式(1)设定:

$$z_m = \begin{cases} v_m(i, j) \\ T_m + n_m(i, j) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $v_m(i, j)$ 表示在第 m 帧 (i, j) 位置只有噪声存在的情况,该噪声由两个独立同分布的高斯噪声混合得到。 T_m 表示目标的幅值大小,服从瑞利分布。 $n_m(i, j)$ 是作用在目标点处的噪声,同样采用混合高斯噪声,但是与 $v_m(i, j)$ 相互独立。

在 m 时刻的整个二维像素点平面的量测模型可表示为:

$$z_m = \{z_m(i, j), i=1, \dots, N, j=1, \dots, N\} \quad (2)$$

假设目标为弱机动目标,则目标运动的状态方程可以根据式(3)、式(4)给出:

$$x_m = F \times x_{m-1} + \omega_{m-1} \quad (3)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $x_m = [p_{x,m}, v_{x,m}, p_{y,m}, v_{y,m}]^T$ 是目标 m 时刻的运动状态离散表达形式, $p_{x,m}$ 和 $p_{y,m}$ 分别表示目标在 x 和 y 方向上的位置信息, $v_{x,m}$ 、 $v_{y,m}$ 分别表示目标在 x 和 y 方向的速度大小; F 是状态转移矩阵; T_s 表示时间间隔大小; ω_{m-1} 表示 $m-1$ 时刻的过程噪声,作用在目标的运动轨迹上。

系统的量测模型和状态转移模型组成了DP-TBD算法的基本模型,通过量测获取一组观测序列 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$,在具备少量的先验信息的前提下,完成帧间的状态转移和值函数的积累,再根据动态规划的原理找到最优解,得到最接近目标运动轨迹估计的状态集合为:

$$\bar{X}(M) = \{\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_M\}$$

2.2 值函数构造

一般来说,DP-TBD算法的值函数有两种选择:一种是将每一帧的各个离散位置的量测值作为值函数,这种方法较直观且只需要少量的先验信息;另一种是采用对数似然比来构造值函数,需要已知背景噪声的分布。两种值函数在高斯背景噪声下的动态规划算法中具备相同的检测性能。基于对数似然比的值函数的构造公式如式(5)~式(7)所示:

$$I(x_m) = \ln \left(\frac{p(z_m(i, j) | t)}{p(z_m(i, j) | N_t)} \right) + \max_{m-1} I(x_{m-1}) \quad (5)$$

$$p(z_m(i, j) | t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(z_m(i, j) - t)^2}{2} \right) \quad (6)$$

$$p(z_m(i, j) | N_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_N}} \exp \left(-\frac{(z_m(i, j))^2}{2} \right) \quad (7)$$

其中, $z_m(i, j)$ 表示第 m 帧 (i, j) 位置处的量测值, $p(z_m(i, j) | t)$ 和 $p(z_m(i, j) | N_t)$ 分别表示有目标和没有目标的情况下的概率密度函数,其中有目标情况下的概率密度函数服从均值为 T_m 、参数为 δ 的瑞利分布,无目标情况下的概率密度函数服从均值为0、方差为混合方差 δ_N 的高斯分布。基于上述值函数即可进行DP-TBD的递归求解。

2.3 DP-TBD算法的流程

DP-TBD算法应用于小目标检测和跟踪时,首先把状态空间离散化,离散后的目标状态表示为 $x_m = [p_{x,m}, v_{x,m}, p_{y,m}, v_{y,m}]^T$,状态转移数 $\Omega=16$ 。DP-TBD算法的流程如下:

(1)初始化。对第一帧量测进行单独处理,采用低门限

阈值的方式,获得疑似目标候选集合。

$$I(x_1) = z_1(i, j) \quad (8)$$

$$C_{x_1}(1) = \{x_1^i, i \in (1, q), \forall I(x_1^i) > V_{T_1}\} \quad (9)$$

其中, $I(x_m)$ 用来存放第 m 帧候选目标状态对应的值函数, x_1 表示第一帧所有候选目标的状态集合, $x_1^q \in x_1$ 表示第一帧第 q 个候选目标的状态。 $C_{x_m}(m)$ 采用结构体来存放每一帧所有候选目标的状态转移情况, 用于航迹回溯, V_{T_1} 是第一帧设置的低阈值门限。

