

基于马氏随机场模型的空间近邻目标检测及量测划分

王雪莹, 李骏, 盛卫东, 安玮
(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:天基光学传感器对空间近邻目标的像平面跟踪过程中,传统方法在单帧恒虚警检测后进行量测划分,采用的虚警率过高可能引入较多的杂波点,过低则群目标在像平面的部分信息损失.在分析空间近邻目标在像平面特征的基础上,提出一种使用马氏随机场模型进行预检测处理然后以k-均值进行量测划分的方法,仿真结果表明,相比传统方法,基于马氏随机场模型的空间近邻目标检测及量测划分准确率更高,且在信噪比较低的情况下,性能改善明显.

关键词:马氏随机场;天基光学系统;空间近邻目标;多目标检测;量测划分
中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Detection and partition for closely spaced objects using Markov random field model

WANG Xue-Ying, LI Jun, SHENG Wei-Dong, AN Wei

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In space-based optical systems, during the pixel-plane tracking for closely spaced objects (CSOs), in traditional methods, pixels are partitioned after constant false alarm rate detection (CFAR), where higher false alarm rate results in more clutter measurements while lower false alarm rate results in the loss of targets' information. To solve this problem, CSOs' feature on pixel-plane were analyzed and a pre-detecting method using Markov random field model (MRF) was proposed. Then pixels were partitioned with k-means. Simulations indicated that detection and partition with MRF provides higher performance than traditional method, especially when signal-noise ratio is poor.

Key words: Markov random field, space-based optical system, closely spaced objects, multiple targets detection, pixel partition

PACS: 07.05.Pj

引言

天基光学系统作为被动监视系统具有隐蔽性好、作用距离远等多种优势,利用其跟踪空间近邻目标(Closely spaced objects, CSOs),如编队小卫星、空间碎片群等,是典型的群目标跟踪问题,近年来部分学者对此展开研究^[1,2],文献[1]引入随机超曲面模型,将空间近邻目标作为扩展目标进行跟踪,取得较好的效果.

量测划分是群目标跟踪的重要一个步骤,有多种实现方法,但是基于距离划分时存在门限值不易

确定等问题,文献[3]提出了利用幅度信息进行量测划分的方法,所提方法一定程度上解决了基于距离划分时距离门限不易确认等问题,实际上对幅度信息的有效利用可考虑直接从原始探测数据开始.文献[3,4]总结了现有的天基红外传感器跟踪中段群目标的处理流程:一般先对原始图像进行一次恒虚警检测,再进行后续量测划分和像平面跟踪等处理,由于恒虚警检测时过低的门限会引入较多非目标量测(即杂波或虚警点),而过高的门限可能破坏群目标在像平面的信息,无论哪类情形,对后续的量测划分以及像平面跟踪,均无益处,且信噪比较低

收稿日期:2015-04-07,修回日期:2015-05-15

Received date: 2015-04-07, revised date: 2015-05-15

基金项目:国防科技大学优秀研究生创新资助项目(B130403);湖南省研究生科研创新项目(CX2103B019)

Foundation items: Supported by Hunan Provincial Innovation Foundation for Postgraduates (CX2013B019) and Fund of Innovation, NUDT (B130403)

作者简介(Biography):王雪莹(1987-),男,河北邢台人,博士研究生,主要研究领域为空间红外图像获取与处理. E-mail: wang_xueying87@126.com

时,这种效应会更加明显.

文献[5]将马尔科夫随机场(Markov random field, MRF)模型引入天基红外系统的目标检测过程,通过分析天基光学传感器对空间近邻目标的成像参数及其特点,我们不难发现,群目标在天基光学传感器上只在特定的邻域内有响应,这与文献[7]总结的马尔科夫随机场的特性相似.

传统方法对天基光学传感器像平面上的空间近邻群目标进行单帧过门限处理和量测划分存在引入非目标量测或者损失目标群细节信息的问题,针对这些问题,可以考虑利用目标量测的邻域特性对图像进行预检测处理再利用k均值聚类进行量测划分,在此框架下,本文提出一种基于马尔科夫随机场模型的空间近邻群目标检测及量测划分方法,仿真结果表明,随机场模型的应用,有效保护了群目标生成的量测信息,减少了非目标量测带来的影响,特别是对信噪比较低的目标,本文方法适应性更强.

1 空间近邻目标成像特点

天基光学系统执行跟踪监视等任务时,编队飞行的小卫星群、卫星或火箭上面级解体后形成的碎片群等等,作为空间近邻目标均会在光学系统的像平面形成目标群,本节要分析CSOs在天基光学传感器像平面的响应特征.

