

基于复杂度的自适应门限弱小目标检测方法*

李欣, 赵亦工, 郭伟

(西安电子科技大学 模式识别与智能控制研究所, 西安 710071)

摘要:针对红外弱小目标检测问题,提出了一种基于图像复杂度的自适应门限目标检测方法.讨论了天空中四类不同区域的图像信息熵.图像信息熵虽然较好地表达了图像的平均信息量,但对图像的突变点不敏感.将它改进得到图像方差加权信息熵,其较好地反映了图像的复杂度特征.将图像方差加权信息熵作为图像复杂度的定量描述,用两种特定的分析模板对图像复杂度进行分析.在目标区域中,两种分析模板得到的复杂度差异较大,而非目标区域的两种复杂度则基本没有差异.算法获取两种分析模板下的复杂度图像,再对两种复杂度图像做差,得到复杂度差值图像.对差值图像建立指数模型得到自适应分割门限完成目标检测.实验结果表明,该方法对低信杂比的红外云层背景弱小目标图像具有良好的检测效果.

关键词:图像信息熵;图像复杂度;红外弱小目标;目标检测

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2009)08-2144-6

0 引言

当代武器系统中,由于雷达的盲区和反辐射导弹的发展,红外弱小目标检测日益成为关键技术,如何提高检测距离,以争取有利时机获取来袭目标的信息成为决定现代战争胜负的重要因素.在过去的几十年中,弱小目标领域的检测算法不断涌现^[1-7],其中背景抑制算法是该领域的一个重要方向.传统的背景抑制算法^[1-5]是通过模板周围像素对模板中心像素进行预测来抑制背景,这种方法对灰度平缓区域是有效的,但对天空中云杂波抑制不是很理想,给后续的目标检测带来了一定的难度.

本文从图像复杂度的角度对红外弱小目标图像进行分析,提取出构成图像的四类基本区域——净空区域、云中区域、云边缘区域、弱小目标区域,并基于图像信息熵构造了新的图像区域复杂度特征.图像信息熵虽然较好地反映了图像的平均信息量,但对图像中的突变点不敏感.本文将改进后得到的图像方差加权信息熵,更好地表达了图像的复杂度特征.通过双模板对红外云层背景弱小目标图像的复杂度特征进行更进一步的分析计算,得到复杂度差值图像,在差值图像中云杂波背景得到了较好的抑制,目标区域与非目标区域复杂度特征之间较大的差距,再通过图像分割完成弱小目标的检测.实验结果表明该算法对云杂波的抑制优于传统的背景抑制方法,能准确检测出红外云层背景中的弱小目标.

1 图像复杂度

1.1 基于图像信息熵的复杂度定量描述

给定一幅灰度级为 N 的红外图像,图像中所有灰度值为 s 的象素构成集合 S . 设 p_s 是图像中灰度 s 出现的概率,则 S 的概率空间可表述为

$$[S \cdot P] \begin{cases} S: & 0 \ 1 \ \dots \ s \ \dots \ N-1 \\ P(S): & p_0 \ p_1 \ \dots \ p_s \ \dots \ p_{N-1} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $0 \leq p_s \leq 1 (s=0, 1, \dots, n-1)$; $\sum_{s=0}^{N-1} p_s = 1$

图像的信息熵定义为

$$H(S) = - \sum_{s=0}^{N-1} p_s \log p_s \quad (2)$$

式中:当 $p_s = 0$ 时 $p_s \log p_s = 0$

图像的信息熵表达了图像所含的平均信息量,反映了图像的复杂度特征.下面我们用基于图像信息熵的复杂度对红外云层背景下的弱小目标图像中的四类不同区域进行分析.

如图 1,分别从红外云层背景下的弱小目标图像中抽取四个子图,标记为①~④.它们依次代表了

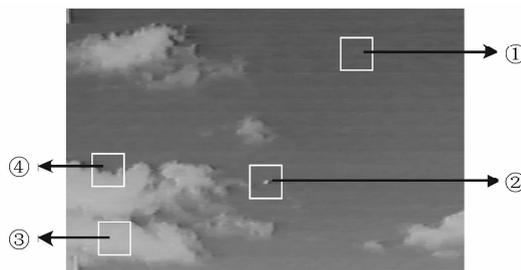


图 1 红外云层背景弱小目标图像中抽取四类区域
Fig. 1 Four region-classes in infrared images with dim small target in clouds cluster backgrounds

* 国家自然科学基金(60572151)资助

Tel: 029-88333200-13 Email: snow_sky0213@yahoo.com.cn

收稿日期: 2008-06-06

修回日期: 2008-09-20

图像中的净空区域、目标区域、云中区域和云边缘区域. 用式(2)计算出各子图像的信息熵, 计算结果列于表 1 中第四列.