(2) 值函数积累更新。当 $2 \leq m \leq M$ 时, 对第一帧获得的所有候选目标进行状态转移和逐帧值函数积累。

$$I(x_m^q) = \ln \left(\frac{\rho(z_m^q(i, j) | t)}{\rho(z_m^q(i, j) | N_t)} \right) + \max_{x_{m-1}^q \in \tau(x_m^q)} I(x_{m-1}^q) \quad (10)$$

$$C_{x_m}(q) = \arg \max_{x_{m-1}^q \in \tau(x_m^q)} I(x_{m-1}^q | z_m^q) \quad (11)$$

其中, $\tau(x_m^q)$ 表示候选目标 q 从 $m-1$ 帧转移到 m 帧的所有状态集合。

(3) 阈值判决。对每一个候选状态进行阈值判断, 获得值函数超过阈值的状态变量集合。

$$\overline{x_M^q} = \arg \max_{x_M^q \in C_{x_M}(q)} I(x_M^q | Z_{1:M}^q) \quad (12)$$

$$I(\overline{x_M^q} | Z_{1:M}^q) > V_T \quad (13)$$

其中, $x_M^q \in C_{x_M}(q)$ 表示最后一帧第 q 个候选目标的状态集合; V_T 表示最后一帧的阈值, 该阈值由信噪比和积累的帧数决定。

(4) 航迹回溯。对集合 $C_{x_M}(q)$ 内的所有值函数超过最后一帧阈值的候选目标航迹进行回溯。

DP-TBD 算法可以在低信噪比的情况下, 利用少量的先验信息来恢复小目标的运动轨迹, 实现检测前跟踪的目的。但是该算法针对信噪比在 6 dB 以上的目标有较好的检测跟踪效果, 如果继续降低信噪比, 算法的性能将大幅度下降。为了在保证虚警的前提下, 提高 DP-TBD 算法在更低信噪比条件下的检测跟踪性能, 本文提出了一种基于局部梯度强度图的 DP-TBD 算法, 并将单目标检测前跟踪扩展至多目标。

3 基于局部梯度强度图的 DP-TBD 算法

3.1 局部梯度强度显著图(LIG)

传统的 DP-TBD 算法通常会直接将视频或者图像序列作为输入, 这样会产生大量的虚警。为了降低背景和噪声的干扰, 可以将单帧图像进行预处理, 来达到背景抑制, 提高目标能量的目的。本文采用文献[15]中的单帧图像处理算法, 通过计算红外图像局部梯度和局部强度的联合变量, 再根据动态阈值判定来进行目标的分割提取, 以得到显著图, 再将显著图作为输入实现后续的检测前跟踪。

通过分析发现, 红外图像中弱小目标的存在会引起目标边界和背景差异, 而局部梯度和局部强度可以放大这种差异, 有利于提取有价值的信息。

3.2 LIG 算法的流程

第一步 计算局部强度图 I , 对红外图像进行滑动, 假定滑动窗的大小为 d , 其中 d 是奇数, 总共有 d^2 个像素点个数, 滑动窗的中心像素点的灰度值为 I_0 , 滑动窗中任 (x, y) 点处的灰度值为 $I(x, y)$, 滑动窗中心点周围邻域平均强度的计算式如下:

$$\bar{I} = \frac{1}{d^2 - 1} (I_0 - \sum_{x=1}^d \sum_{y=1}^d I(x, y)) \quad (14)$$

进一步得到局部强度为:

$$I = \max(0, I_0 - \bar{I}) \quad (15)$$

第二步 计算局部梯度图 G , 红外图像中目标的梯度向量可以认为指向目标中心, 而背景的梯度向量方向可以近似认为是一致的。将这些特征作为约束条件, 在局部强度图 I 的基础上, 以 I 的中心为原点建立二维极坐标系, 沿着径向和切向划分成 4 个区域, 接下来我们计算 4 个区域的局部梯度, 并选择满足约束条件的值。

$$G_{S_i} = \left\{ g_{S_i}(g, v) \mid \frac{i\pi}{2} < \alpha < \frac{(i+1)\pi}{2}, (r, \alpha) \in S_i \right\} \quad (16)$$

