

# 基于小波多尺度和最大似然法的红外目标探测

李朝晖<sup>1,2</sup> 王冰<sup>2</sup> 陈明<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072; <sup>2</sup> 中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089)

**摘要** 由美国夜视和电子传感器管理局(NVESD)研究提出的经典视场目标探测模型,未能反映出信杂比(SCR)在探测过程中的影响程度。采用小波多尺度边缘检测法来仿效视觉系统,将边缘概率(POE)与经小波多分辨率分析改造后的雷诺一致性方程的均方根(RMS)结合,得到基于小波多尺度 POE 算法。再利用最大似然法对目标和背景分类探测进行处理,从而获得目标模式识别的最大似然概率;将信杂比计算引入红外目标探测中,推导出了高、中、低信杂比下的目标探测、分类和识别预测方法,解决了红外目标探测过程中与信杂比的关系。

**关键词** 探测概率;小波多尺度边缘检测;最大似然法;信杂比

**中图分类号** TP751.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092912.3404

## Infrared Target Detection Based on Wavelet Multi Scale and Maximum Likelihood

Li Zhaohui<sup>1,2</sup> Wang Bing<sup>2</sup> Chen Ming<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Department of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

<sup>2</sup> Chinese Flight Test Establishment, Xi'an Shaanxi 710089, China

**Abstract** The classical NVESD view-field searching for target detection probability couldn't reflect signal-to-clutter ratio (SCR) influence on detection. The wavelet multi-scale edge detection is adopted to emulate vision system, confining probability of edge (POE) with the root mean square (RMS) of Reynold identical equations which is revised by wavelet multi-resolution analysis, to derive a new algorithm based on wavelet scale. Then the maximum probability was utilized to process a target and its backgrounds detection, so as to derive the maximum probability for target pattern identification. The SCR calculation was introduced into the infrared target detection algorithm to derive the prediction for target detection, classification and identification at high, mediate and low SCR conditions, so that the relation between infrared target detection and SCR is revealed.

**Key words** detection probability; wavelet multi-scale edge detection; maximum likelihood; signal-to-clutter ratio (SCR)

## 1 引言

经典美国夜视和电子传感器管理局(NVESD)视场搜索目标探测概率模型<sup>[1]</sup>,并未能反映出信杂比在探测过程中的影响程度。本文将利用小波算法推广和延伸 Tidhar 等的边缘概率(POE)算法<sup>[2]</sup>。POE 算法建立起了视觉探测系统和可见光或红外图像边缘点数之间的关系。在 Tidhar 和 Rotman 的 POE 算法中,首先对被处理图像通过高斯偏移差分(DOOG)滤波器和阈值化处理,这是一个视觉的仿效过程,而后对边缘点数计算。由于 POE 算法对高于阈值的像素点数已作了累加,不再进行均值处理。Marr 的研究表明<sup>[3]</sup>,预留视觉对于边缘具有很

高的敏感性。Mallat 指出<sup>[4]</sup>,在心理物理学和人眼视觉领域的研究结果证实,视网膜上产生的像是由几个定向的空间频率通道组成。因此,我们可以借助于小波多分辨率技术获得比单分辨率更多的边缘信息。

## 2 小波多尺度 POE 算法模型

雷诺一致性建立了方差与单个像素值之间的关系,也以场景方差的形式表征了背景的非均匀性。为了突出图像同一模块在不同分辨率上的隐含特征,引入小波多分辨率分析对雷诺一致性方程式两边加上分辨尺度和,得

收稿日期: 2009-02-10; 收到修改稿日期: 2009-04-02

基金项目: 航空科学基金项目资助课题。

作者简介: 李朝晖(1960—),男,博士,研究员,主要从事目标特性研究。E-mail: ljcfte@sina.com

$$\frac{1}{NkL} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^L (x_{ijl} - \mu_l)^2 = \frac{1}{NL} \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^L (\mu_{il} - \mu_l)^2 + \frac{1}{NkL} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^L (x_{ijl} - \mu_{il})^2, \quad (1)$$

