

文章编号: 1672-8785(2016)04-0033-05

结合目标特性和局部背景类别 预测的红外小目标检测

刘 源

(中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘 要: 探索了一种结合目标特性和局部背景类别预测的红外小目标检测算法。具体研究了红外天空小目标检测中屏蔽地物虚警的问题。在复杂的红外场景中, 地面物体由于复杂多变造成的虚警会严重影响系统的探测灵敏度和鲁棒性。如果仅从目标特性入手, 难以滤除地物虚警。首先利用新 Top Hat 变换提取出潜目标。然后, 对每个潜目标, 一方面利用目标特性获得一种潜目标为真实目标的可能性度量, 另一方面考虑潜目标一定大小的邻域背景, 根据对背景类别 (天空或者地物) 的预测获得另一种可能性度量。最后, 结合两种度量滤除虚假目标。实验表明, 相比仅考虑目标特性的算法, 本文算法的探测性能有了很大提升。

关键词: 小目标检测; 红外图像; 背景类别预测; 复杂场景

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2016.04.006

Small Infrared Target Detection Based on Target Characteristics and Class Prediction of Local Background

LIU Yuan

(Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: A small infrared target detection algorithm which combines target characteristics with class prediction of local background is proposed. The elimination of false alarms in the detection of small infrared targets in sky is studied in detail. In complex infrared scenes, the false alarms caused by complex and changing ground objects may seriously affect the sensitivity and robustness of a detection system. If the target characteristics are used alone, the false alarms caused by ground objects can be filtered difficultly. Firstly, the latent targets are extracted by using a new Top-Hat transform. Secondly, for each of the latent targets, the likelihood of being true targets is obtained from the target characteristics on the one hand, and another likelihood of true targets is obtained from the prediction of the class label (sky or ground) of the neighboring background on the other hand. Finally, both likelihoods are combined to eliminate the false targets. The experimental results show that compared with the algorithm which uses target characteristics alone, the detection performance of the proposed algorithm is improved greatly.

Key words: small target detection; infrared image; class prediction of background; complex scene

收稿日期: 2016-03-22

作者简介: 刘源 (1989-), 男, 江西上犹人, 博士研究生, 主要从事模式识别与计算机视觉研究。

E-mail: yuan@mail.dlut.edu.cn

0 引言

在复杂的红外场景中，地面物体可能产生与红外小目标类似的响应，造成虚警。因为地物具有多样性，其虚警呈现出不同的形态，因而有可能对小目标检测产生很强的干扰(如图1中的输入图像)。如果只简单地提高检测系统的阈值，势必会影响系统灵敏度。此时，成功屏蔽地物虚警是影响系统性能的关键。

传统的小目标检测方法，通常利用背景估计来滤除背景，在残差图像中获取检测目标。比如文献[1]利用数学形态学的方法，文献[2]利用核回归的方法实现背景的估计，文献[3]专门研究背景的预测问题。这些背景估计方法能够一定程度地抑制背景，突出目标。但是被选择的目标通常只在灰度上表现为“尖峰”区域，对于地物中的某些与目标响应类似的干扰并不能有效地滤除。

为了抑制这种尖峰虚警，本文将背景估计后检测出的目标当成潜目标，并在后续步骤中作进一步判决。判决时，一方面考虑利用潜目标的目标特性，找到更加优化的特征来度量其为真实目标的可能性；另一方面，考虑对潜目标所处的邻域背景的种类进行预测，根据预测值生

成另一种真实目标可能性度量。这种结合背景像素语义信息的途径能够获得更加丰富的潜目标信息，从而增强系统的检测性能。

海天线检测^[4,5]是利用背景像素语义信息检测目标的一种典型应用。在地物虚警屏蔽中，如果能够找到地物和天空的分割线，就能显著提高检测性能。然而，地面场景通常比海面场景复杂，比如，地物天空分割线通常不会是简单的直线(如图1中的输入图像)；分割线可能会很模糊，甚至有时也可能根本没有分割线；地面的复杂物体或者是天空的云会对分割线的检测产生干扰。

因此，本文只对图像的局部即潜目标邻域内的像素进行类别预测，以避免从全局角度考虑像素的语义信息。在增强自适应能力的同时，也能减少计算量，增强系统的实时性。

1 算法原理

图1为系统的示意图。输入提取出的潜目标后，分别利用目标特性和背景类别预测提取出特征向量 f_t 和 f_b ，然后训练分类器 C_t 和 C_b 将特征向量转化成潜目标是真实目标的可能性度量 p_t 和 p_b ，最后利用分类器 C_m 综合两方面信息得到最终的判决，输出真实目标。