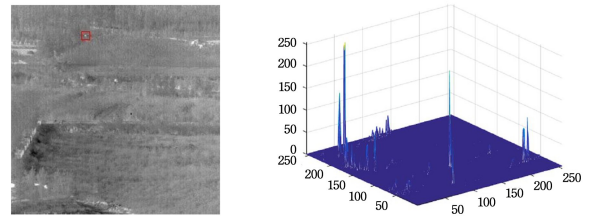
其中, G_{S_i} 表示区域 S_i 中满足特征约束条件的梯度集合, g_{S_i} 用来存放区域 S_i 中的所有梯度, g 和 v 表示梯度的大小和方向, 接下来分别计算 4 个区域梯度的均方值。

$$\overline{G_{S_i}} = \frac{\sum_{k=1}^{sum} \|g_{S_i}^k\|^2}{sum} \quad (17)$$

其中, $\overline{G_{S_i}}$ 表示在区域 S_i 中满足约束条件的梯度均方值, sum 表示在区域 S_i 中满足约束条件的梯度个数。最后根据式(18)计算局部梯度图。

$$G = \begin{cases} \sum_{i=1}^4 \overline{G_{S_i}}, & \text{if } \frac{G_{\min}}{G_{\max}} \geq G_T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

其中, G_{\max} 和 G_{\min} 分别表示 4 个区域梯度均方值的最大值和最小值, G_T 是阈值, 通过实验测得。在获得局部梯度图 G 和局部强度图 I 后, 将二者相乘, 再根据自适应阈值进行分割, 使得小目标在显著图中凸显出来。图 1 为一张包含小目标的红外图像(真值已被标出)和经过处理后得到的显著图。



(a) Infrared original image

(b) LIG 3-D image

图 1 真实红外弱小目标强度图

Fig. 1 Realinfrared small target intensity map

从显著图中可以看到, 背景得到了很好的抑制, 同时目标信号能量得到了放大, 但是仍旧存在较多虚警, 后续算法将显著图作为输入, 根据相邻帧的相关性来构造值函数, 执行 DP-TBD 算法, 实现虚假目标的剔除以及弱小目标的有效检测与跟踪。

3.3 基于帧间相关性构造值函数

将根据 3.2 节得到的局部梯度强度作为输入, 其大小为 GI , 那么第 m 帧的第 q 个候选目标的局部梯度强度大小为 GI_m^q 。根据目标局部梯度强度的稳定性和噪声信号的不稳定性的特点, 采用信息融合的思想, 构造了一种基于帧间相关性的值函数。该改进的基本思想是采用相邻帧之间局部梯度强度差绝对值的结果作为放大因子, 再将其与局部梯度强度

测量值相乘得到阶段值函数,进行多帧的积累。

由 2.3 节中的状态转移关系可知, $\tau(x_m^q)$ 表示第 q 个候选目标从 $m-1$ 帧转移到 m 帧的 x_m^q 状态的转移范围,候选状态 x_m^q 的阶段值函数如下:

$$R(x_m^q) = \max_{x_{m-1}^q \in \tau(x_m^q)} (\beta_{m-1}^{p,q} \times GI_m^q) \quad (19)$$

其中, $R(x_m^q)$ 是构建的新的值函数, $\beta_{m-1}^{p,q}$ 表示相邻帧的相关性大小, 计算式如下:

$$\beta_{m-1}^{p,q} = (|GI_m^q - GI_{m-1}^p| + \alpha)^{-1} \quad (20)$$

为了防止 $|GI_m^q - GI_{m-1}^p| \rightarrow 0$, 导致结果产生数值奇异, 设置 $\alpha = 0.1$ 。根据相邻帧相关性的大小和局部梯度强度大小 GI_m^q 的乘积来构造值函数, 以更好地实现值函数的积累, 避免最后一帧能量扩散现象的出现, 有助于提高算法的检测效率。