1.1 平台及传感器参数分析

文献[6]对公开发表的资料做了梳理,本文在仿真中采用如下表所示的参数.

表1 天基光学传感器主要参数

焦距	像元数	像元长度	EOD
134cm	64 × 64	60 μm	0.46

由于天基光学系统执行对目标跟踪任务时,其主要在几千至上万千米的探测距离上观测目标,根据上表所述参数,单个像元在此探测距离上的空间分辨率在1千米至10千米量级,而编队卫星群、火箭上面级碎片、解体航天器等空间近邻目标中的单个个体尺寸在百米以下量级,故本文所研究的群目标中单个个体到达天基传感器窗口面前的光束均可视为平行光,如图1所示.

实际上由于单色平行光经过透镜系统时的衍射效应,会在投影中心区域形成一个“艾里斑”,一般其中心亮斑会占总能量的84%,可用二维的高斯分布表征其能量分布情况,称此高斯分布为点扩散函

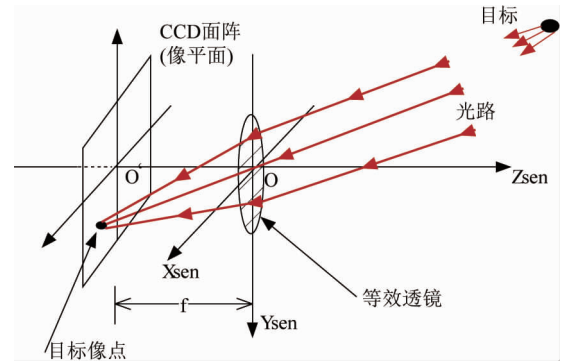


图1 目标至传感器探元光路示意

Fig. 1 Optital path for the detection of a single target

数(Point Spread Function, PSF),具体如下:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{psf}^2} \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2\sigma_{psf}^2}\right]$$

式中 (x_i, y_i) 为像平面目标投影位置,标准差 σ_{psf} 表征能量扩散范围,其大小取决于传感器焦距比数(f-number)和探测波段,根据文献[3,4]对国内外资料的分析,取 $\sigma_{psf} = 0.5$ pixel. 于是,当目标落在像元中心位置时,约98%的能量将扩散至半径为 $3\sigma_{psf}$ 的区域内. 将上式在指定像元内积分,即可计算出该像元获得的能量值.

1.2 空间近邻目标像平面特性分析

当位置投影落在像平面上某像元的中心时,本文所涉及的目标群中单个目标在天基光学传感器的像平面能量分布如下图所示:

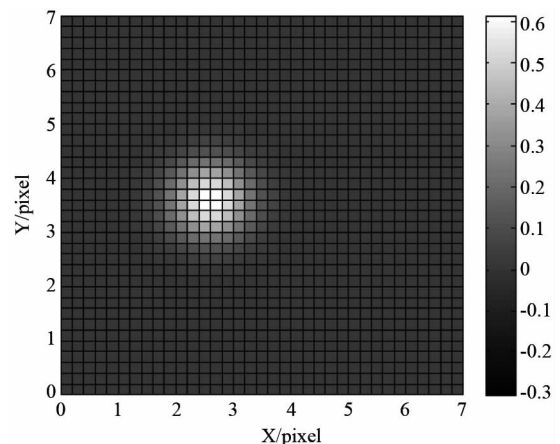


图2 单个目标在像平面能量分布

Fig. 2 Energy distribution on the sensor's detectors

文献[3]进一步对国内外相关资料总结归纳,指出对于已知温度的空间目标,在传感器观测波段 $[\lambda_1, \lambda_2]$ 时,到达传感器相机口面的目标辐照度为:

$$I = \frac{A_c}{\pi R^2} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \varepsilon_{\lambda} \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 [e^{hc/\lambda kT} - 1]} d\lambda \quad (\text{W/m}^2). \quad (1)$$

依据文献[3,4]对现有公开资料的分析,以噪声等效流量密度(NEFD, Noise Equivalent Flux Density)表征噪声水平,从 MSX 卫星传感器性能推断, STSS 卫星跟踪空间近邻目标时的 NEFD 应在 10^{-18} W/cm^2 数量级. 对于本文所研究的空间近邻目标群中单个目标而言,其表面温度为 $200 \sim 300 \text{ K}$ 、有效辐射截面积 $0.2 \sim 0.3 \text{ m}^2$,在相关探测波段内可取 $\varepsilon_{\lambda} = 0.5$,则单个目标辐射强度约为 $0.35 \sim 5.74 \text{ W/S}$,在 6000 km 探测距离时,目标到达相机口面的流量密度与 NEFD 的比值在 1.6 至 26 之间,综上所述,在研究天基光学传感器对空间近邻目标的跟踪探测问题时,应充分考虑信噪比较低时的情况.