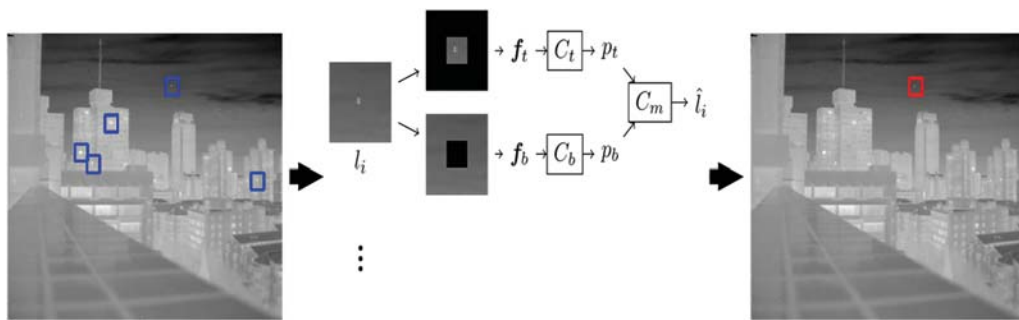


图1 系统示意图

1.1 潜目标提取

潜目标提取采用一种新型 Top Hat 变换^[6](Modified New White Top-hat, MNWTH)。这种变换采用非对称的膨胀和腐蚀结构元素，比传统的 Top Hat 变换能更好地提取出图像中的尖峰。

令 $f(x, y)$ 为输入图像，则

$$MNWTH(x, y) = \max(f - (f \oplus E_d) \ominus E_e, 0) \quad (1)$$

式中， $\oplus$ 和 $\ominus$ 分别为形态学膨胀腐蚀运算， E_d 和 E_e 分别为膨胀腐蚀结构元素。 E_d 为空心结

构元素, 其空心区域的大小需要大于待检测目标的大小。

对 MNWTH 滤波后的图像进行二值化和连通性分析, 即得到潜目标。图 1 中左侧输入图像中用矩形标出了检测出的潜目标。

1.2 基于目标特性的检测

基于目标特性的检测通过提取潜目标像素的统计量描述红外小目标的特性, 从而得到潜目标是真实目标的可能性。本文利用邻域对比度特征^[7](New Top-hat Contrast, nthc) 和潜目标的面积信息组成描述目标特性的特性向量。

nthc 特征通过分析潜目标的邻域和中心区域得到其对比度特征。对比度特征越大, 是真实目标的可能性就越大。nthc 的定义为

$$nthc = \frac{\max(S_t) - \max(S_n)}{\max(S_n) - \min(S_n) + \epsilon} \quad (2)$$

式中, S_t 和 S_n 分别为潜目标的中心区域像素和邻域像素集合。 ϵ 为防止分母为 0 的调整参数。

由式 (2), nthc 可以看成是在局部归一化后的描述小目标强度的特征。为了更好地描述小目标特性, 我们加入了潜目标的面积信息。潜目标的面积定义为潜目标所占像素的数量。从直观上看, 红外小目标的面积与强度具有很强的相关性: 目标距离观测点越远, 则面积越小, 强度越小。我们对训练数据集中的潜目标进行了统计, 分别得到了正负样本中 nthc 和面积的相关系数, 见表 1。由结果可知, 相对于负样本, 正样本间具有很强的正线性相关性。

表 1 nthc 和面积的相关系数

样本类别	nthc 与潜目标面积的相关系数
正样本 (真实目标)	0.674
负样本 (地物虚警)	0.036

结合 nthc 和潜目标面积得到特征向量 $f_t \in R^2$, 经过线性支持向量机 $C_t: R^2 \rightarrow R$, 得到基于目标特性的真实目标可能性度量 p_t 。本文使用的支持向量分类器优化了如下问题^[8]:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l \xi$$

$$s.t. \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (3)$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l$$

1.3 局部背景类别预测

令 t_i 为提取出的一个潜目标, 其所处背景类别为 y_i , $y_i \in \{1, -1\}$, 其中 1 代表天空, -1 代表地物。局部背景类别预测的目的是根据邻域像素估计背景是天空的可能性 p_b , 从而有

$$p_b \propto P(y_i = 1 | f_N) \quad (4)$$

式中, f_N 为潜目标 t_i 不包含中心区域的邻域像素。

为了从邻域像素中提取出用于对背景进行描述的特征向量 f_b , 我们采用非监督学习的方法学习特征表示^[9]。假设考虑的潜目标邻域是以潜目标为中心的一个 $w \times w$ 的图像块 (不包含图像块中心的 $w/3 \times w/3$ 区域), 通过对其进行采样, 可以得到一系列 $d \times d$ (其中 $d \leq w/3$) 的小图像块。对从整个训练数据集中的所有潜目标邻域中提取出的小图像块, 在预处理归一化之后进行 K 均值聚类, 得到 K 个聚类中心 $c_1, \dots, c_K$ 。对于潜目标 t_i , 采样后得到 M 个图像块 $p_1, \dots, p_M$ 。令 $d_{mk} = \|p_m - c_k\|_2$ 为第 m 个小图像块到第 k 个聚类中心的距离, 则有:

$$(f_b)_k = \sum_m \max(0, \mu_k - d_{mk}) \quad (5)$$

$$\mu_k = \frac{1}{M} \sum_m d_{mk} \quad (6)$$

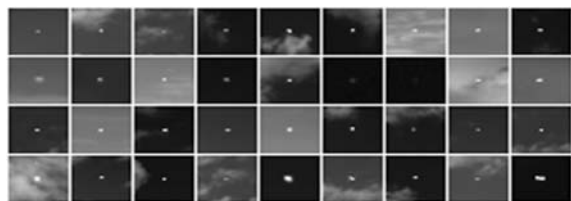
计算出潜目标对应的背景特征向量 $f_b \in R^K$ 后, 经过线性支持向量机 $C_b: R^K \rightarrow R$, 得到 p_b 。

1.4 融合目标特性和背景信息

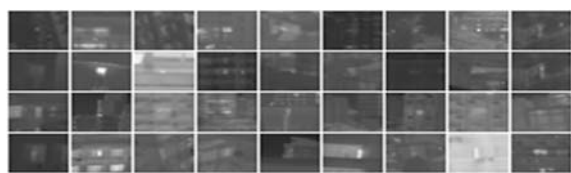
综合目标特性的输出和背景类别预测的输出, 得到潜目标 t_i 的特征向量 $f = [p_t, p_b]^T$, 最后经过线性支持向量机 $C_m: R^2 \rightarrow R$, 得到潜目标类别的估计 $\hat{l}_i$ 。

2 实验

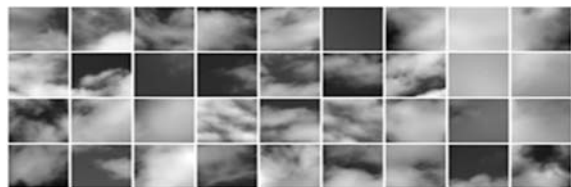
为了测试系统性能,我们建立了一个潜目标数据集。数据集总共有 1137 个潜目标,其中 797 个样本用于训练模型,另外 340 个样本当做测试数据。示例样本如图 2(a-b) 所示。



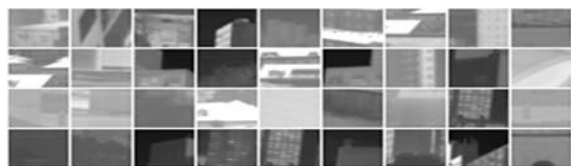
(a) 真实目标示例



(b) 地物虚警示例



(c) 补充数据集中的天空图像



(d) 补充数据集中的地物图像

图 2 数据集图像示例

2.1 实验参数

由于小目标的大小通常被认为不大于 80 个像素^[10],因此在以下的实验中令潜目标中心目标区域大小为 9×9 ,考虑的邻域范围为潜目标周围 27×27 大小的图像块。

在局部背景类别预测中,聚类数 K 通常较大, f_b 维度较高,最好用较多的数据进行训练。又由于该步仅考虑潜目标所在的背景,因此可以从训练图像中没有潜目标的天空或地物区域采样同样大小的图像块做为补充训练集。我们对训练图像中的天空和地物区域(不包含潜目标)进行步长为 1 的密集采样,然后去除样本冗余,筛

选得到正负各 600 个样本作为补充训练样本,如图 2(c-d) 所示。

利用补充后的 1997 个训练样本,经过多轮 k -折叠交叉验证,我们在实验中令聚类数 $K = 400$,小图像块大小 $d = 3$,三个线性分类器 C_t 、 C_b 、 C_m 的正则化参数分别为 1、0.005、1。

在训练背景类别预测分类器 C_b 时,为了验证增加训练样本对最终分类结果的影响,我们将不同数量的补充训练样本加入到 C_b 的训练中。交叉验证的结果如图 3 所示。由图 3 可见,补充训练样本能够起到增强系统检测性能的作用。在后续实验中,我们将 1200 个补充样本全部加入到了 C_b 的训练中。