3.4 基于局部梯度强度图的 DP-TBD 算法流程

对所有的帧序列图像进行 LIG 处理, 得到一个新的量测模型, 由于原本构造的量测模型是混合高斯分布, 经过 LIG 即一个非线性系统, 采用的对数似然比的值函数失效, 此外, 与目标不同, 噪声的强度不具备连续性, 因此我们选择了图像上对应位置的 LIG 作为值函数来进行积累, 实现了基于 LIG 显著图的 DP-TBD 算法, 算法的流程如下:

(1) 预处理。将生成的量测模型进行 LIG 运算, 得到帧序列显著图。

(2) 初始化。对第一帧显著图进行单独处理, 获得疑似目标候选集合。

$$R(x_1) = GI_1(i, j) \quad (21)$$

$$C_{x_1}(1) = \{x_1^i, i \in (1, q), \forall R(x_1^i) > V_{T_1}\} \quad (22)$$

其中, $R(x_1)$ 是根据帧间相关性构建的新的值函数; $C_{x_m}(m)$ 采用结构体来存放每一帧所有候选目标的状态集合, 用于航迹回溯。

(3) 值函数积累更新。当 $2 \leq m \leq M$ 时, 对第一帧获得的所有候选目标进行状态转移和值函数积累。

$$R(x_m) = \beta_{m-1} \times GI_m(i, j) + \max_{m-1} R(x_{m-1}) \quad (23)$$

$$C_{x_m} = \arg \max_{x_{m-1} \in \tau(x_m)} R(x_{m-1} | z_m) \quad (24)$$

将值函数由对数似然比更换为 GI , $\tau(x_m)$ 表示候选目标从 $m-1$ 帧转移到 m 帧的所有状态集合。

(4) 阈值判决。

$$\overline{X_M} = \arg \max_{x_M \in C_M} R(x_M | Z_{1:M}) \quad (25)$$

$$R(\overline{X_M} | Z_{1:M}) > V_T \quad (26)$$

最后一帧通过阈值判断, 来获得所有值函数超过阈值的状态集合。

(5) 航迹回溯。阈值判断后可以得到 LIG-DP-TBD 算法所有候选目标的估计航迹, 与传统的 DP-TBD 算法相比, 将 LIG 计算后的显著图作为输入, 剔除了大量噪声和背景的干扰, 可以降低第一帧低阈值检测的虚警, 减小后续跟踪的运算量, 同时采用帧间相关性构造全新的值函数, 以提高低信噪比情况下小目标的检测效率, 该方式在实际应用中也具备很好的鲁棒性。

4 实验结果及分析

本节将分析 LIG-DP-TBD 算法的性能, 主要是对低信噪比

情况下弱小目标的检测性能与传统的 DP-TBD 算法以及 DBT 算法进行对比。

4.1 性能指标

下文定义算法性能的主要评价指标。

(1) 信噪比 SNR。

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{T_m^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N n_m(i, j)^2 / N^2} \right) \quad (27)$$

度量目标与背景噪声之间能量大小的关系, 信噪比越低, 目标的相对能量就越弱。

(2) 检测概率 p_d , p_{dm} 和虚警概率 p_e 。若返回的检测结果与目标的真实位置之间的欧氏距离小于 2 个像素, 则可以认为检测结果正确。目标的检测概率 p_d 和真实红外序列图像检测概率 p_{dm} 如下:

$$p_d = \frac{\text{正确检出目标数}}{\text{真实目标数}} \quad (28)$$

$$p_{dm} = \frac{\text{正确检测帧数}}{\text{图像帧数}} \quad (29)$$

虚警指最后的检测结果不满足欧氏距离小于 2 个像素的结果。虚警率 p_e 为:

$$p_e = \frac{\text{错检结果数}}{\text{实际像素点总数}} \quad (30)$$

(3) 跟踪误差 Err。通过航迹回溯得到的预估轨迹, 计算每一帧的预估坐标和真实坐标的欧氏距离大小, 并将其作为跟踪误差。

4.2 模拟场景实验

如图 2 所示, 在仿真场景中共加入 5 个目标, 仿真量测模型的大小为 $N \times N = 100 \times 100$, 分辨单元大小为 1, 共生成 20 帧量测模型, 时间间隔 $T_s = 1s$, 目标 1 的初始状态为 $[8, 1, 6, 1.5]$, 目标 2 的初始状态为 $[50, 1, 2, 40, -0.4]$, 目标 3 的初始状态为 $[5, 1.5, 25, 0.8]$, 目标 4 的初始状态为 $[70, -0.8, 40, 0.3]$, 目标 5 的初始状态为 $[15, 1.5, 50, 0.1]$, 其中目标 1, 2 和 3 做近似的匀速直线运动, 目标 4 和 5 做加速曲线运动。5 个目标的信噪比大小分别为 6 dB, 7 dB, 7 dB, 8 dB 和 8 dB, 加入的过程噪声和背景噪声均符合独立同分布的高斯噪声。图 2 给出了添加过程噪声后 5 个目标共计 20 帧的运动轨迹。

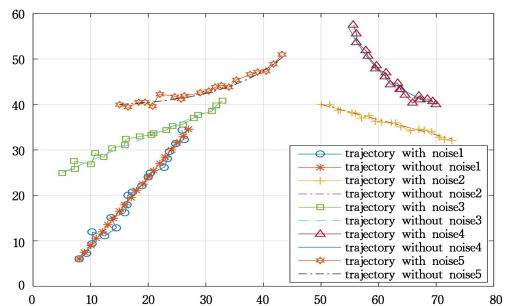


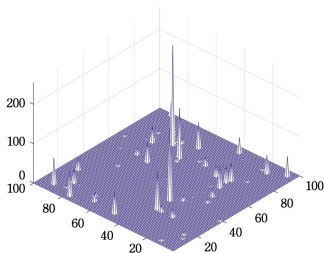
图 2 仿真场景下 5 个目标的运动轨迹

Fig. 2 Trajectories of five targets in simulation

接下来将生成的 20 帧图像进行 LIG 预处理, 结果如图 3 所示, 图 3(a) 给出了 LIG 处理后得到的显著图的平面效果, 图 3(b) 给出了三维效果, 可以看到, 经过预处理后, 在降低背景噪声干扰的同时放大了可能的目标信号能量。



(a) LIG significant image



(b) LIG 3-D image

图 3 LIG 显著图

Fig. 3 LIG significant image

对 20 帧量测模型实行 LIG-DP-TBD 算法, 依据 3.3 节的内容构造值函数, 可以看到原始图像经过 LIG 算法处理后可以很好地降低噪声的干扰, 同时放大疑似目标的信号能量, 这就导致了第一帧的检测虚警率变大了, 但是通过动态规划值函数积累可以很好地剔除伪航迹, 达到恢复真实目标航迹的目的。图 4 给出了第一帧所有候选目标的跟踪结果, 可以看到, 一共有 15 个候选目标的航迹回溯结果。图 5 给出了在最后一帧设定检测门限恢复得到的真实航迹, 通过观察可知, 在低信噪比的情况下, 本文算法可以有效地恢复目标的运动航迹, 实现弱小目标的检测。