式中  $x_{ijl}$  为第  $l$  层小波第  $i$  模块中的第  $j$  个像素的灰度值(或强度值);  $\mu_{il}$  为第  $l$  层小波尺度上矩阵内像素点灰度值均值;  $\mu_l$  为第  $l$  层小波尺度上第  $i$  个模块内的像素点灰度均值;  $L$  为小波分解层数。

将图像化分成几个模块,每个模块的长宽尺度是目标表观长宽的两倍,然后将 DOOG 滤波器应用于每一个模块来仿效预留视觉通道以获得边缘增强的效果。如在文献[5]所介绍的,将处理后图像的直方图进行归一化,并在此基础上选取阈值。对于在第  $i$  个模块中超过阈值的边缘点数算作  $P_{i,Th}$ , 因此 POE 算法类似于雷诺方差统计技术,即

$$P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i,Th}^2. \quad (2)$$

采用小波多尺度边缘检测法来仿效视觉系统,将上式中的  $P$  与(1)式均方根结合得到基于小波多尺度 POE 算法,即

$$W = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^L W_{i,Th,l}^2 \right)^{1/2} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^L \left( \frac{\epsilon_{i,Th,l}}{\rho_{i,l}} \right)^2 \right]^{1/2}, \quad (3)$$

式中  $\epsilon_{i,Th,l}$  是某一尺度上高于给定阈值的边缘点数,  $\rho_{i,l}$  是某一尺度上第  $i$  个模块中的像素点数。

### 3 多尺度和最大似然法目标探测概率

经典的 NVESD 视场搜索目标探测概率为

$$P(t) = P_\infty [1 - \exp(-t/\tau)], \quad (4)$$

式中  $P_\infty$  是静态探测概率,或者是观察者经过无限时间段发现目标的概率;  $[1 - \exp(-t/\tau)]$  项是观察者经过  $t$  秒搜索发现目标的条件探测概率,  $\tau$  为平均目标获取时间,其计算公式为

$$\frac{1}{\tau} = \begin{cases} P_\infty/3.4, & P_\infty < 0.9 \\ \frac{1}{6.8} \frac{N}{N_{50}}, & P_\infty \geq 0.9 \end{cases} \quad (5)$$

式中  $N$  为目标识别周数,  $N_{50}$  是 50% 概率上的识别周数。由于  $P_\infty$  体现的是静态探测概率, (4) 式未能反映出信杂比在探测过程中的影响程度。

将(3)式得到的  $W$  作为信杂比因数代入(4)和(5)式中,当仅考虑  $P_\infty < 0.9$  时,得到

$$P(t) = P_\infty W \left[ 1 - \exp\left(\frac{-P_\infty W t}{3.4}\right) \right]. \quad (6)$$

利用最大似然法对目标和背景分类探测进行处理,并假定各类的条件概率密度函数服从正态分布,实践证明这一假设也是合理的。

设在  $m$  维特征空间  $\Omega(\mathbf{X}_i | i = 1, 2, \dots, m)$  中有  $k$  个模式类,  $\omega_j (j = 1, 2, \dots, k)$ 。设第  $j$  类中的特征向量  $\mathbf{X}$  对于每个模式类  $\omega_j$  的条件概率密度函数  $P(\mathbf{X} | \omega_j)$  和先验概率  $P(\omega_j)$  均为已知,则由最大似然法确定的判别函数集定义为

$$D_j(\mathbf{X}) = P(\omega_j) P(\mathbf{X} | \omega_j), \quad (7)$$

( $j = 1, 2, \dots, k$ )

(7) 式说明,第  $j$  模式类中的点对于第  $j$  模式类的判别函数值大于对于其它模式类别的函数在该点的值,故上式又可以改写成如下形式:

如果

$$P(\omega_j) P(\mathbf{X} | \omega_j) \geq P(\omega_i) P(\mathbf{X} | \omega_i), \quad (8)$$

( $i, j = 1, 2, \dots, k, i \neq j$ )