表 1 不同类别区域的信息熵和方差加权信息熵

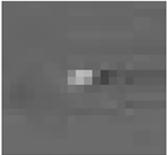
图像序号	图像类型	图像	图像信息熵	图像加权信息熵
①	净空区域		0.00000	0.00000
②	目标区域		6.04404	403.38104
③	云中区域		7.80980	3.64003
④	云边缘区域		8.63489	483.10775

表 1 中净空区域和云中区域图像灰度分布较为平坦, 目标区域和云边缘区域图像的灰度分布较为复杂. 第四列为各子图像的信息熵, 其中, 净空区域的信息熵最小, 云边缘区域的信息熵最大. 从图像复杂度的角度讲, 信息熵的度量结果基本符合人眼视觉感观, 但却不利于弱小目标检测. 从弱小目标检测的角度讲, 我们期望的特征量顺序由大到小为④、②、③、①, 并且平缓类型区域与复杂类型的区域特征量最好具有较大的类间距, 以便于后期的图像分割. 从实验结果看, 按图像信息熵所得到的图像平坦区域与图像复杂区域的特征差异较小, 这会给后期进行图像分割增加了难度.

产生上述实验结果的根本原因在于图像信息熵虽然较好的表达了图像的平均信息量, 但对图像的突变点不敏感, 这就使得目标对图像信息熵的影响非常有限, 从而导致其图像的信息熵小于云中区域图像的信息熵. 基于以上分析, 本文在保持图像信息熵原有性质的基础上对其进行改进: 1) 增加其对图像突变点的敏感性; 2) 加大图像平缓区域与复杂区域特征之间的类间距. 为此, 本文对原图像信息熵定义进行改进, 提出了图像方差加权信息熵.

1.2 基于图像方差加权信息熵的复杂度定量描述

图 2 为从红外云层背景的弱小目标图像中任意抽取的一个图像区域.

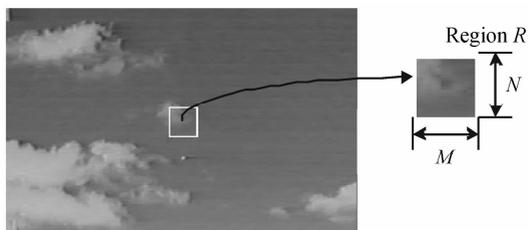


图 2 图像中抽取任意区域 R

图 2 Region R of the original image

如图 2, 若任意抽取区域 R 的中心点在图像中的坐标为 (x, y) , 区域的长和宽分别为 M, N , 则该区域 R 的图像方差加权信息熵定义式^[7]

$$H'(T) = - \sum_{t=0}^{t=N-1} (t - \bar{R})^2 \cdot p_t \log p_t \quad (3)$$

式中: 当 $p_t = 0$ 时 $\log p_t = 0$

式(3)中, t, T 和 p_t 的含义与式(1)中的 s, S 和 p_s 的含义相同, \bar{R} 是区域 R 的灰度均值. 对比原图像信息熵的定义式, 将每个灰度级进行图像信息熵计算时乘以权值 $(t - \bar{R})^2$, 方差权值的引入使得新的信息熵对图像中的突变点变得更加敏感, 而且加大了平缓类型区域与复杂类型区域特征之间的距离.

用图像的方差加权信息熵对图 1 中抽取的四类区域进行讨论, 不同类型区域的图像方差加权信息熵计算结果列于表 1 中第五列. 从计算出结果来看, 四类区域的图像方差加权信息熵从大到小依次为: ④、②、③、①, 这符合所期望的排列顺序. 此外, 目标区域和云边缘区域都达到了 400 以上, 而净空区域和云中区域均小于 4, 平缓类型区域与复杂类型区域的方差加权信息熵特征之间具有较大的类间距, 这为后期进行图像分割创造了良好的条件. 本文采用图像方差加权信息熵作为图像复杂度的定量描述, 用以进行弱小目标检测.