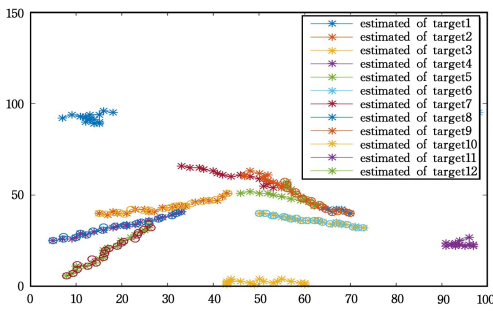


图 4 所有候选目标的航迹恢复结果

Fig. 4 Track recovery results of all candidate targets

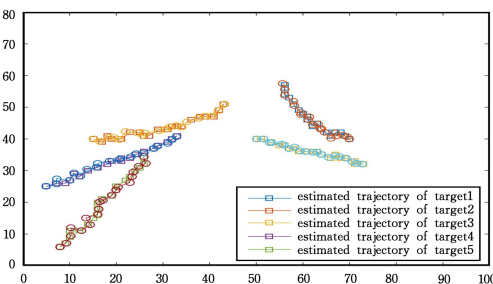


图 5 阈值判断后航迹的恢复结果

Fig. 5 Results of track recovery beyond threshold

图 6 给出了 5 个目标的跟踪误差曲线, 跟踪误差均小于

2 个分辨单元, 验证了本文算法的跟踪效果。

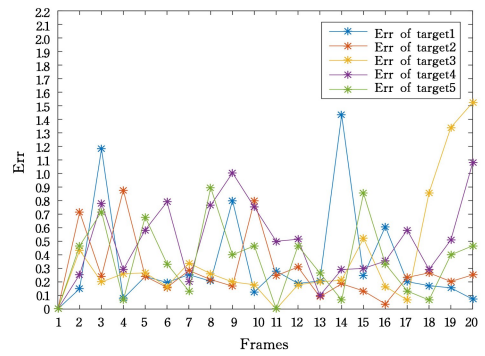
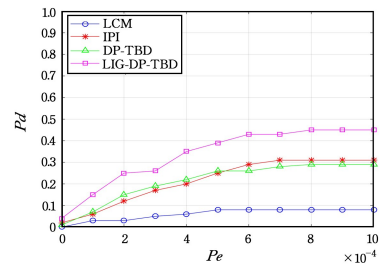


图 6 5 个目标的跟踪误差

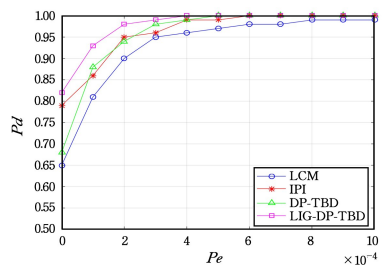
Fig. 6 Tracking error of five targets

为了更好地验证本文算法的性能, 将本文算法 LIG-DP-TBD 和多目标的 DP-TBD^[5] 以及 DBT 算法中的 IPI 算法^[16] 以及 LCM 算法^[17] 的检测性能进行对比, 根据恒虚警检测准则 (Constant False-Alarm Rate, CFAR), 计算不同信噪比场景下的 ROC 曲线, 观测在恒定虚警率的情况下, 不同算法的检测概率。采用蒙特卡洛仿真, 每个参数的仿真次数为 200 次。

图 7(a) 和图 7(b) 分别给出了信噪比为 2dB 和 8dB 的情况下 LCM 算法、IPI 算法、DP-TBD 算法以及本文 LIG-DP-TBD 算法的检测效率和虚警率之间的关系。在相同的虚警率条件下, 检测概率越高, 算法的性能就越好。在图 7(a) 中, 信噪比在小于 4dB 的情况下, 本文算法的检测效率明显优于其他算法。随着信噪比的不断升高, 其他算法的检测效率也逐渐提高, 但本文算法的检测效率可以在更低的虚警率的条件下达到 95% 以上。对于低信噪比的情况, 在满足一定虚警率的前提下, 本文算法的检测性能有明显提升。



(a) SNR = 2 dB



(b) SNR = 8 dB

图 7 检测概率和虚警率之间的关系

Fig. 7 Relationship between detection probability and false alarm rate

4.3 真实图像序列

为了验证本文算法在实际应用中的有效性, 下文给出了

6组真实红外图像序列,共计1120帧,用于测试本文算法的实际应用性能。在真实红外图像中,背景通常是复杂且连续分布的,存在大面积高亮区域,目标的尺寸很小,属于低起伏、弱机动的运动状态。图8给出了6组真实的弱小目标红外图像序列,并给出了LIG处理后的显著图。图8(a)给出了一组真实的红外图像序列,目标是正在移动的车辆,图片大小为 256×256 个像素,目标大小约为 5×6 个像素,共计66帧;图8(b)中的红外序列图像背景是由灰度均匀分布的天空和复杂且连续分布的云层构成的,图片大小是 513×641 个像素,目标大小约为 7×8 个像素,共计130帧;图8(c)中的背景是