本文采用文献[6]中所确定的仿真途径,仿真两颗卫星对 30 个空间近邻的点目标所构成的目标群进行探测的过程,所不同的是,将 30 个目标的初始信噪比设置为 $2 \sim 6$,仿真场景第 300 秒时卫星 1 上传感器像平面仿真结果如图 3 所示. 从图中不难发现:一方面,CSOs 在天基光学传感器的像平面上仍旧是相近邻的目标,同一探测元接收的能量可能来源于多个近邻的点目标;另一方面,考虑到光学系统的点扩散效应,单个点目标的能量还可能扩散给中心探测元的邻近元.

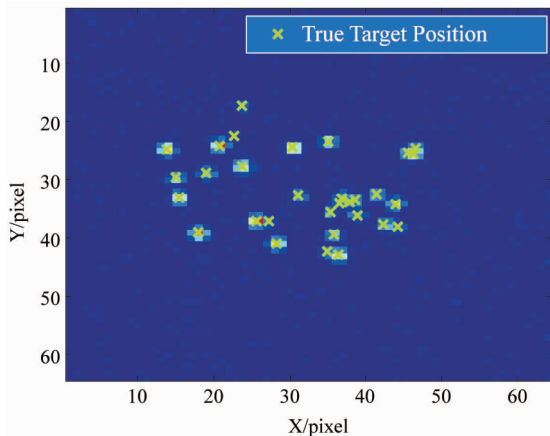


图 3 传感器像平面仿真结果
Fig. 3 Simulation results on sensor detectors

综上所述,在判别一个像元是否为疑似的目标点时,除考虑像元探测值、整体噪声水平、单帧过门限率等因素外,还应该考虑该像元一定邻域内的像元探测值,这一特性与文献[7]所描述的马尔科夫随机场具有相似之处,可以考虑利用马尔科夫随机场模型实现群目标的检测与量测划分.

2 基于随机场的群目标检测方法

2.1 马尔科夫随机场模型

文献[5]将 MRF 模型应用到光学弱小目标的检测中,通过生成 MRF 模型将目标检测转化为图像标记问题,并指出该模型下检测性能的优劣,主要取决于邻域系统构建和邻域选择代价函数的准确性.

因此必须利用 MRF 的扩展邻域系统 (EN-MRF, Extended neighborhood of MRF) 描述群目标区域内像元与其邻域像元之间的关系,以下用二阶 MRF 邻域系统表征此类关系.

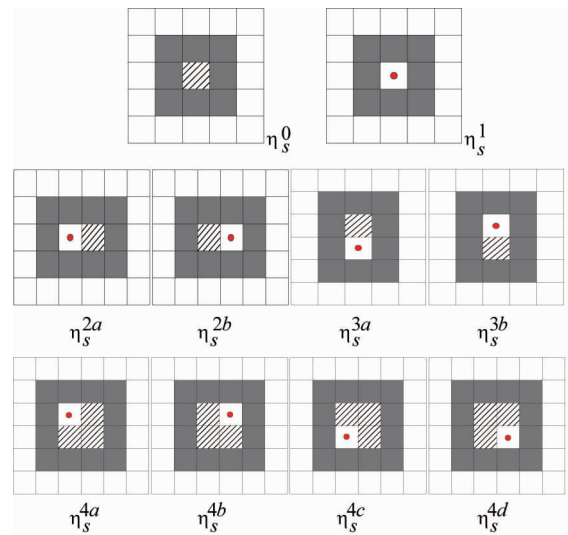


图 4 目标能量影响的二阶邻域
Fig. 4 Neighborhood area of targets

根据前文分析,在本文讨论的应用中,每个点目标至多对投影中心周围 3×3 的邻域产生影响,同时考虑到近邻目标的相互影响. 图 4 中深色区域围成的块即为本文采用的邻域系统,记为 $A_s^{(T)}$,该邻域内的像元满足: $\forall s, r \in A_s^{(T)}, s \in \eta(r)$,即任意两个像元之间互为邻域,上图中邻域系统中被实心点标记的像元为能量最大的主像元,而其他用斜线标记区域代表该像元仍属主能量区但能量次之,外层深色区域代表主能量扩散衰减后的区域,在本文研究的范畴内,此类区域均可被标记为目标. 深色区域之外的白色区域是该邻域系统内目标能量无法扩散至的区域,上图中所示的邻域系统是相对的,即主像元和主能量区域都可以是主能量投影区甚至是多个点目标的主能量投影区,并且不排除相互临近的邻域系统发生能量的叠加. 需特别指出 η_s^0 和 η_s^l 作为邻域系统其表达式相同,但是前者代表单个像元噪声电平较高的情况,其邻域系统内各像元间能量不相关,故

