

## 基于改进的局部反熵算子的小目标检测

邓鹤<sup>1</sup>, 魏艳涛<sup>1</sup>, 童名文<sup>1</sup>, 瞿少成<sup>2</sup>

(1. 华中师范大学 信息与新闻传播学院, 湖北 武汉 430079; 2. 华中师范大学 物理科学与技术学院, 湖北 武汉 430079)

**摘要:** 利用小目标的出现会导致局部反熵值发生较大变化这一特性, 提出了基于改进的局部反熵算子和改进的区域生长技术的小目标检测新方法。该方法首先利用改进的局部反熵算子构建局部反熵图抑制小目标图像背景, 然后采用改进的区域生长技术有效地检测小目标。仿真实验结果表明, 所提出的方法能快速和准确地检测出复杂背景下的的小目标。

**关键词:** 小目标; 局部反熵算子; 背景抑制; 区域生长; 目标分割

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)04-0060-10

## Small target detection based on modified local reverse entropy operator

DENG He<sup>1</sup>, WEI Yan-tao<sup>1</sup>, TONG Ming-wen<sup>1</sup>, QU Shao-cheng<sup>2</sup>

(1. College of Information Technology, Journalism and Communications, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;

2. College of Physics Science and Technology, Central China Normal University, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** A small-target detection approach was proposed, which is based on the modified local reverse entropy operator and the improved region growing technology. The approach adopted the fact that the emergence of small target could lead to the large change of local reverse entropy. The proposed approach made use of the local reverse entropy map to suppress the small-target image background, and then adopted the improved region growing technique to effectively detect small targets. Experimental results show that the proposed approach can detect small targets accurately and quickly.

**Key words:** small target; local reverse entropy operator; background suppression; region growing; target segmentation

### 1 引言

小目标检测技术在军事领域(如精确制导、预警)和民用领域(如医学图像异常点检测、地质分析、工业探伤、海面人员搜救)都得到了十分广泛的应用。因此, 这类技术的研究受到了国内外众多学者持续的普遍关注, 且有许多研究成果发表在国际上一些著名学术刊物上<sup>[1-10]</sup>, 如《Pattern Recognition》、《IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelli-

gence》、《IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems》。国际光学工程学会 SPIE 自 1989 年起, 每年举办“signal and data processing of small targets”国际会议, 专门讨论有关小目标处理方法的软、硬件实现问题。

小目标检测技术大致可以分为检测前跟踪(TBD, track-before-detect)和跟踪前检测(DBT, detect-before-track)2 类<sup>[7]</sup>。前者易于建立相对较完整的理论模型和处理方法, 但其计算相对复杂, 硬

收稿日期: 2012-07-06; 修回日期: 2012-12-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074046); 教育部人文社科基金资助项目(10YJC880113); 湖北省自然科学基金资助项目(2011CDB163); 中央高校基本科研业务费基金资助项目(CCNU120002040471, CCNU10C01003); 华中师范大学科研启动基金资助项目(CCNU12T03040)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (61074046); The Ministry of Education of Humanities and Social Science Project (10YJC880113); The Natural Science Foundation of Hubei Province (2011CDB163); Fundamental Research Funds for the Central Universities (CCNU120002040471, CCNU10C01003); Scientific Research Starting Foundation of Central China Normal University (CCNU12T03040)

件实现较麻烦；后者计算简单，便于程序模块化实现，在实时目标检测领域发挥主要作用。从整体上看，DBT 算法由图像预处理(包括图像去噪、背景抑制等)、目标检测(包括图像分割、目标识别等)和目标跟踪 3 部分构成，其中，背景抑制和图像分割这 2 个环节尤为重要。

小目标是指目标的成像尺寸属性，SPIE 中定义的小目标是指目标成像尺寸小于图像尺寸的 0.12%，因此，小目标尺寸小、强度弱，一般淹没在背景和噪声中，且没有大小、形状、纹理特征，很难直接被检测出。小目标图像的预处理，目的是抑制背景、增强目标，提高图像的信噪比<sup>[1-3]</sup>，是小目标检测必不可少的步骤。针对不同的应用环境，国内外学者提出了多种图像预处理方法。常见的方法包括基于有限或无限冲击响应滤波器抑制算法、基于点估计的多帧时间域集成算法<sup>[3]</sup>、顶帽变换<sup>[2]</sup>、自适应滤波技术等，这些算法在小目标检测中得到了广泛应用。但这些算法要求背景的统计特性不变或缓慢变化，因此它们对非平稳、非线性、快速变化背景的抑制效果不理想。为抑制非平稳、非线性及快速变化的背景，众多学者又提出了时频分析方法，如基于方向滤波器组、基于自适应频率域 Butterworth 高通滤波器<sup>[4]</sup>等预处理技术、基于双正交小波的背景抑制算法、基于高阶累计量和小波变换的预处理算法<sup>[6]</sup>等。但此类算法来源于 Fourier 变换，受 Heisenberg 测不准原理的制约，存在时频分析不足的局限，这种局限限制了其在小目标图像预处理中的应用。因此，研究结构简单、滤波效果好、顽健性强的图像预处理算法是小目标检测技术研究的关键问题。

图像熵作为图像信源平均信息量的一种度量，近年来也被成功引入到小目标检测中，如基于局部熵检测方法<sup>[5]</sup>、基于归一化熵增长检测方法<sup>[9]</sup>、基于复杂度的自适应门限检测方法<sup>[10]</sup>、基于加权局部熵检测方法<sup>[6]</sup>，以及基于自信息图检测方法<sup>[7]</sup>。由于目标的出现会使局部灰度特征发生较大变化，因而基于熵的方法能有效抑制小目标图像的复杂背景，但目标增长效应和计算量限制了此类方法的应用。

DBT 算法的另一个重要环节是图像分割，目的是从背景抑制后的图像中分离出候选目标<sup>[7]</sup>，为后续的目标跟踪提供目标位置信息。传统的分割方法主要包括<sup>[11]</sup>：阈值分割、微分算子、区域生长、基

于特征空间聚类方法等。区域生长方法是一种有效的小目标分割方法<sup>[7]</sup>，它根据预先定义的种子点和停止准则反复迭代分离小目标。然而，种子点和停止准则制约了区域生长方法在图像自动分析中的应用。