则有  $\mathbf{X} \in \omega_j$ 。

为了计算方便,对(6)式取对数,等价判别函数改写成

$$D_j(\mathbf{X}) = \ln[P(\omega_j) P(\mathbf{X} | \omega_j)]. \quad (9)$$

在特征空间  $\Omega$  中,模式类  $\omega_j$  与  $\omega_i$  的最大似然法判别边界是

$$\ln[P(\omega_j) P(\mathbf{X} | \omega_j)] - \ln[P(\omega_i) P(\mathbf{X} | \omega_i)] = 0.$$

假定在目标探测中的各模式类服从正态分布,则模式类  $\omega_j$  多维正态分布函数为

$$P(\mathbf{X} | \omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} \left| \sum_j \right|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j)^T \sum_j^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j)\right], \quad (j = 1, 2, \dots, k) \quad (10)$$

式中  $\mathbf{M}_j$ ,  $\sum_j$  分别是  $\omega_j$  类的期望向量和协方差矩阵。

$D_j(\mathbf{X}) = \ln P(\omega_j) - \frac{m}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln \left| \sum_j \right| - \frac{1}{2} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j)^T \sum_j^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j)$ , 去掉与类无关的常数项后,上式改写成

$$D_j(\mathbf{X}) = \ln P(\omega_j) - \frac{1}{2} \ln \left| \sum_j \right| - \frac{1}{2} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j)^T \sum_j^{-1} (\mathbf{X} - \mathbf{M}_j). \quad (11)$$

从(11)式知,这是一个关于  $\mathbf{X}$  的二次型函数。由于  $\omega_j, \sum_j$  对于每一类都是确定的值,所以每次判别  $\mathbf{X}$  所属类别时,只需计算二次型项。该项实际上为马氏距离。将(11)式还原成指数型,并与(6)式进行综合,即可得到修正后的目标探测概率表达式如下:

$$P(t) = P_\infty W \exp[D_j(\mathbf{X})] \left\{ 1 - \exp \frac{-P_\infty W \exp[D_j(\mathbf{X})] t}{3.4} \right\} \quad (\text{仅考虑 } P_\infty < 0.9 \text{ 时}). \quad (12)$$

需要指出的是,在进行目标探测和分类之前,必须先进行图像分割处理,确定搜索视场中的目标和复杂背景的空间布局,这一过程是由小波多分辨率边缘检测方案来完成的。整个算法的计算流程如图 1 所示。