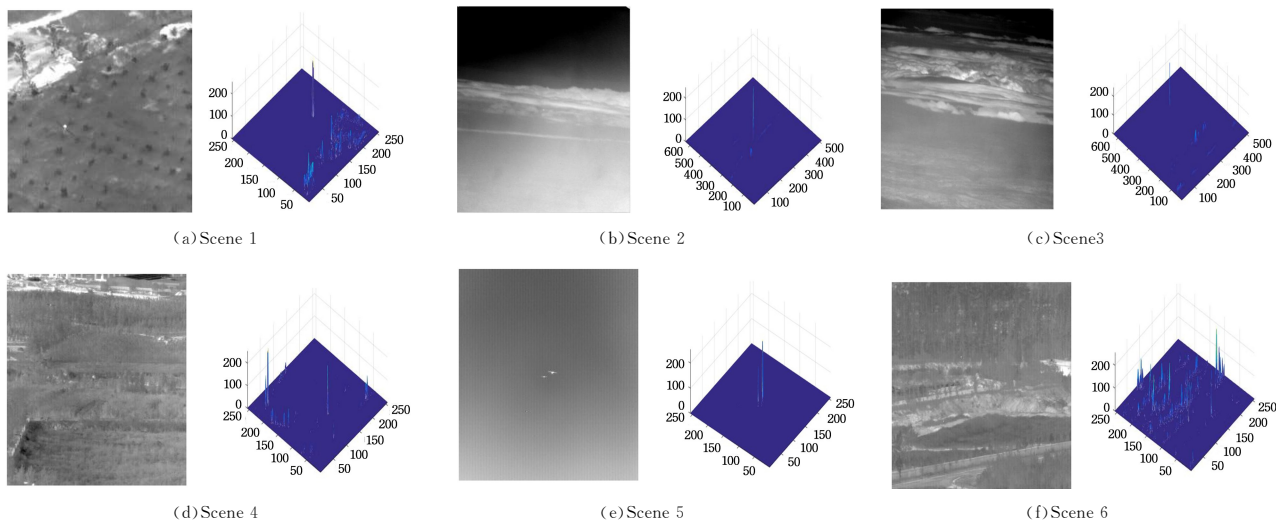


图8 真实场景红外图像和对应显著图

Fig. 8 Infrared image of real scene and significant map

为了验证本文算法在真实数据集上的有效性,根据CFAR准则,在保证一定虚警率的条件下,分别计算了LCM算法、IPI算法、Max-mean算法^[18]以及本文LIG-DP-TBD算法的检测概率。

表1 6个真实场景的检测概率

Table 1 Detection probabilities of six scenes

Scene	LCM	IPI	Max-mean	LIG-DP-TBD	p_e
Scene1	0.833	0.909	0.758	0.970	10^{-4}
Scene2	0.235	0.938	0.246	0.985	10^{-4}
Scene3	0.147	0.833	0.200	0.903	10^{-3}
Scene4	0.616	0.904	0.552	0.968	10^{-3}
Scene5	0.894	0.980	0.854	0.990	10^{-4}
Scene6	0.287	0.843	0.187	0.923	10^{-3}

场景1给定的虚警率为 10^{-4} ,可以看出本文算法在恒定虚警率的情况下,检测概率可以达到95%以上,高于其他的4种算法;场景2设定虚警率不超过 10^{-4} ,本文算法的检测概率可以达到98.5%,而LCM算法和Max-mean算法的检测概率都不超过0.3;场景5设定虚警率为 10^{-4} ,由于背景较为简单,4种算法的检测概率都很好;场景3、场景4和场景6的虚警率设为 10^{-3} ,本文算法和IPI算法的检测概率明显高于其他两种算法,但是由于IPI算法在获取红外补丁图像的基础上进行低秩矩阵和稀疏矩阵的分解,导致算法的复杂度很高,运行时间远远超过了本文算法。同时看到,LCM算法和Max-mean算法在处理背景相对简单、目标更为明显的红外

更为复杂的云层,同时目标的运动轨迹是在云层中穿梭,图片的大小是 513×641 个像素,目标大小约为 5×5 个像素,共计300帧;图8(d)中的背景均匀分布,且灰度值较低,目标是低空慢速运动的飞机,但是存在和目标大小近似的干扰,图片的大小是 256×256 个像素,目标大小为 4×5 个像素,共计125帧;图8(e)中的背景为天空,目标有两个,均为移动中的飞机,图片像素大小约为 256×256 个像素,两个目标大小分别为 8×5 个像素和 4×3 个像素,共计199帧;图8(f)中的背景是复杂的地面,目标微弱,图片大小是 256×256 个像素,目标大小约为 2×2 ,共计300帧。