为了克服目标增长效应、提高计算效率，以及自动选择种子点和停止准则，本文拟结合反熵<sup>[8]</sup>和自信息图<sup>[9]</sup>有关概念，研究一种基于改进的局部反熵算子(mLREO, modified local reverse entropy operator)和改进的区域生长技术(IRGT, improved region growing technology)的小目标检测算法。该算法首先通过基于 mLREO 构建的局部反熵图(mLREM, modified local reverse entropy map)抑制小目标图像背景，然后采用 IRGT 分割小目标。仿真实验表明，基于 mLREM 和 IRGT 的小目标检测方法能够快速、准确地检测出复杂背景下的小目标。与基于最大背景预测模型方法<sup>[7]</sup>、基于 EMD (empirical mode decomposition) 变换方法<sup>[6]</sup>以及基于 LREM(local reverse entropy map)方法<sup>[12]</sup>相比，本文所提的小目标检测方法能快速、高效地抑制小目标图像背景，提高图像的信噪比，有效地检测小目标。

## 2 局部反熵算子

### 2.1 信息熵

信息熵是从平均意义上表征信源总体特征的量，即信源平均不确定性的度量。熵值越大，表示信源不确定性程度越高，因而其包含的信息量也就越大。离散信源  $X$  平均信息量的定义是信源  $X$  的各个离散消息  $x_i$  ( $i=1,2,\dots,n$ )的自信息量的数学期望，即概率加权的统计平均值。若将一幅灰度图像  $I$  作为一个信源，则可以依据图像的灰度直方图建立图像信息熵的概念<sup>[7]</sup>，也称为图像熵。图像熵的定义为

$$\begin{aligned} H(I) &= \sum_{i=0}^{L-1} p(x_i) [-\log(p(x_i))] \\ &= -\sum_{i=0}^{L-1} p(x_i) \log p(x_i), p(x_i) = \frac{n_i}{N} \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $L$  为图像的灰度级， $x_i$  为图像第  $i$  级灰度值， $n_i$  为第  $i$  级灰度值的像素数量， $N$  为图像像素的总量。

图像熵是一个全局统计量，无法表征图像的空间纹理和频率信息。局部熵算子可以度量局部窗口所包含的信息量<sup>[6]</sup>，在一定程度上可以表征图像的纹理和频率信息。局部熵算子的定义为

$$H = -\frac{1}{\log(n)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j) \log p(i, j),$$

$$p(i, j) = \frac{f(i, j)}{\sum_{s=0}^{M-1} \sum_{t=0}^{N-1} f(s, t)} \quad (2)$$

其中,  $M \times N$  是局部窗口大小,  $f(i, j)$  是在点  $(i, j)$  处的灰度值,  $n$  是局部窗口中像素的数量。

尽管信息熵、图像熵和局部熵算子在计算机视觉中得到了广泛应用, 其他图像信息量描述子的研究从未停止过。反熵的概念产生于寻求不同背景下小目标检测难易程度的定量描述<sup>[8]</sup>。对一幅灰度级为  $L$  的图像而言, 其反熵定义为

$$X(X) = -\sum_{i=0}^{L-1} \{p(z_i) \cdot \text{lb}[1 - p(z_i) + h]\} \quad (3)$$

其中,  $z_i$  为图像第  $i$  个灰度值,  $p(z_i)$  为其概率分布函数,  $h$  是一个很小的正数。

反熵具有与信息熵类似的性质, 如非负性、极值性、对称性。信息熵存在极大熵定理, 即若信源  $X$  的各个离散消息  $x_i(i=1, 2, \dots, n)$  的概率密度函数  $p(x_i)$  相等, 且为  $1/n$ , 则  $H(X)$  的值最大。但对于反熵而言, 则相应的存在极小反熵定理。

**定理 1 (极小反熵定理):** 若信源  $X$  的各个离散消息  $x_i(i=1, 2, \dots, n)$  的概率密度函数  $p(x_i)$  相等, 且为  $1/n$ , 则  $X(X)$  的值最小。

**证明** 因为函数  $y = \log(1-x)$  是上凸函数, 满足詹森不等式  $E[\log(1-x)] \geq \log E[1-x]$ , 则有

$$X(X) = X(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$= -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log(1 - p(x_i))$$

$$= -\log \sum_{i=1}^n p(x_i) (1 - p(x_i))$$

$$= -\log \left( 1 - \frac{1}{n} \right) = \log \frac{n}{n-1} \quad (4)$$

二进制信源只包含 2 个符号, 是离散信源的特例。若符号输出概率分别为  $h$  和  $1-h$ , 则信息熵和反熵均为变量  $h$  的函数, 其表达式为分别为  $H(X) = -h \log(h) - (1-h) \log(1-h)$ ,  $X(X) = -h \log(1-h) - (1-h) \log h$ ,  $h \in [0, 1]$ 。二进制信源的熵函数和反熵函数如图 1 所示。从图 1 中可知, 反熵函数存在极小值点  $(0.5, \log 2)$ , 而此点恰好是熵函数的极大值点, 此特征进一步证实信息熵和反熵的极值性。

### 2.2 局部反熵图

反熵同样是一个全局统计量, 无法有效刻画图

像的空间纹理信息。类比于局部熵算子, 本文提出一种局部反熵算子(LREO, local reverse entropy operator)概念。

$$LREO = -\frac{1}{\log(M \times N)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j) \log[1 - p(i, j)],$$

$$p(i, j) = \frac{f(i, j) + e}{\sum_{s=0}^{M-1} \sum_{t=0}^{N-1} f(s, t) + e} \quad (5)$$

其中,  $M \times N$  是局部窗口大小,  $f(i, j)$  是在点  $(i, j)$  处的灰度值,  $e$  是很小的正数。

局部反熵算子和局部熵算子具有类似的表达式, 但其函数性质不同, 如极大熵定理对局部熵算子成立, 而极小反熵定理对局部反熵算子成立。图 2 是函数  $y = -x \log(1-x)$  和  $y = -x \log(x)$ ,  $x \in (0, 1)$  的图像。从图 2 中可以得到下列性质: 1) 函数  $y = -x \log(x)$  存在一个极大值点  $(1/e, 1/e)$ , 并在区间  $(0, 1/e]$  内单调递增, 在区间  $[1/e, 1)$  内单调递减; 2) 函数  $y = -x \log(1-x)$  在区间  $(0, 1)$  内单调递增, 且增长幅度越来越快, 其图像性质类似于指数函数; 3) 函数  $y = -x \log(1-x)$  和函数  $y = -x \log(x)$  的图像有一个交点  $(0.5, \ln 2/2)$ 。