2 目标检测

2.1 图像中四类区域图像复杂度分析

红外云层背景的弱小目标图像含有三种物体: 净空、云和目标. 根据它们灰度分布的不同, 可分为四类区域: 净空区域、云中区域、云边缘区域和目标区域. 图 2 分别列出了这四类区域的灰度分布.

如图 3, 净空区域和云中区域的灰度分布都集中在其均值附近, 这些区域的灰度变化很平缓, 复杂度特征较小; 目标区域直方图中大部分灰度分布较为集中, 少数灰度分布在离均值远的地方, 这部分分布较为离散的灰度加大了图像的复杂度特征; 云边缘区域直方图中灰度分布出现双峰, 其图像复杂度最大. 根据式(3)对图像复杂度特征的定量描述, 复杂度特征和灰度分布呈现出这样的关系: 灰度分布

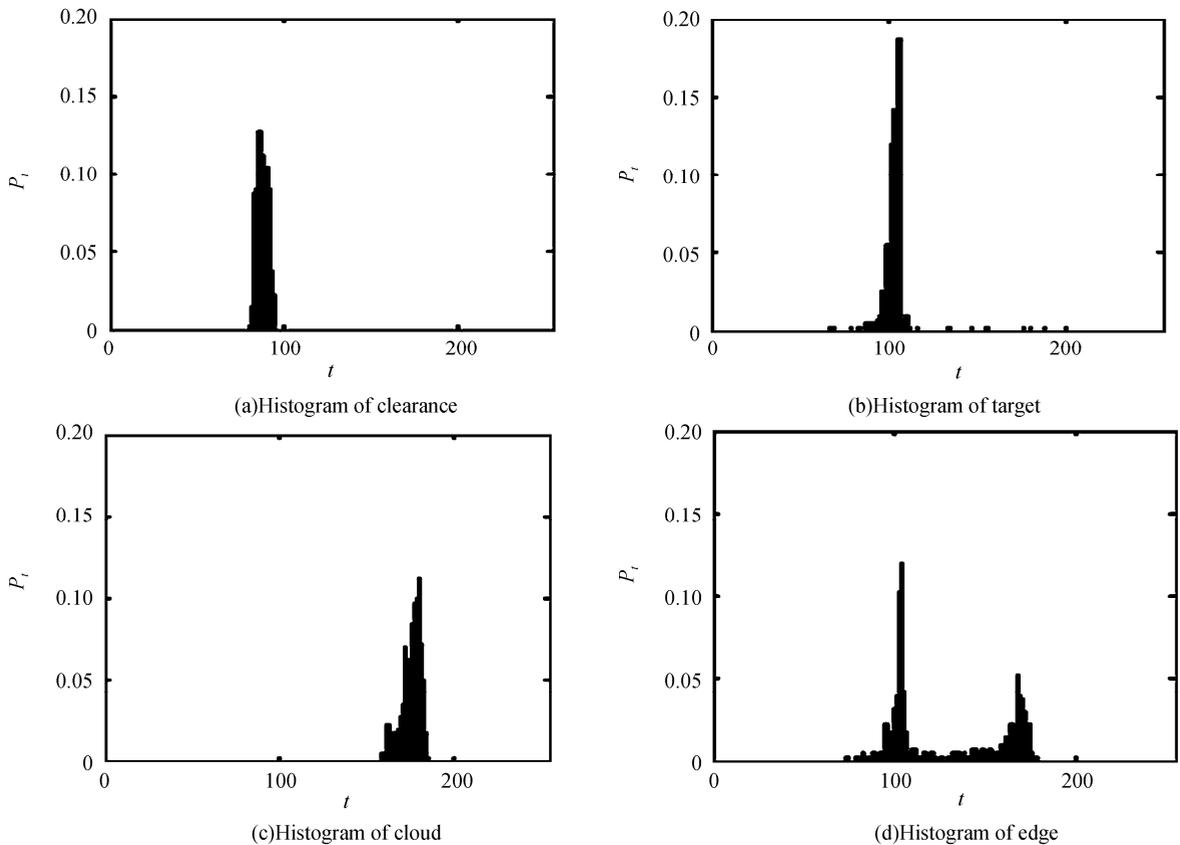


图3 四类区域的灰度直方图

Fig. 3 Grey histograms of four region-classes

越分散图像复杂度越大,灰度分布越集中图像复杂度越小.