其主像元被标记为背景的概率较大,后者则代表点目标能量除被中心像元接收外还扩散至邻近像元,故邻域系统内各像元能量有一定关系,其主像元被标记为目标的概率较大。

本文拟采用生成马尔科夫随机场 (Generative Markov Random Field, GMRF) 模型,若以 \mathbf{y} 代表观测图像,以 \mathbf{x} 代表标记或检测结果,其数学描述为 $P(\mathbf{x})P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$,它将后验概率建模转换为对先验模型 $P(\mathbf{x})$ 和观测模型 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 的建模。

2.1.1 先验模型

先验模型 $P(\mathbf{x})$ 中包含关于标记图像的先验信息,一般可采用 MRF 进行建模:

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp\left\{ \sum_{c \in C} V_c(\mathbf{x}) \right\} \quad (2)$$

假设 C_m 表示包含 m 个位置的簇的集合,则 C 可写为 $C = \bigcup_{m=1}^M C_m$. 因而若将势函数按照不同类型簇展开,上式可进一步改写为

$$P(x_i | x_j, j \in \eta(i)) = \frac{1}{Z_i} \exp\left\{ V_i(x_i) + \sum_{j \in \eta(i)} V_{i,j}(x_i, x_j) + \dots \right\} \quad (3)$$

其中, $\eta(i)$ 为位置 i 的邻域系统。

2.1.2 观测模型

观测模型 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 也称为似然分布. 考虑到天基光学系统的探测数据是多个系统共同调制的结果,故对整个像面联合建模是十分困难的. 为简化建模和计算难度,通常采用独立假设,考虑对单像元位置或局部图像区域中的观测图像进行建模,即

$$P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \prod_{i \in S} P(y_i | x_i)$$

上式将联合观测模型 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 简化表示为一列局部模型,其中 y_i 为单个像元的量测值, x_i 代表对该像元的标记类型,在本文的应用框架下,可将已有的概率分布模型应用到 MRF 模型中 ($x_i = 1$ 表征该像元点被标记为目标, $x_i = 0$ 表征该像元点被标记为背景),实现对观测模型的建模. 常用针对一维数据的高斯分布对观测模型进行建模

$$P(y_i | x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_i^l}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mu_{x_i^l})^2}{2\sigma_{x_i^l}^2}\right) \quad (4)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} \mu_{x_i^l} = \frac{\sum_{i \in \tilde{\eta}_s^a} y_i \cdot \delta(x_i, l)}{\sum_{i \in \tilde{\eta}_s^a} \delta(x_i, l)} \\ \sigma_{x_i^l}^2 = \frac{\sum_{i \in \tilde{\eta}_s^a} (y_i - \mu_{x_i^l})^2 \cdot \delta(x_i, l)}{\sum_{i \in \tilde{\eta}_s^a} \delta(x_i, l)} \end{cases}$$

上式中 $\tilde{\eta}_s^a$ 表示选择的最优邻域系统. $\mu_{x_i^l}, \sigma_{x_i^l}^2$ 分别代表第 $l(l=0,1)$ 类像元灰度的均值和方差,当某区域被判定为多个目标像元的邻域系统时,就允许该区域的均值和方差适当提高,符合物理规律. 另外,该表达式要求的能量分布有一定规律,也是区分前文中 η_s^0 和 η_s^1 两种邻域系统的重要依据。

2.1.3 生成的 MRF 模型

利用前文给出的先验模型和观测模型,生成的 MRF 模型最终可写为

$$P(\mathbf{x})P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \prod_{i \in S} P(y_i | x_i) \frac{1}{Z} \exp\left\{ \sum_{i \in C_1} V_i(x_i) + \sum_{i,j \in C_2} V_{i,j}(x_i, x_j) \right\} \quad (5)$$

其在位置 i 处的局部后验概率可写为

$$P(x_i | y_i, x_j, j \in \eta(i)) = P(y_i | x_i) \frac{1}{Z} \exp\left\{ V_i(x_i) + \sum_{j \in \eta(i)} V_{i,j}(x_i, x_j) \right\}$$