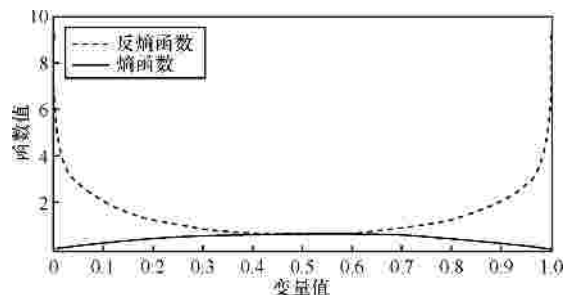


图 1 熵函数及反熵函数图像

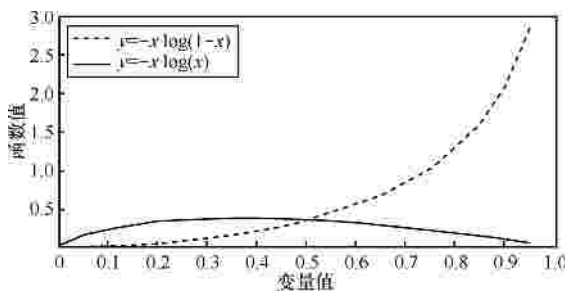


图 2 函数  $y = -x \log(1-x)$  和  $y = -x \log(x)$  的图像

局部反熵算子和局部熵算子都是在局部窗口内构建的。若局部窗口在图像平面上自左向右、自上向下滑动, 则可得相应的局部反熵矩阵和局部熵矩阵。若局部反熵矩阵和局部熵矩阵进行归一化处理, 则可得相应的局部反熵图(LREM, local reverse

entropy map)和局部熵图(LEM, local entropy map)。

极小反熵定理和图 2 证明了对于灰度均匀的区域,其局部反熵值小,而对于灰度有较大变化的区域,其局部反熵值大。此结论也可以从图 3 中得出。图 3 (a)是大小为 256×256 的归一化的仿真小目标图像,在点(125, 75)和(156, 175)处的灰度值为 1,在其他位置的灰度值为 0。图 3 (b)是依据式(5)构建的局部反熵图(其中,  $M=N=3, e=2 \times 10^{-16}$ )。从图 3 (b)中可以发现,灰度均匀区域的 LREO 值小,而对于目标区域,由于目标的出现导致该区域的灰度值发生较大变化,其 LREO 值大。同时也可以发现,原始小目标的尺寸在 LREM 中得到增长(原始目标尺寸为 1×1,在 LREM 中,目标尺寸为 3×3),本文称之为目标增长效应。目标增长效应会影响目标检测性能,必须设法去除(如在医学图像钙化点检测中,钙化点的大小与肿瘤的良、恶性有直接关系,因此在钙化点检测中,不能改变钙化点的大小,即设法去除目标增长效应)。图 3(c)是依据改进的局部反熵算子构建的局部反熵图,目标大小保持与原始大小一致(改进的局部反熵算子参考 2.3 节)。

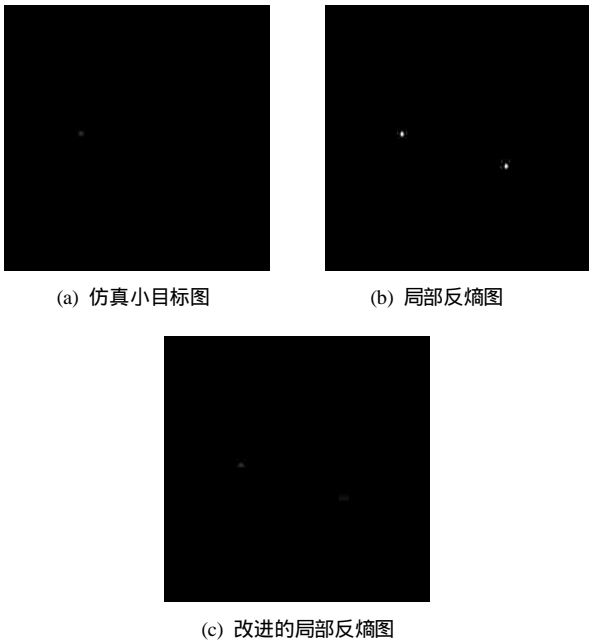


图 3 仿真小目标图像及其局部反熵图

### 2.3 改进的局部反熵算子

基于局部反熵算子构建的局部反熵图会产生目标增长效应,该效应影响小目标检测的检测率和虚警率,因此,需要设法克服目标增长效应。局部反熵算子涉及对数运算、乘法运算及加法运算,若

用一阶多项式拟合对数函数,可以有效提高局部反熵算子的运算效率。考虑函数  $y=\log(1-x)$  的麦克劳林公式。

$$\log(1-x) = \sum_{i=1}^n \frac{(-1)^{i+1}}{i!} (-x)^i + R_n = -x - \frac{x^2}{2!} - \frac{x^3}{3!} - \dots - \frac{x^n}{n!} - \frac{x^{n+1}}{(n+1)!} \frac{1}{(1-x)^{n+1}} \quad (6)$$

其中,  $0 < x < 1$ 。在式(5)中,  $p(i, j)$  的取值范围是  $(0, 1)$ , 因此,  $[p(i, j)]^n$  会随着  $n$  的增大迅速变成一个无穷小量。若用一次多项式拟合函数  $y=\log(1-p(i, j))$ , 式(6)变为

$$LREO = \frac{1}{\log(M \times N)} \left[ \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (p(i, j))^2 + a ((p(i, j))^2)^2 \right] \approx \frac{1}{\log(M \times N)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (p(i, j))^2 \quad (7)$$

依据式(7)构建小目标图像的局部反熵图也会引起小目标的增长效应,为有效克服目标增长效应,式(7)修改为

$$LREO^* = \frac{1}{\log(M \times N)} \left[ \sum_{(i,j) \in (M,N) \text{ 且 } (i,j) \neq \left(\frac{M+1}{2}, \frac{N+1}{2}\right)} w(i,j) \cdot (p(i, j))^2 + a \left( p \left( \frac{M+1}{2}, \frac{N+1}{2} \right) \right)^2 \right] \quad (8)$$

其中,  $M, N$  为奇数,  $w(i, j)$  和  $a$  是权重系数。

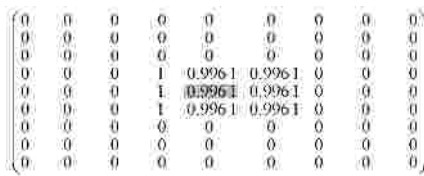
一般情况下,小目标的大小、位置和纹理等信息事先可能无法获得,并且小目标通常以亮斑或暗斑的形式出现在小目标图像中,因此,可以通过调节局部窗口中心像素的权重系数改进局部反熵算子。式(8)的权重系数按下列方式进行选择

$$w(i, j) = \frac{1-a}{MN-1}, 0 < a < 1, (i, j) \in (M, N) \text{ 且 } (i, j) \neq \left(\frac{M+1}{2}, \frac{N+1}{2}\right) \quad (9)$$