图像时,可以获得较好的检测性能,而本文算法可以在背景复杂度非常高且目标亮度较低的情况下,在较短的时间内达到更为理想的检测概率。

结束语 根据视觉对比机制在单帧红外图像上的应用,本文引入了基于局部梯度强度的图像处理算法,将经过预处理的图像作为输入。在此基础上,利用帧间相关性构造值函数,提出了基于局部梯度强度图的DP-TBD算法(LIG-DP-TBD)。本文算法利用多帧图像联合检测,与单帧检测算法相比能够在保证在恒虚警率的情况下获得更高的检测概率;同时采用了帧间相关性构建值函数,与传统的DP-TBD算法相比,可以降低能量扩散,有效地避免团聚效应。仿真实验结果表明,在低信噪比的情况下,相比单帧检测算法以及传统DP-TBD算法,本文算法具备更好的检测性能。在真实的红外序列图像中,针对背景复杂度高且目标尺寸较小的情况,本文算法的检测性能明显优于其他算法。

参考文献

- [1] BAI X Z, ZHOU F G, XIE Y C, et al. New Top-Hat Transformation and Application on Infrared Small Target Detection [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24 (5): 643-649.
- [2] SUN Y Q, TIAN J W, LIU J. Background Suppression Based-on Wavelet Transformation to Detect Infrared Target [C]// 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics

- Guangzhou, 2005;4611-4615.
- [3] XIONG W, XU Y L, YAO L B, et al. A new ship target detection algorithm based on visual salience calculation of spectral residuals in high-resolution SAR images[J]. *Electronics Optics and Control*, 2018, 25(4):7-11, 49.
- [4] CHEN X P, WANG Z C, TIAN J W. Fusion Detection of Small Infrared Target Based on Local Entropy and Local Gradient Strength[J]. *Computer and Digital Engineering*, 2006, 34(10):1-3, 19.
- [5] YI W, KONG L, YANG J, et al. Student highlight: Dynamic programming-based on track-before-detect approach to multitarget tracking[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2012, 27(12):31-33.
- [6] RUTTEN M G, GORDON N J. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations[J]. *Radar, Sonar and Navigation*, IEEE Proceedings, 2005, 152(5):345-352.
- [7] BOER S, DRIESSEN J N. Multitarget particle filter track before detect application[J]. *Radar Sonar & Navigation IEE Proceedings*, 2004, 151(6):351-357.
- [8] BARNIV Y, KELLA O. Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets Part II: Analysis[J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 1985, 21(1):144-156.
- [9] JOHNSTON L A, KRISHNAMUTHY V. Performance of a dynamic programming track before detect algorithm [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2002, 38(1):228-242.
- [10] WANG J, YI W, KIRUBARAJAN T, et al. An Efficient Recursive Multi-frame Track-before-Detect Algorithm [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2018, 54(1):190-204.
- [11] ROTH M W. Neural networks for extraction of weak targets in high clutter environments[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, 19(5):1210-1217.
- [12] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6):1137-1149.
- [13] LI J H, ZHANG P, WANG X W, et al. Overviews of the small and dim target detection algorithms in infrared images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(9):1739-1753.
- [14] WANG X L, LI X. Target Tracking Algorithm Based on Correlated Filters and Convolutional Neural Network[J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University(Natural Science Edition)*, 2020, 37(1):19-24.
- [15] ZHANG H, ZHANG L, YUAN D, et al. Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 89:88-96.
- [16] GAO C Q, MENG D Y, YANG Y, et al. Infrared Patch-Image Model for Small Target Detection in a Single Image[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12):4996-5009.
- [17] CHEN C P, LI H, WEI Y T, et al. A local Contrast Method for Small Infrared Target Detection[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1):574-581.
- [18] ACITO N, CORSINI G, DIANI M, et al. Experimental performance analysis of clutter removal techniques in IR images[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. 2005: 3(III):561-564.



CHEN Ying, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include track-before-detect algorithm for weak targets in infrared images and so on.



HAO Ying-guang, born in 1968, associate professor. His main research interests include modeling complex time-varying systems and image processing algorithm.

(责任编辑:喻藜)