2.2 双分析模板目标检测方法

云边缘区域和目标区域图像都有着较高的图像复杂度,这给两类区域的判别带来了困难,但它们有本质区别.云边缘区域位于净空与云的过渡带上,其灰度分布较为分散,从而使其复杂度高;目标区域则是由于目标灰度和背景灰度的差异较大,个别目标点的存在导致其图像复杂度高.

本文采用如下模板对图像复杂度进行分析.

图4(a)是分析模板1,上面计算出的图像复杂度均由此模板计算出,其大小为 $L \times L$.图4(b)是分析模板2,复杂度计算时计算模板中的斜线部分,模

板大小为 $L^2 - K^2$.下面给出两个模板的灰度级 t 出现的概率计算公式

$$p_{t_1} = n_1 / L \times L \quad (0 \leq t_1 < N) \quad (4)$$

$$p_{t_2} = n_2 / (L^2 - K^2) \quad (0 \leq t_2 < N) \quad (5)$$

式中, $t_1(t_2)$ 是模板1(模板2)中出现的灰度值, $n_1(n_2)$ 是灰度级 $t_1(t_2)$ 在模板1(模板2)中像素的个数,等式右边分母 $L \times L(L^2 - K^2)$ 是模板1(模板2)中含有的像素总数,于是 $t_1(t_2)$ 和 $p_{t_1}(p_{t_2})$ 就对应式(1)的概率空间,再结合式(3)就可以计算出图像的复杂度,记为 $H_1'(T)(H_2'(T))$.

下面就两个分析模板得到的四类区域的图像复杂度作以分析,表2列出了分别用分析模板1、2计算得到的不同区域的图像复杂度及其差值.

表2 不同分析模板计算四类区域的图像复杂度及差值表

图像说明	模板1计算出的复杂度	模板2计算出的复杂度	复杂度差值
净空区域	0.000 000	0.000 000	0.000 000
目标区域	403.381 042	0.310 724	403.070 318
云中区域	3.640 035	3.864 344	-0.224 309
云边缘区域	483.107 758	520.919 678	-37.811 92

由表2可知,对于净空区域和云中区域,由于分析模板2中去掉的中心区域不改变其灰度分布特性,两个分析模板得到的图像复杂度差值小;对于目标区域,由于分析模板2将目标区域剔除,也就去除

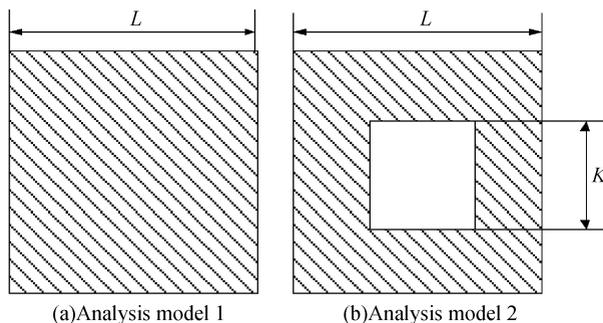


图4 分析模板
Fig. 4 Analysis models

了影响其复杂度较大的因素,其图像复杂度差值大;对于云边缘区域,分析模板 2 中去掉的中心区域并不改变其灰度过渡特性,其图像复杂度差值较小。

从前文的分析和实验结果得知,用不同分析模板计算出的图像复杂度,在目标区域有较大变化,而在非目标区域图像复杂度变化不大。据此,可以利用下面的方法分别生成由分析模板 1 和 2 得到的复杂度图像及其它们的差值图像。

将模板 1 和 2 计算出的图像复杂度分别作为模板中心点的灰度值,得到不同模板的复杂度图像(式(6)和(7))

$$I_1(x, y) = H_1'(S) \quad (6)$$

$$I_2(x, y) = H_2'(S) \quad (7)$$

式(6)和(7)中, (x, y) 表示分析模板中心点在图像中的位置坐标, $I_1(x, y)$ ($I_2(x, y)$) 表示复杂度图像在 (x, y) 处的灰度值。