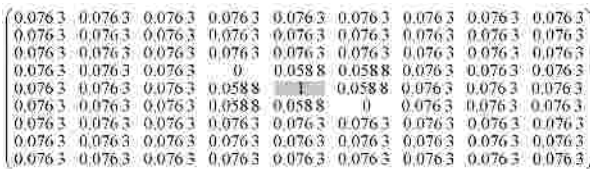
基于式(8)和式(9)构建的局部反熵图是 LREM 的改进方法( $mLREM$ , modified local reverse entropy map)。图 3 (a)对应的  $mLREM$  如图 3 (c)所示(参数  $a$  的取值为 0.5)。从图 3 中可知,图 3 (c)中的目标大小与图 3 (a)中的一致,不存在目标增长效应。由于对数的复杂度为  $O(\log n)$ , 因而 LREM 的计算复杂度为  $O(n \log n)$ , 但  $mLREM$  的计算复杂度为  $O(n)$ 。因此,依据式(8)和式(9)构建的  $mLREM$  在提高

LREO 运算效率的同时,能有效克服目标增长效应。该结论也可以从图 4 中得出。

图 4(a)和图 4(b)分别是图 3 (b)和图 3(c)中局部窗口内的局部反熵值和改进的局部反熵值(数据已归一化处理)。局部窗口是以点(125, 75)为中心的 9×9 窗口,且图 4 (a)和图 4(b)中灰色阴影部分对应于局部窗口中心点数据。在图 4 (a)中,以(125, 75)为中心的 3×3 区域内的数据十分接近,产生了目标增长现象;在图 4 (b)中,中心点的值远大于其他位置上的值,不存在目标增长现象。



(a) 局部反熵值



(b) 改进的局部反熵值

图 4 局部窗口内的局部反熵值和改进的局部反熵值

### 3 基于 mLREM 的小目标检测

极小反熵定理说明对于灰度变化较大的局部区域,其局部反熵值大。对于小目标图像而言,目标的出现会使局部区域的灰度值发生较大变化,因而产生较大的局部反熵值。依据此性质,本文首先构建小目标图像的局部反熵图抑制背景,然后运用改进的区域生长方法分割小目标,实现小目标检测。基于 mLREM 的小目标检测算法框架如图 5 所示。

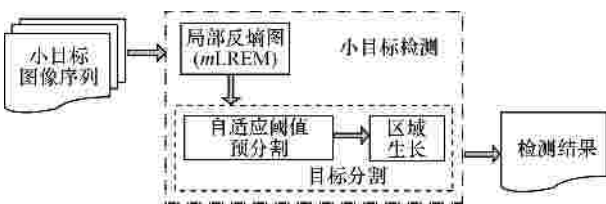


图 5 基于 mLREM 的小目标检测算法框架

#### 3.1 背景抑制

一幅含有小目标的图像  $f(x,y)$  可以描述为

$$f(x,y) = f_{\text{target}}(x,y) + f_{\text{back}}(x,y) + n(x,y) \quad (10)$$

其中  $f_{\text{target}}(x,y)$  表示目标图像;  $f_{\text{back}}(x,y)$  表示背景图像;  $n(x,y)$  表示噪声。

DBT 算法中的一个至关重要的步骤是抑制  $f_{\text{back}}(x,y)$ , 突出  $f_{\text{target}}(x,y)$ 。现有的背景抑制方法很多,如最大背景预测模型(MBPM, maximum background prediction model)<sup>[7]</sup>、EMD 方法<sup>[6]</sup>、Top-hat 变换<sup>[2]</sup>、以及基于自信息图的背景抑制方法<sup>[7]</sup>,但各个算法都有其自身的优点和不足,因而小目标图像背景抑制技术依然是一个持久且艰巨的研究课题。

图 6(a)~图 6(d)、图 6(e)~图 6(h)、图 6(i)~图 6(l) 和图 6(m)~图 6(p) 分别是 4 幅原始小目标图像、相应的直方图、mLREM 及其相应的直方图。在灰度直方图中,横轴表示灰度值,纵轴表示频数。从图 6 中可以看出, mLREM 能有效地抑制小目标图像背景、突出小目标;原始图像的灰度直方图一般呈多峰形态,而 mLREM 的直方图呈单峰形态,且可以用高斯模型作为 mLREM 灰度分布的近似模型。

基于 MBPM、EMD 和 LREM 的背景抑制结果分别如图 7(a)~图 7(d)、图 7(e)~图 7(h)和图 7(i)~图 7(l) 所示。比较图 6 和图 7 可以发现, MBPM、EMD、LREM 以及 mLREM 都能够抑制背景、突出小目标,但各种方法的抑制性能存在差异。在背景抑制方面, mLREM 总体上优于 MBPM、EMD 和 LREM。此结论也可以从图像信噪比和信噪比增益角度得出。

图像的信噪比(SNR, signal-to-noise)定义为

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{s_x^2}{s_n^2} \right) \quad (11)$$

其中  $s_x^2$  与  $s_n^2$  分别表示信号方差和噪声信号方差。本文采用近似方法<sup>[13]</sup>估计信号方差和噪声方差,即统计图像局部区域的局部方差,将局部方差的最大值作为信号方差,最小值作为噪声方差。但经验表明,式(11)需要校正才更符合实际,校正公式为<sup>[13]</sup>

$$SNR^* = 1.04 SNR - 7 \quad (12)$$

表 1 是图 6 和图 7 4 幅小目标图像背景抑制前和基于 MBPM、EMD、LREM 及 mLREM 方法背景抑制后的信噪比和信噪比增益比较。从表 1 中可知,4 种背景抑制方法都能有效地提高小目标图像的信噪比,且对于 4 幅小目标图像, mLREM 的信噪比及信噪比增益均高于其他方法,这说明,基于 mLREM 的小目标图像背景抑制方法是有效的。