同样考虑单个点目标的扩散能量至多影响到投影中心相邻的二阶邻域,此处假设位置个数大于 2 的势函数为 0。

2.2 预检测方法

前文介绍可知, MRF 基本原理即是通过构建观测图像 \mathbf{y} 与待标记图像 \mathbf{x} (也称为待处理图像) 之间的概率模型,对待标记图像 \mathbf{x} 进行估计、求解的过程. 而本文所提的预检测过程则可看作是利用观测图像 \mathbf{y} , 通过建立预检测概率模型,估计、求解图像中目标点位置的过程。

2.2.1 先验模型势函数选择

对先验模型中的势函数选择时需要充分考虑本文所提的空间近邻目标跟踪的应用背景,一方面二值化的标记结果 (x_i 取值仅有 0 和 1) 使得势函数 $V_c(\mathbf{x})$ 的多种实现方式比较接近,另一方面,近邻目标检测过程允许同一邻域系统内多个像元被标记为目标且某像元相邻像元为目标时其自身为目标的概率应该更大,故采用经典的 Ising 模型实现先验模型中的势函数:

$$V_{i,j}(x_i, x_j) = \beta_{i,j} \delta(x_i, x_j) \quad (6)$$

$\delta(\cdot)$ 为 Kronecker delta 函数:

$$\delta(a, b) = \begin{cases} 1, & a = b \\ 0, & a \neq b \end{cases}$$

$\beta_{i,j}$ 为 MRF 模型参数。

2.2.2 自适应邻域选择函数

基于 MRF 的图像分类标记任务通常可归结为从输入观测图像估计相应隐含标记图像,本文将检

测问题转换为二元分类标记,从观测模型和先验模型的表达式中可以看出在算法实现过程中,还应该考虑标记结果和邻域系统选择之间相互迭代影响的关系。

正如前文所述,即使考虑简单的二阶邻域系统,也有 η_s^0 到 η_s^{4d} 等多种实现方式. 为保证邻域选择的匹配性,必须设计合适的邻域选择代价函数。

从群目标检测的角度考虑,自适应邻域选择函数需要满足以下特性:当邻域系统内多数像元为背景时,即使有单个像元出现较高观测值(一般为脉冲式噪声),也可将其判为单个主像元的邻域系统 η_s^0 ,进而借助先验势函数的权重减小该像元被判为目标的概率;反之,当邻域系统内多个像元观测值均较高时,可将其判为多个主像元的邻域系统同样可再借助于先验势函数的权重增大该像元被判为目标的概率. 有鉴于此,对传统差分算子计算式进行如下修正:

$$\hat{d}_{\eta_s^a}(y_s) = \hat{y}_s - \frac{1}{|\eta_s^a|} \sum_{r \in \eta_s^a} y_r, \quad (7)$$

式中 $\hat{y}_s = \min_{t \in A_s^{(7)}}(y_t)$.

至此,自适应邻域的选择函数确定为:

$$\tilde{\eta}_s^a = \arg \max_{\eta_s^a} [\hat{d}_{\eta_s^a}(y_s)] \quad (8)$$

2.2.3 群目标检测及量测划分

在建立基于 GMRF 进行预检测的模型后,检测问题转化为对下式求解:

$$\hat{x}_i = \arg \max p(x_s | x_r, r \in \tilde{\eta}_s^a) p(y_s | x_s)$$

Step-1: 以随机值的方式初始化 \hat{x}^0 ;

Step-2: 开始迭代求解,以 \hat{x}^k 为基本假设,利用 10 种不同的邻域形式 $\eta_s^0, \eta_s^1, \eta_s^{2a}, \dots, \eta_s^{4d}$, 结合式(7)分别计算像元点 (i, j) 的灰度值与其邻域灰度的差分 $\hat{d}_{\eta_s^0}, \hat{d}_{\eta_s^1}, \hat{d}_{\eta_s^{2a}}, \dots, \hat{d}_{\eta_s^{4d}}$;

Step-3: 依据像元点 (i, j) 灰度值与其邻域灰度的差分 $\hat{d}_{\eta_s^1}, \hat{d}_{\eta_s^{2a}}, \dots, \hat{d}_{\eta_s^{4d}}$, 利用式(8)选择与像元点 (i, j) 所匹配的邻域 $\tilde{\eta}_s^a$;

Step-4: 依据公式(6)和所选邻域 $\tilde{\eta}_s^a$ 计算像元点 (i, j) 处的势函数 $V_c(y_{(i,j)})$;