复杂度差值图像由式(8)计算得到

$$I_3(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \quad (8)$$

式(8)中, $I_3(x, y)$ 为复杂度差值图像在 (x, y) 处的灰度值。

2.3 自适应门限分割方法

在复杂度差值图像中天空背景区域得到了抑制目标区域得到了增强,对其进行分割就能完成目标检测。为了确定自适应的分割门限,我们对差值图像

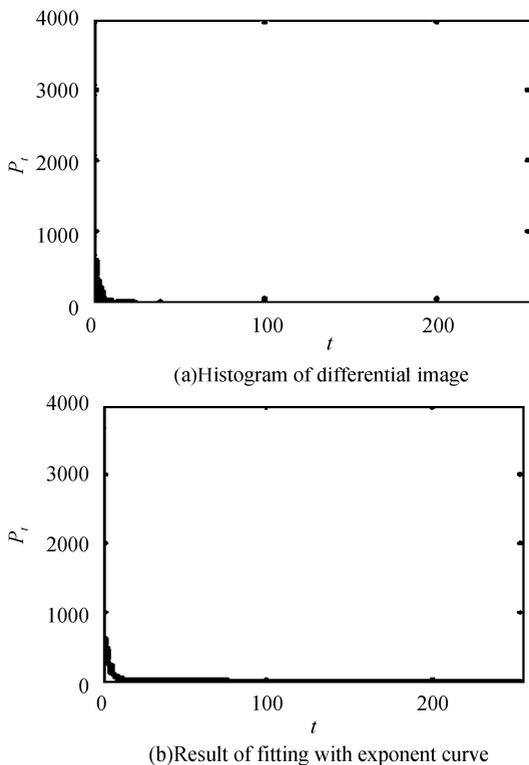


图5 差值图像的灰度直方图和指数拟合曲线
Fig. 5 Histogram of differential image and its fitting with exponent curve

进行分析,图 5(a)为将图 1 中图像进行复杂度计算得到差值图像的直方图。

从图中可看出,直方图灰度分布类似指数分布,利用指数模型对其进行建模,模型见式(9)

$$Y(t) = AB^t \quad (9)$$

式(9)中, t 为图像灰度级, $Y(t)$ 为灰度级 t 对应的像素个数, A 、 B 为指数模型的两个参量,利用最小二乘准则对其进行拟合,可以得到这两个参量的估计值,从而确定图像满足的指数模型。

$$A = \exp \left[\frac{\sum_{t=1}^{N-1} \ln Y(t) - \sum_{t=1}^{N-1} t(\ln Y(t+1) - \ln Y(t))}{N-1} \right] \quad (10)$$

$$B = \exp \left[\frac{6 \sum_{t=1}^N t \ln Y(t) - 3N(N+1) \ln A}{N(N+1)(2N+1)} \right] \quad (11)$$

式(10)和(11)为通过最小二乘拟合得到指数模型的两个参量 A 和 B 的计算公式,其中 N 为图像的灰度级个数。图 5(b)为拟合结果,为得到的拟合曲线,从结果中可以看出,拟合指数模型较好地表达了图像的灰度分布。

拟合得出指数参量 A 和 B 后,将其带入式(9),可以根据指数模型计算出图像每个灰度对应的像素个数。取分割门限为 t_0 , t_0 满足当灰度级大于 t_0 时计算得到的像素个数均小于 1,即式(12)。

$$\text{th} = t_0 \quad \text{当 } t > t_0 \text{ 时 } AB^t < 1 \quad (12)$$

根据建立指数模型计算出自适应分割门限后,按照式(13)对图像进行分割完成目标检测。

$$\text{result_img}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_3(x, y) > \text{th} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

3 实验结果及分析

本文选用实地录取的长波红外云层背景弱小目标图像进行仿真实验。仿真使用 3 幅图像,图像大小为 250×160 ,复杂度计算窗口 K 选取 3, L 选为 9,图 6 列出了其中三帧图像的本算法实验结果和传统方法背景抑制的结果。

图 6 列出了三幅红外云层背景弱小目标图像的仿真结果。其中,第一行为原始图像,第二行为三幅图像的信杂比,第三行为分析模板 1 计算得到的复杂度图像,可以看到,云中区域和净空区域的图像复杂度较低,云边缘区域和目标区域图像复杂度较高。