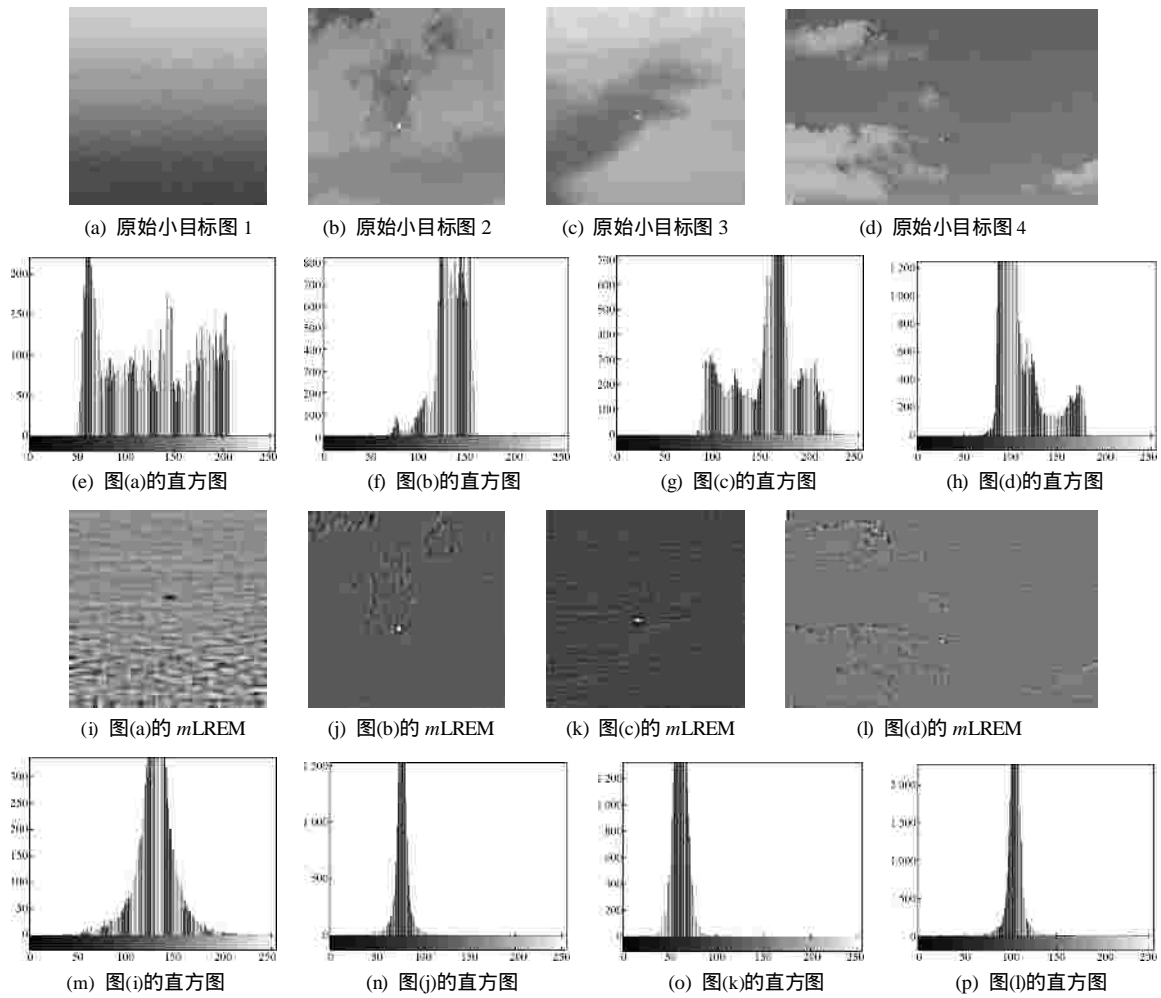


图 6 原始小目标图像、mLREM 及相应的灰度直方图

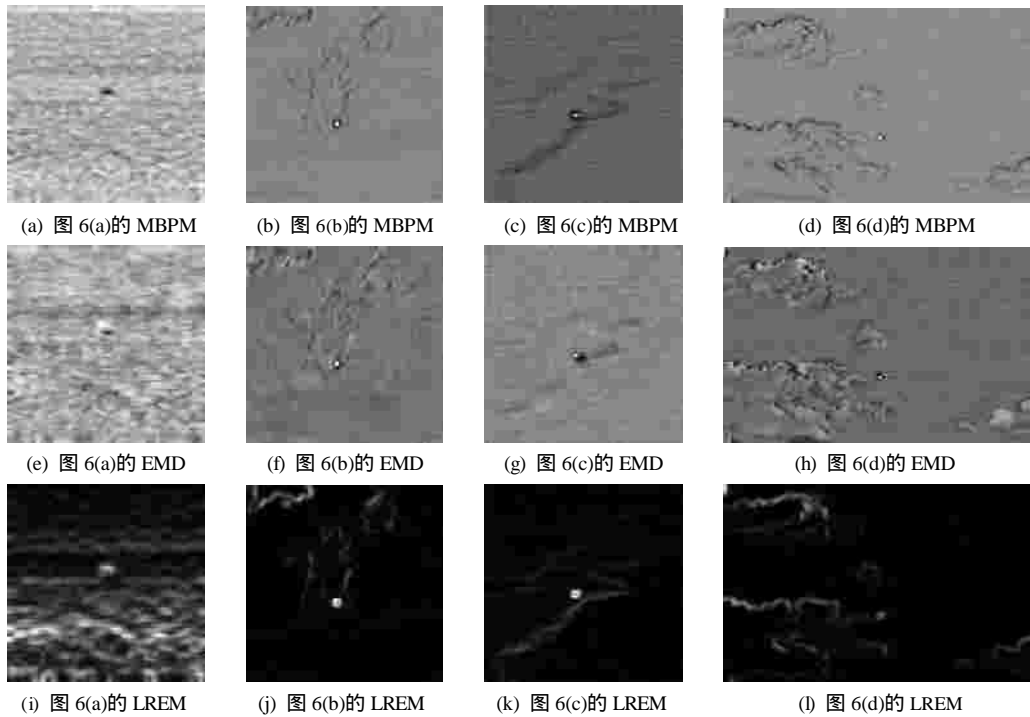


图 7 基于 MBPM、EMD 和 LREM 的背景抑制结果

表 1 基于 MBPM、EMD、LREM 及 mLREM 的背景抑制后图像的信噪比及信噪比增益

图像	指标	方法				
		原始图像	MBPM	EMD	LREM	mLREM
图 6 (a)	信噪比	2.941 7	10.441 1	9.650 1	9.309 3	12.337 2
	信噪比增益	—	3.549 4	3.380 5	3.164 6	4.193 9
图 6 (b)	信噪比	13.972 3	20.673 8	19.540 1	20.047 1	23.381 6
	信噪比增益	—	1.479 6	1.398 5	1.434 8	1.673 4
图 6 (c)	信噪比	6.135 9	21.929 4	20.120 1	22.425 9	24.595 4
	信噪比增益	—	3.573 9	3.279 1	3.654 9	4.008 4
图 6 (d)	信噪比	8.468 0	18.732 3	17.499 8	20.762 3	22.164 1
	信噪比增益	—	2.212 1	2.066 6	2.451 9	2.617 4