Step-5: 以 \hat{x}^k 为基本假设,逐点计算更新 (i, j) 处的 $P(y_i | x_i)$, 直至形成新的 \hat{x}^{k+1} , 进入下一次循环;

Step-6: 多次迭代,当 \hat{x}^k 和 \hat{x}^{k+1} 中的不同标记结果百分比小于阈值或达到最大迭代次数时,认为标记结果稳定,预检测完成;

Step-7: 对预检测后标记为目标点,采用 k-

mean 方法对其聚类,实现量测划分;

3 仿真分析

本文仿真实验采用文献[6]所提出的框架,仿真场景中设置两个天基光学平台,并生成一个由 30 个个体组成的近邻目标群,基本参数同文献[6],考虑到本文算法针对高、低信噪比条件均可适用,有针对性的将实验设置为 A 与 B 两组,实验 A 将 30 个近邻目标个体信噪比设置为 2~6 之间的随机值,作为信噪比较低的对照组;实验 B 将 30 个近邻目标个体信噪比设置为 8~10 之间的随机值作为信噪比较高的对照组. 场景起始时 30 个空间近邻目标开始以随机相对速度扩散,故在天基光学平台的像平面上,目标群会从场景开始时的大块斑状,逐步分裂为多个较小的像元簇,直至每个目标被独立探测到,至此探测跟踪问题就可以纳入传统的多目标跟踪范畴,本文主要研究在此之前的群目标检测和量测划分问题,故仿真中重点选择块状目标和多个像元簇两种情况验证本文算法有效性,文献[8]证明了 H-K 算法在处理此类问题时有效,文献[3]对其加以利用,在传统框架下引入幅度信息实现对群目标跟踪检测,故本文主要比照文献[3]的检测及量测划分方法. 仿真及分析中,本文算法标记为 MRF,文献[3]所提方法标记为 HK.

3.1 块状目标检测及量测划分

在场景开始后 30 s, 30 个目标基本在像平面中心呈现为块状目标,使用本文算法和文献[3]算法进行检测及量测划分,实验 A 效果如图 5.

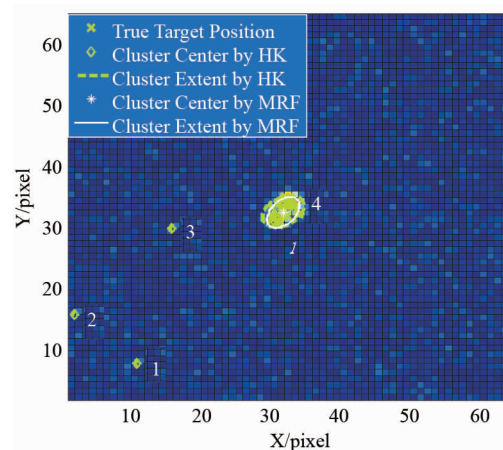


图5 群目标未分离时检测及量测划分结果对比(A)
Fig.5 Detecting & partition before abrupton (A)

图5中 HK 算法量测划分结果以较大的黑体数字标出, MRF 算法的量测划分结果以较小的斜宋体

数字标出,像平面中心的真实目标群被标记为一个量测. HK 算法的量测划分结果中一共在像平面上标记了 4 个量测,除真实目标群 4 号外,还有 3 个虚警点产生. 同一时刻实验 B 效果如图 6.

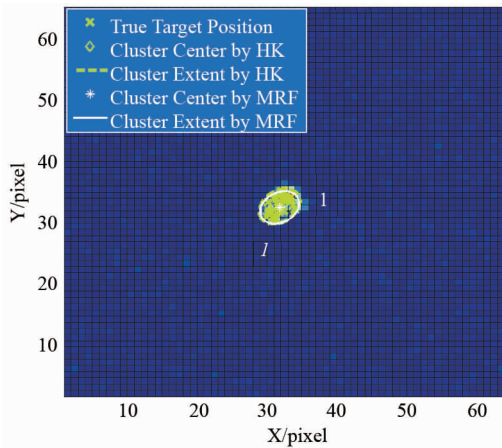


图 6 群目标未分离时检测及量测划分结果对比 (B)

Fig. 6 Detecting & partition before abrupton (B)

根据图 6,当信噪比较高时,两种算法均可正常检测并进行量测划分. 在像平面目标群未分散时,低信噪比条件下,传统方法出现较多虚警点,主要是由于此时目标成斑点存在,过门限初检后疑似点分布规律与恒虚警率检测预期结果不符.