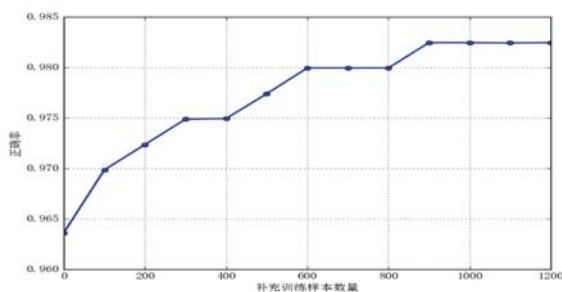


图 3 交叉验证补充训练样本数量对系统检测正确率的影响

2.2 实验结果与分析

表 2 误检样本示例

算法	漏检(假阴)	虚警(假阳)
目标特性		
背景信息		
综合后		

表 2 给出了仅利用目标特性、仅利用背景类别预测和综合二者后系统的误检样本示例(其中利用目标特性的结果仅给出了部分误检样本)。由表 2 可见,综合后的系统能够正确处理分别利用目标特性和背景信息判决时产生的大部分分歧,让二者相互补充。虽然系统最终仍然产生了一个由于背景类别预测造成的漏检,但所有目标特性疑似度很高的虚警均被拒绝了。

为了定量评价算法的性能,我们选择如下算法进行比较: $nthc$ 特征、 lcm 特征^[10] 和 k 近邻(经过交叉验证,选择 $k = 1$) 算法。各算法的正

确率和 ROC(Receiver Operating Characteristic) 曲线分别如表 3 和图 4 所示。从正确率来看, lcm 特征略好于 nthc 特征。两个特征的原理类似, 均是基于局部对比度的特征。lcm 特征对响应较强的目标具有比较好的性能, 鲁棒性也强。但是对微弱目标的检测灵敏度要差于 nthc 特征。不过两种特征并未很好地考虑地物虚警这种强干扰, 所以性能上甚至差于 k 近邻算法。在利用目标特性时加入潜目标面积后, 本文算法性能比 nthc 特征有了很大提升。背景类别预测也有很好的检测性能。最终结合目标特性和背景类别预测后, 系统的性能得到了提升。

表 3 算法正确率对比

算法	正确率
<i>nthc</i>	0.835
lcm	0.847
k 近邻 ($k=1$)	0.871
本文算法 (目标特性)	0.912
本文算法 (背景信息)	0.985
本文算法	0.997

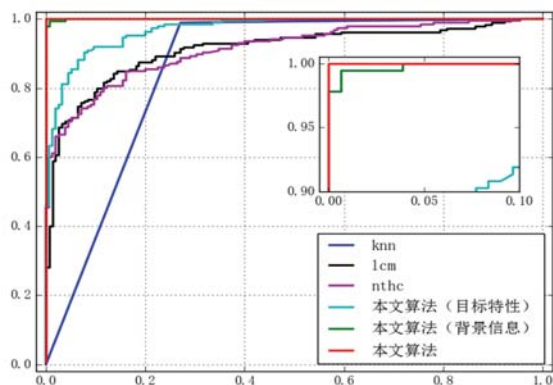


图 4 各算法 ROC 曲线对比

3 结论

为了解决红外小目标检测中地物产生的强烈干扰, 研究了一种综合目标特性和局部背景类别预测的方法。在利用目标特性进行检测时, 考

虑到目标强度和面积具有一定相关性的先验知识, 提出了结合潜目标的 *nthc* 特征和面积信息进行检测的思路。在背景类别预测时, 采用了非监督学习的方法从数据中学习特征表示。最终的实验表明, 背景类别预测信息能够很好地屏蔽地物的虚警, 取得很高的检测性能; 结合目标特性之后, 系统检测性能也进一步得到了提升。

参考文献

- [1] Victor T. Tom, Tamar Peli, May Leung, et al. Morphology-based Algorithm for Point Target Detection in Infrared Backgrounds [C]. Proc. SPIE, 1993, **1954**(1): 2–11.
- [2] Yanfeng Gu, Chen Wang, Baoxue Liu, et al. A Kernel-Based Nonparametric Regression Method for Clutter Removal in Infrared Small-Target Detection Applications [J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 2010, **7**(3):469–473.
- [3] 尹丹艳. 基于背景预测的红外小目标检测 [M]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- [4] 刘松涛, 周晓东, 王成刚. 复杂海空背景下鲁棒的海天线检测算法研究 [J]. *光电工程*, 2006, **33**(08):5–10.
- [5] 刘士建, 吴滢跃, 蔡能斌. 低 SNR 海天提取算法 [J]. *红外与激光工程*, 2013, **42**(12):3491–3495.
- [6] Xiangzhi Bai and Fugen Zhou. Analysis of New Top-hat Transformation and the Application for Infrared Dim Small Target Detection [J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(6):2145–2156.
- [7] 刘源, 汤心溢, 李争. 基于新 Top Hat 变换局部对比度的红外小目标检测 [J]. *红外技术*, 2015, **37**(07):544–552.
- [8] Chang C C and Lin C J. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, **2**(3):1–27.
- [9] Adam C, Andrew Y N, and Lee H. An Analysis of Single-layer Networks in Unsupervised Feature Learning [C]. International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2011:215–223.
- [10] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(1):574–581.