### 3.2 目标分割

DBT 算法的第 3 步是在背景抑制后图像中通过阈值分割出候选目标。经典的阈值方法有 Otsu 方法、直方图方法、迭代阈值方法、局部阈值方法以及区域生长方法等<sup>[11]</sup>。自适应阈值方法<sup>[14]</sup>可以通过统计局部区域内像素灰度值而确定局部阈值。该方法分为 4 步：1) 用一个恰当的统计模板对图像作卷积(一般采用均值滤波或中值滤波模板)；2) 原始图像减去卷积后的图像，获得差分图像；3) 采用

常数阈值分割差分图像；4) 反变换阈值分割后图像，获得分割结果。

区域生长技术是一种高效的小目标分割方法，但种子点和生长停止准则制约了其在目标自动识别中的应用。为有效选择种子点，本文提出一种改进的区域生长方法(IRGT)，即首先采用自适应阈值方法<sup>[7]</sup>对背景抑制后的小目标图像(即 mLREM)进行预分割，以反转的预分割结果作为区域生长方法的种子点，然后以所有种子点处灰度均值的  $\lambda$  倍作为区域生长方法的停止准则，实现区域的自动生长，从而有效地分割出小目标。

改进的区域生长方法包含下列的 5 个步骤。

- 1) 采用自适应分割方法预分割背景抑制后的小目标图像。
- 2) 反转预分割结果，并以此结果作为区域生长方法的种子点。
- 3) 计算所有种子点处灰度均值  $\mu$ ，并设置权重系数  $\lambda$ ，以  $\lambda\mu$  作为区域生长方法的停止准则  $T$ 。
- 4) 运用区域生长方法获得分割图像。
- 5) 反转图像获得最终分割结果。

对于图 6(i)~图 6(l)，基于自适应阈值方法的预分割结果分别如图 8(a)~图 8(d)所示(自适应预分割

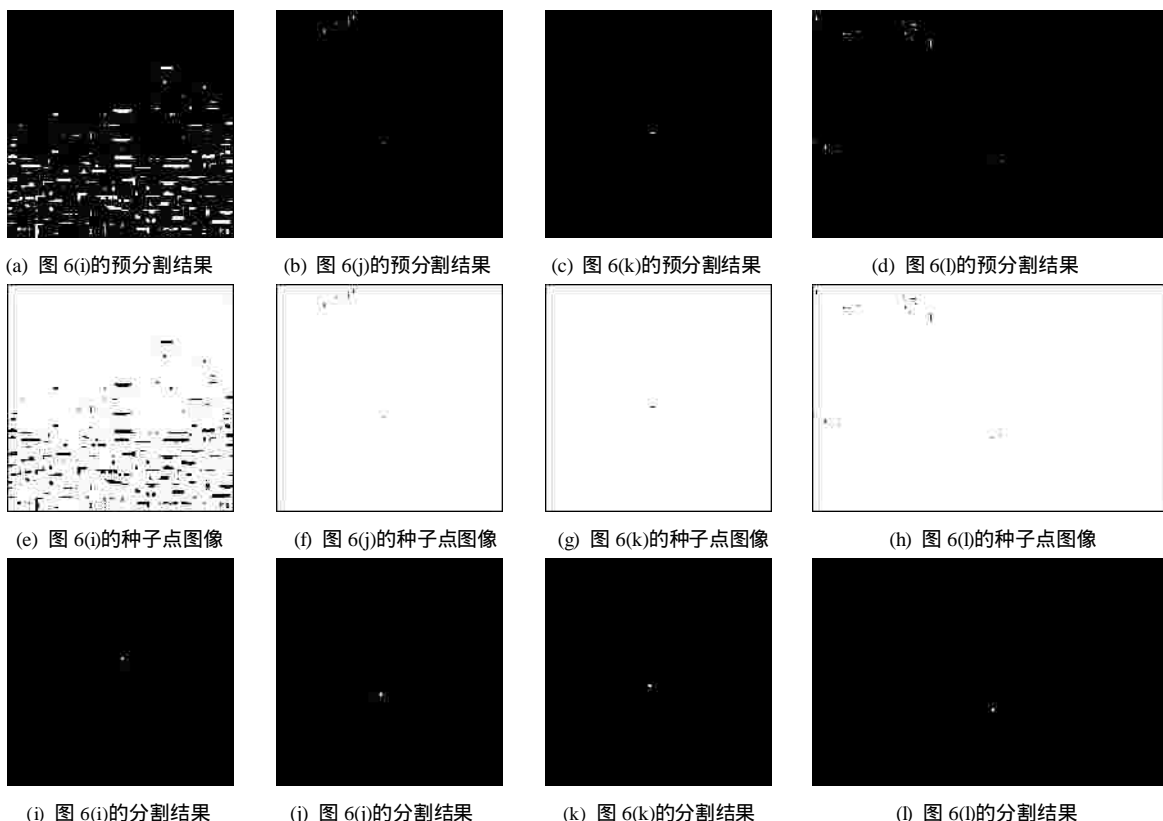


图 8 IRGT 方法的预分割结果、种子点图像和最终分割结果

过程中的阈值( $Th$ )选择如表 2 所示); 反转预分割结果, 得到区域生长方法的种子点图像, 如图 8(e)~图 8(h)所示(种子点图像的四周黑色边框是人为添加的); IRGT 的最终分割结果如图 8(i)~图 8(l)所示。IRGT 分割过程所涉及的参数, 如预分割阈值、权重系数、种子点灰度均值和停止准则如表 2 所示。从图 8 可以看出, 尽管自适应预分割结果存在虚检现象, 但结合区域生长方法能有效分离小目标。因此, IRGT 可以很好地自适应检测  $mLREM$  中的小目标。

表 2 IRGT 方法的预分割阈值、权重系数、种子点灰度均值和停止准则

IRGT 分割过程所涉及的参数	图像			
	图 6 (i)	图 6 (j)	图 6 (k)	图 6 (l)
预分割阈值 $Th$	0.005 0	0.010 0	0.005 0	0.001 0
权重系数 $\gamma$	0.050 0	0.200 0	0.200 0	0.200 0
种子点灰度均值 $\mu$	0.518 9	0.306 8	0.228 0	0.422 3
停止准则 $T$	0.025 9	0.061 4	0.045 6	0.084 5