3.2 多个像元簇检测及量测划分

在场景时间开始后 400 s,实验 A 效果如图 7. 在群进一步扩散后,MRF 算法仍可以有效抑制孤立的虚警点,且量测划分比传统 HK 算法更加精细,比如将 HK 算法下的 11 号量测进一步划分为 MRF 算

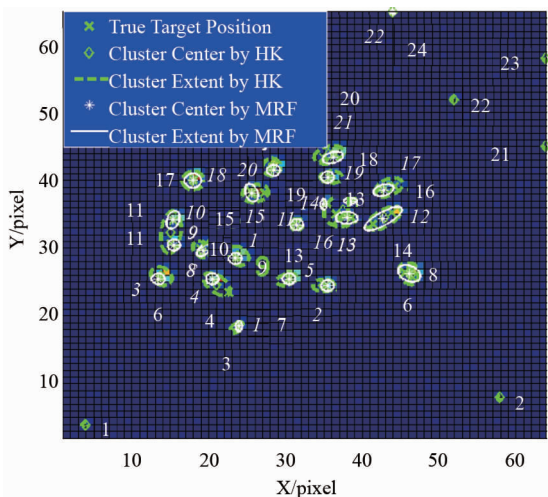


图 7 群目标分离后检测及量测划分结果对比(A)

Fig. 7 Detecting & partition after abrupton(A)

法下的 9 和 10. 同一时刻实验 B 效果如图 8,图中反映结果与前文一致,由于信噪比提高使得虚警点减少,但 MRF 算法仍有其优势.

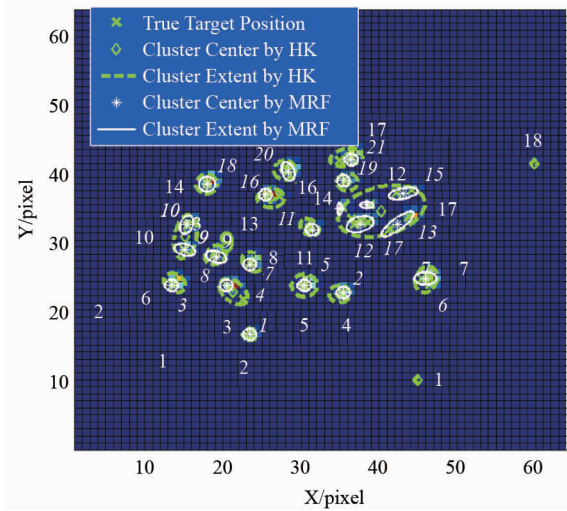


图 8 群目标分离后检测及量测划分结果对比(B)

Fig. 8 Detecting & partition after abrupton(B)

以场景开始时刻至场景时刻 1 000 s 之间的数据为研究对象,对 A 和 B 两组实验结果分别进行统计,得到量化的指标:平均每帧的虚警点个数(统计后取整)和有效检测出 30 个目标(即稳定实现对全部目标的分辨)时的场景时刻,以列表的方式对比 MRF 算法和 HK 算法的上述量化指标,如下.

表 2 算法性能统计

Table 2 Performance of two algorithms

	MRF 算法 平均单帧虚 警点数	HK 算法 平均单帧虚 警点数	MRF 算法 分辨全部 目标时刻	HK 算法 分辨全部 目标时刻
实验 A	2	15	881	929
实验 B	1	3	871	903

从上表统计数据知,所提算法在工程应用中具有一定价值:首先算法将单帧虚警点减少 2/3 以上,且能够适应信噪比较低的情况,可以适当降低对天基光学传感器信噪比等指标的要求;其次,本文算法可提前 30s 左右将群目标逐一划分为不同量测,更早的检测及分辨目标,这是进行目标、诱饵识别及目标高精度跟踪的前提条件.

4 结语

在天基光学系统探测跟踪群目标的应用中,本文针对传统的单帧恒虚警检测后进行量测划分的方法容易引入虚警点或损失目标在像平面信息的问

题,引入一种使用马尔科夫随机场模型进行预检测处理然后进行量测划分的方法,仿真结果表明,相比传统方法:基于马氏随机场模型的群目标检测及量测划分可有效抑制杂波,并可有效利用更多的目标细节信息,对量测进行更精细的划分,可以更早的为后续群目标跟踪等处理提供目标细节信息,在信噪比较低的情况下,性能改善明显。