四行为分析模板 2 计算得到的复杂度图像,非目标区域的图像复杂度大小与模板 1 计算得到的基本一致,而目标区域的图像复杂度较小,这与模板 1 得到的复杂度有较大差异。另外,目标区域的周围存在一个方框,这是由于周边计算时,包含了目标导致的。

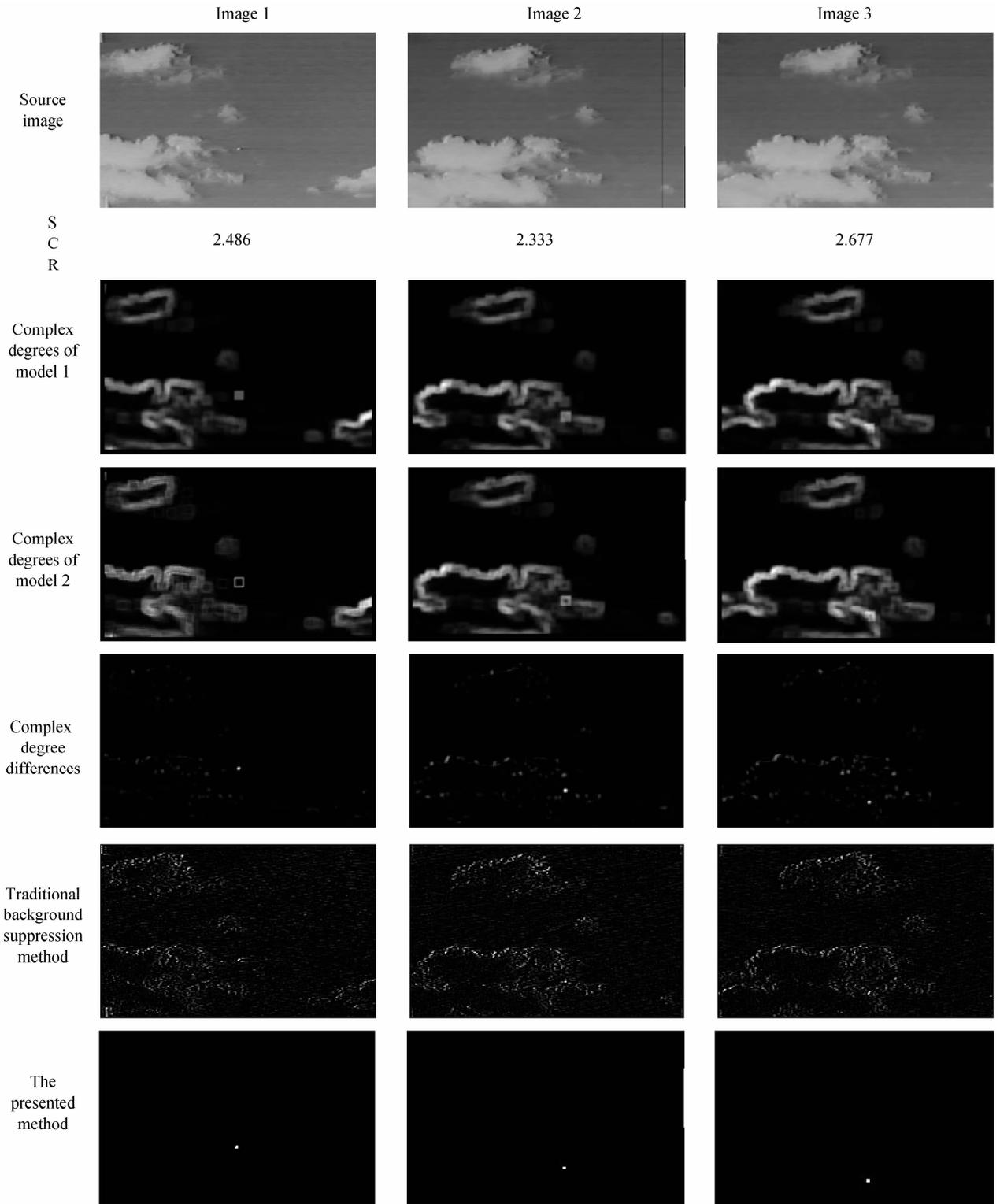


图 6 实验结果

Fig. 6 Experiment results

第五行为复杂度差值图像,其中云杂波区域得到了较好的抑制,目标区域有明显的优势;第六行为背景预测方法^[1]得到的背景抑制图像,对比第五行的相应结果,本文算法对云杂波的抑制优于传统的背景预测方法。