Otsu 方法、直方图方法和局部阈值方法对图 6(i)~图 6(l)的分割结果分别如图 9 (a)~图 9(d)、图 9(e)~图 9(h)和图 9(i)~图 9(l)所示。从图 8 和图 9 中可知,

Otsu 方法无法有效分割出  $mLREM$  中的小目标; 直方图方法和局部阈值方法都存在不同程度的漏检和虚检现象; IRGT 方法能有效地分割出背景抑制后图像中的小目标。

图 8 和图 9 定性描述了 IRGT 的分割性能, 其性能优于 Otsu 方法、直方图方法和局部阈值方法。定量指标—区域不均匀度(RNU, region non-uniformity)<sup>[11]</sup>可以更好地描述不同分割方法的性能。对于图像  $I$ , RNU 的定义为

$$RNU = \frac{|F_T| s_f^2}{|F_T + B_T| s^2} \quad (13)$$

其中,  $B_T$  和  $F_T$  分别是包含在前景和背景中的像素,  $| \cdot |$  是集的基数,  $s$  和  $s_f$  分别是图像  $I$  和背景图像的标准差。好的分割算法可以产生较小的 RNU。

针对图 6(i)~图 6(l), 基于 Otsu 方法、直方图方法、局部阈值方法以及 IRGT 的 RNU 如表 3 所示。从表 3 中可知, 基于 Otsu 方法的 RNU 远大于其他方法的 RNU, 且 IRGT 的 RNU 小于基于直方图方法和局部阈值方法的 RNU, 这个结论与图 8 和图 9 一致, 即 IRGT 是一种有效的小目标分割方法。

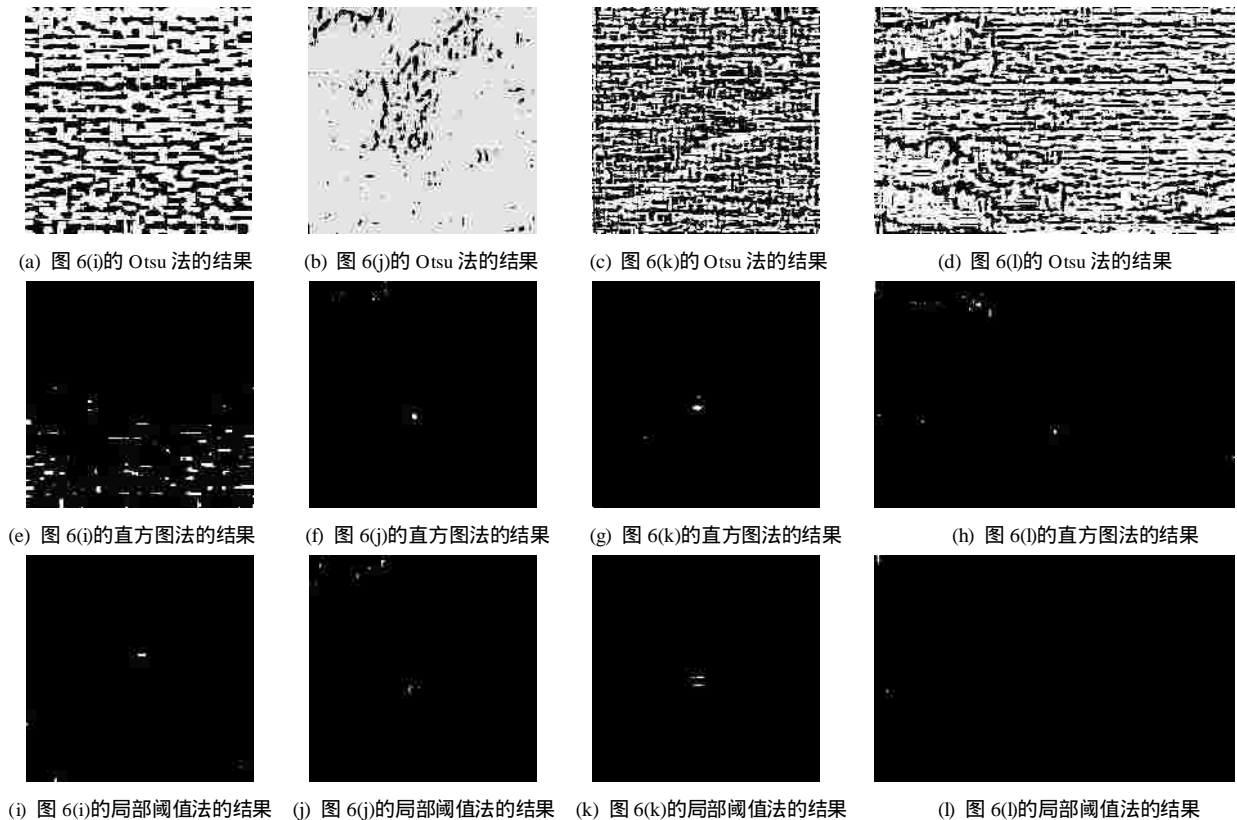


图 9 基于 Otsu 方法、直方图方法和局部阈值方法的阈值分割结果

表 3 不同分割方法的 RNU 比较

图像	方法			
	Otsu 方法	直方图方法	局部阈值方法	IRGT
图 6 (i)	0.278 602	0.010 311	0.000 097	0.000 003
图 6 (j)	0.533 272	0.027 882	0.000 579	0.000 191
图 6 (k)	0.267 785	0.030 089	0.003 237	0.002 294
图 6 (l)	0.338 961	0.017 296	0.000 793	0.000 438

3.3 小目标检测

通常，有 2 种方法可以评估不同小目标检测算法的性能<sup>[15]</sup>，一是在标准图像库上比较它们的检测结果，另一种方法是比较它们的检测率( $P_{detect}$ )和虚警率( $F_{false}$ )。本文采用第 2 种方法，且按照下列公式计算  $P_{detect}$  和  $F_{false}$ 。

$$F_{false} = \frac{M_{false}}{M_{total}} \times 100\%, \quad P_{detect} = \frac{N_{detect}}{N_{total}} \times 100\% \quad (14)$$

其中， $M_{false}$ 、 $M_{total}$ 、 $N_{detect}$  和  $N_{total}$  分别指检测出的虚假目标数量、检测出的目标数量（包括虚假目标和真实目标）、检测出的真实目标数量以及图像序列中的目标数量。

针对图 6(a)~图 6(d)所在的小目标序列(每个序列取 100 帧，且每帧图像含有一个目标)，比较 MBPM、EMD 和  $mLREM$  的检测率和虚警率。本文的实验环境是 Intel(R) Core(TM) i3-2310 CPU @ 2.10GHz Processor、250G HD、2.00G RAM，软件为 MATLAB 7.12.0.635。