References

- [1] ZHANG Hui, XU Hui, An Wei, et al. A Gaussian Inverse Wishart PHD filter for group targets tracking based on the interaction multiple models[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张慧,徐晖,安玮,等.一种基于多模型高斯逆 Wishart PHD 滤波器的空间邻近目标跟踪方法. *红外与毫米波学报*), 2014, **34**(2): 206-212.
- [2] LIN Liang-kui, XU Hui, AN Wei, et al. Tracking a large number of closely spaced objects based on the particle probability hypothesis density filter via optical sensor[J]. *Optical Engineering*, 2011, **50**(11): 116401.
- [3] ZHANG Hui. Tracking Techniques for Midcourse Target Complex via Space-based Infrared Sensors [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (张慧.天基红外传感器对中段目标群跟踪技术研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2014: 19-39.
- [4] LIN Liang-kui. Tracking and Super-resolution for Midcourse Ballistic Target Complex via Space-based Infrared Sensors [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (林两魁.天基红外传感器对中段弹道目标群的跟踪与超分辨技术研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2011: 25-35.
- [5] XUE Yong-hong, RAO Peng, FAN Shi-wei, et al. Infrared dim small target detection algorithm based on generative Markov random field and local statistic characteristic[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (薛永宏,饶鹏,樊士伟,等.基于生成 MRF 和局部统计特性的红外弱小目标检测算法. *红外与毫米波学报*), 2013, **32**(5): 431-436.
- [6] LIN Liang-kui, XIE Kai, XU Hui, et al. Research on Infrared Maging Smulation of Midcourse Ballistic Object Target Complex[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (林两魁,谢恺,徐晖,等.中段弹道目标群的红外成像仿真研究. *红外与毫米波学报*), 2009, **28**(3): 218-223.
- [7] ZHONG Ping. Random Field Models for Image Labeling [D]. Changsha: Graduate School of National University of Defense Technology (钟平.面向图像标记的随机场模型研究. 长沙:国防科学技术大学研究生院), 2008: 9-61.
- [8] Constantin J M, Berry M W, Vander Zanden B T. Parallelization of the Hoshen-Kopelman algorithm using a finite state machine[J]. *International Journal of High Performance Computing Applications*, 1997, **11**(1): 34-48.
-
- (上接 598 页)
- [16] PENG Jie, ZHOU Qing, ZHANG Yang-Zhu, et al. Effect of soil organic matter on spectral characteristics of soil[J]. *Acta Pedologica Sinica* (彭杰,周清,张杨珠,等.有机质对土壤光谱特性的影响研究. *土壤学报*), 2013, **50**(3): 517-524.
- [17] JI Wen-Jun, SHI Zhou, ZHOU Qing, et al. VIS-NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (纪文君,史舟,周清,等.几种不同类型土壤 VIS-NIR 光谱特性及有机质响应波段. *红外与毫米波学报*), 2012, **31**(3): 277-282.
- [18] Alina K P. Trace Elements in Soils and Plants[M]. Boca Paton: CRC Press, 2000.
- [19] Stenberg B, Viscarra Rossel R A, Mouazen A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science [J]. *Advances in Agronomy*, 2010, **107**: 163-215.
- [20] Ji W J, Viscarra Rossel R A, Shi Z. Accounting for the effects of water and the environment on proximally sensed vis-NIR spectra and their calibrations[J]. *European Journal of Soil Science*, 2015. DOI: 10.1111/ejss.12239.
- [21] Malley D F, Williams P C. Use of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter[J]. *Environment Science Technology*, 1997, **31**(12): 3461-3467.
- [22] Song X Y, Li F L, Yang Z F, et al. Diffuse reflectance spectroscopy for monitoring potentially toxic elements in the agricultural soils of Changjiang River Delta, China[J]. *Applied Clay Science*, 2012, **64**: 75-85.
- [23] Wu Y Z, Chen J, Ji J F, et al. A mechanism study of reflectance spectroscopy for investigating heavy metals in soils [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2007, **71**: 918-926.
- [24] Wu Y Z, Zhang X, Liao Q L, et al. Can contaminant elements in soils be assessed by remote sensing technology: a case study with simulated data[J]. *Soil Science*, 2011, **176**(4): 196-205.
- [25] Moros J, De Vallejuelo S F O, Gredilla A, et al. Use of reflectance infrared spectroscopy for monitoring the metal content of the estuarine sediments of the Nerbioi-Ibaizabal River (Metropolitan Bilbao, Bay of Biscay, Basque Country) [J]. *Environment Science and Technology*, 2009, **43**: 9314-9320.
- [26] XU Ming-Xing, WU Shao-Hua, ZHOU Sheng-Lu, et al. Hyperspectral reflectance models for retrieving heavy metal content: application in the archaeological soil [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (徐明星,吴绍华,周生路,等.重金属含量的高光谱建模反演:考古土壤中的应用. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(2): 109-114.