从实验结果可以看出,本文的算法对云杂波的抑制优于传统的背景抑制方法,同时,得到的目标区

域也比传统的背景抑制算法有着明显的优势,对差值图像的分割准确的检测出了目标。

4 结论

本文采用图像方差加权信息熵作为图像复杂度的定量描述,讨论并分析了天空中四类区域的灰度分布与图像复杂度的关系,提出了一种基于图像复

杂度的自适应门限红外弱小目标检测算法. 在单帧背景抑制处理方面,与传统的背景抑制方法不同,本文没有用模板周围的象素来对中心的象素进行预测来抑制背景,而是用图像复杂度对天空中四类区域分别作以讨论,深入分析了目标区域和云边缘区域复杂度较高的本质原因,并据此构造了用不同分析模板对图像复杂度进行分析,得到复杂度差值图像. 在差值图像中,云杂波得到了较好的抑制,目标区域有明显的优势,最后对差值图像进行建模得到自适应门限分割差值图像完成检测. 实验结果表明,该方法较好地抑制了天空中的背景,准确地检测出了低信杂比条件下红外云层背景图像中的弱小目标.

参考文献

- [1] ZHAO Yi-gong, ZHU Hong. Detection of weak and small moving infrared targets by adaptive prediction of background [J]. *J Infrared Millim Waves*, 1999, **18**(4): 305-310.
赵亦工,朱红. 基于背景自适应预测的红外运动目标检测[J]. 红外毫米波学报, 1996, **18**(4): 305-310.
- [2] PENG Jia-xiong, ZHOU Wen-lin. Infrared background suppression for segmenting and detecting small target[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, **27**(12): 47-51.
彭嘉雄,周文琳. 红外背景抑制与弱小目标分割检测[J]. 电子学报, 1999, **27**(12): 47-51.
- [3] WU Wei, PENG Jia-xiong. Algorithm of infrared background suppression and small target detection[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2003, **32**(2): 148-152.
吴巍,彭嘉雄. 红外背景抑制与弱小目标检测算法[J]. 红外与激光工程, 2003, **32**(2): 148-152.
- [4] XU Jun, XIANG Jian-hua, LIANG Chang-hong. Small target detection based on maximum background model in IR images [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2002, **30**(4): 15-19.
徐军,向建华,梁昌洪. 最大化背景模型用于检测红外图像中的弱小目标[J]. 光子学报, 2002, **31**(12): 1483-1486.
- [5] YUAN Hui-jing, wang Yong-tian. A new denoising method for small target detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(5): 609-612.
袁慧晶,王涌天. 一种抗干扰的弱小目标检测方法[J]. 光子学报, 2004, **33**(5): 609-612.
- [6] SUN Yu-qiu, ZHENG Sheng, TIAN Jin-wen, et al. Infrared image dim small target detection based-on double energy accumulation[C]. *SPIE*, 2005, **5985**: 3S-1-3S-5.
- [7] YANG Lei. Study on infrared small target detection and tracking algorithm under complex backgrounds[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2006: 27-38.
杨磊. 复杂背景条件下的红外小目标检测与跟踪算法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2006: 27-38.

Adaptive Threshold Detection Method for Dim and Small Target Based on Image Complex Degree

LI Xin, ZHAO Yi-Gong, GUO Wei

(Research Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to detect dim and small infrared targets, a new approach based on image complex degree is proposed. Four image information entropies of different regions are discussed. Image information entropy describes the average information contents efficiently, but insensitive to point mutations. So information entropy weighted by image variance is introduced to describe image complexity. Two specific analysis models are utilized to obtain image complexity features. It is found that there is much difference in target regions, while almost no difference in non-target regions. After the establishment of the self-adaptive exponent models for the difference image of two complexity features, the dim and small targets can finally be detected with self-adaptive threshold processing. Experimental results show that the proposed method can detect dim and small targets in clouds cluster image with low SCR very efficiently.

Key words: Image information entropy; Image complex degree; Dim and small target; Target detection



LI Xin is a Ph. D. degree candidate for pattern recognition and intelligent control at Xidian University. His research interests focus on image processing, target detection, and pattern recognition.