MBPM、EMD 和  $mLREM$  的检测率和虚警率分别如图 10 (a)和图 10(b)所示，横轴表示 4 组小目标序列（分别以图 6 (a)、图 6 (b)、图 6 (c)和图 6 (d)表示），纵轴分别表示检测率（%）和虚警率（%）。从图 10 可知， $mLREM$  的检测率高于 MBPM 和 EMD，并且虚警率低于 MBPM 和 EMD，这说明基于  $mLREM$  的小目标检测方法的性能优于 MBPM 和 EMD。

从图 6、图 7 和表 1 可知， $mLREM$  能在很大程度上消除目标增长效应及抑制小目标图像背景，为后续目标分割带来较低的虚警率和较高的检测率；从图 8、图 9、表 2 和表 3 可知，结合自适应阈值和区域生长技术的 IRGT，综合利用了两者各自的优点，有效地解决了区域生长中种子点和停止准则的选择问题，也充分利用了区域生长技术在小目标分割中的高效性，能有效地分割小目标。从图 10 可知， $mLREM$  可以取得较高的检测率和较低的虚

警率。因此，基于  $mLREM$  的小目标检测方法是高效的小目标检测方法。

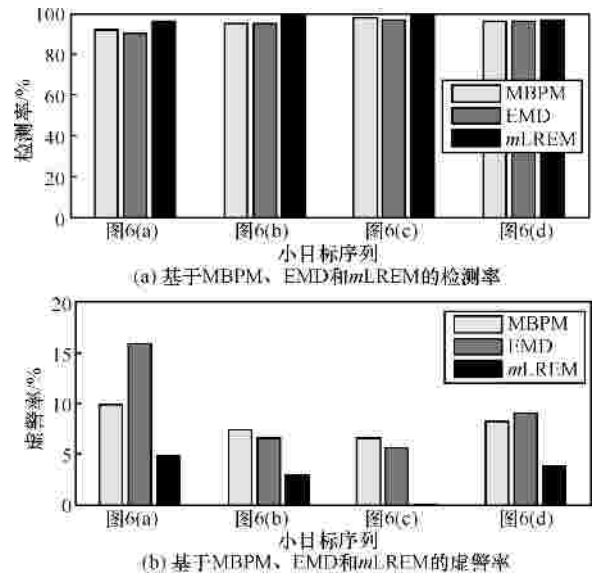


图 10 基于 MBPM、EMD 和  $mLREM$  的检测率和虚警率

4 结束语

针对复杂背景下小目标检测方法的不足，本文提出了基于改进的局部反熵算子的小目标检测方法。该方法首先利用改进的局部反熵算子构建局部反熵图抑制小目标图像背景；然后采用改进的区域生长方法有效地分割小目标。 $mLREM$  与 MBPM、EMD 和 LREM 在背景抑制方面进行定性和定量比较，实验结果表明  $mLREM$  方法能更好地抑制背景、提高小目标图像的信噪比。IRGT 方法与 Otsu 方法、直方图方法、局部阈值方法在目标分割方面进行定性和定量比较，实验结果表明 IRGT 能更准确地检测出小目标；在检测率和虚警率方面， $mLREM$  能取得较高的检测率和较低的虚警率。因此，本文所提出的小目标检测算法能高效、可靠、自适应地检测小目标。

参考文献：

- [1] PORAT B, FRIENDLANDER B. A frequency domain algorithm for multi-frame detection and estimation of dim targets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(4):398-401.
- [2] BAI X Z, ZHOU F G. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6):2145-2156.
- [3] POHLIG S C. Spatial-temporal detection of electro-optic moving targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(2):608-616.

- [4] YANG L, YANG J, YANG K. Adaptive detection for infrared small target under sea-sky complex background[J]. Electronics Letters, 2004, 40(17):1083-1085.
- [5] 王广君, 田金文, 柳健. 基于局部熵的红外图像小目标检测[J]. 红外与激光工程, 2000, 29(4):26-29.  
WANG G J, TIAN J W, LIU J. Infrared small objects detection based on local entropy method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2000, 29(4):26-29.
- [6] DENG H, LIU J G, CHEN Z. Infrared small target detection based on modified local entropy and EMD[J]. Chinese Optics Letters, 2010, 8(1): 24-28.
- [7] DENG H, LIU J G. Infrared small target detection based on the self-information map[J]. Infrared Physics & Technology, 2011, 54(2): 100-107.
- [8] HUANG K, MAO X. Detectability of infrared small targets[J]. Infrared Physics & Technology, 2010, 53(3):208-217.
- [9] 周冰, 王永仲, 孙立辉. 图像局部熵用于小目标检测研究[J]. 光子学报, 2008, 37(2):381-387.  
ZHOU B, WANG Y Z, SUN L H. Study on local entropy used in small target detection[J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(2):381-387.
- [10] 李欣, 赵亦工, 郭伟. 基于复杂度的自适应门限弱小目标检测方法[J]. 光子学报, 2009, 38(8):2144-2149.  
LI X, ZHAO Y G, GUO W. Adaptive threshold detection method for dim and small target based on image complex degree[J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(8):2144-2149.
- [11] ZHANG Y J. A survey on evaluation methods for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(8):1335-1346.
- [12] DENG H, LIU Q T, CHENG L F. Local reverse entropy and application in small targets detection[J]. Energy Procedia, 2011, 13: 1956-1963.
- [13] 王学伟, 王春歆, 张玉叶. 点目标图像信噪比计算方法[J]. 电光与控制, 2010, 17(1):18-21.  
WANG X W, WANG C X, ZHANG Y Y. Research on SNR of point target image[J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(1):18-21.
- [14] NAKAGAWA Y, ROSENFELD A. Some experiments on variable thresholding[J]. Pattern Recognition, 1979, 11(2):191-204.
- [15] XU J, ZHANG J Q, LIANG C H. Prediction of the performance of an algorithm for the detection of small targets in infrared images[J].

Infrared Physics & Technology, 2001, 42(1):17-22.

#### 作者简介：



邓鹤 (1977-), 男, 湖北大悟人, 博士, 华中师范大学讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别。



魏艳涛 (1983-), 男, 山东菏泽人, 博士, 华中师范大学讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别。



童名文 (1975-), 男, 江西高安人, 博士, 华中师范大学副教授, 主要研究方向为多媒体内容适配、数字资源管理。



瞿少成 (1971-), 男, 湖北监利人, 博士, 华中师范大学教授, 主要研究方向为智能信息处理、先进控制理论与嵌入式技术。