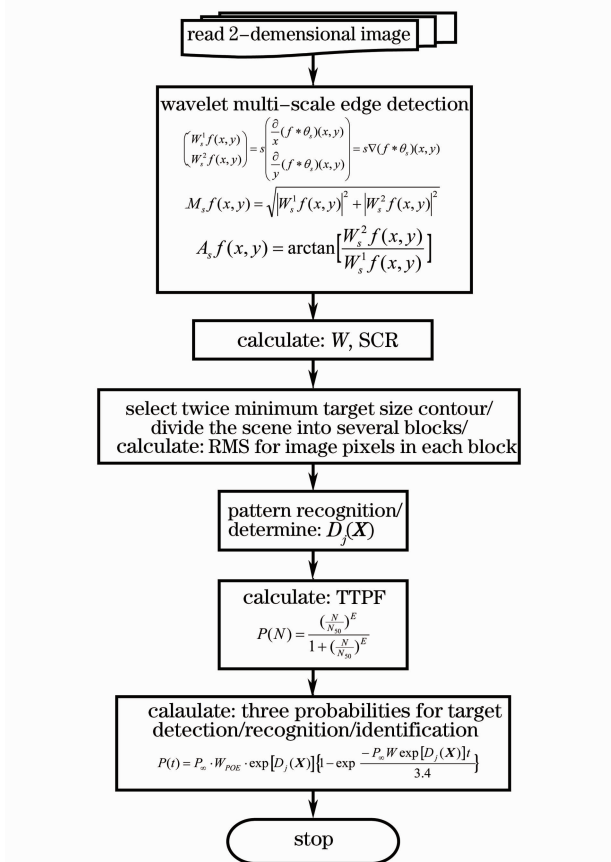


图 1 算法的计算流程图  
Fig. 1 flow diagram of the algorithm

### 4 实验结果

在实验中采用了焦平面中波段(3~5 μm)红外热像仪,空间分辨率 0.25 mrad,帧像素分辨率为 320 pixel×240 pixel。实验中的计算软件采用了 Matlab7.0 语言编程实现,硬件采用带有中天 ZT3D 图形加速卡,512 MB 显存,1 GB 内存,Intel Pentium D915 处理器的计算机。图 2 是某型飞机及其背景的动态红外序列图像中的一幅。首先对原始序列图利用小波多尺度边缘检测法进行图像分割,获得高频细节图像,分割后的结果如图 3 所示。



图 2 田野背景中的目标机  
Fig. 2 An aircraft in the field

由于小波变换位于各个尺度上,而每个尺度上的小波变换都提供了一定的边缘信息。选择二维平滑函数  $\theta(x, y)$ , 定义下列小波函数:  $\psi^1(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x}, \psi^2(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}$ , 并记  $\psi_s^1(x, y) = \frac{1}{s^2} \psi^1\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right), \psi_s^2(x, y) = \frac{1}{s^2} \psi^2\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right)$ ; 设图像函

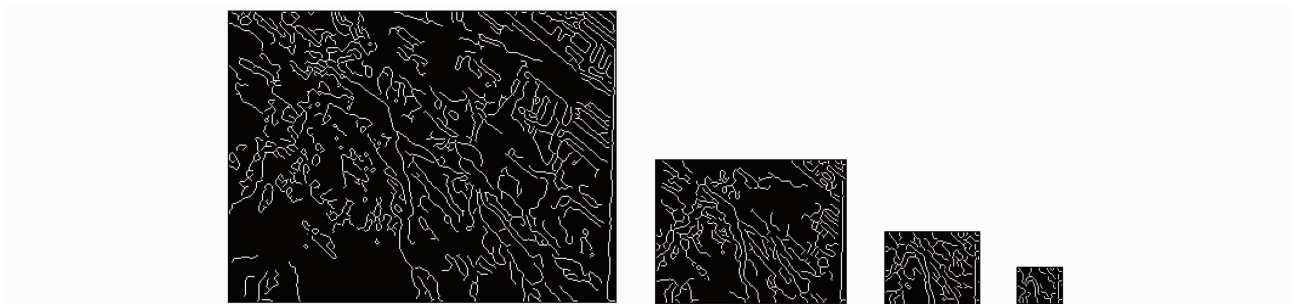


图 3 小波多尺度分割  
Fig. 3 Wavelet multi-scale segmentation

数  $f(x, y)$  在尺度  $s$  上的二维小波变换包含两个部分, 即  $W_s^1 f(x, y) = f * \phi_s^1(x, y)$ ,  $W_s^2 f(x, y) = f * \phi_s^2(x, y)$ ,  $*$  为卷积符号; 根据文献[6]可以证明以下等式成立:

$$\begin{bmatrix} W_s^1 f(x, y) \\ W_s^2 f(x, y) \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_s)(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_s)(x, y) \end{bmatrix} = s \nabla (f * \theta_s)(x, y). \quad (13)$$

由(13)式可见, 二维小波变换的两个分量与梯度矢量  $\nabla (f * \theta_s)(x, y)$  的两个分量成正比。在尺度  $s$  上, 梯度矢量的模正比于小波变换的模, 有  $M_s f(x, y) = \sqrt{|W_s^1 f(x, y)|^2 + |W_s^2 f(x, y)|^2}$ , 相应的梯度矢量与水平方向的夹角为  $A_s f(x, y) = \arctan \left[ \frac{W_s^2 f(x, y)}{W_s^1 f(x, y)} \right]$ 。模极大值点则对应于图像的突变点。

根据以上小波多尺度边缘提取算法, 求取对应的小波多尺度分割后的各模块的边界点数, 如表 1 所示。对应的  $P$  计算值如表 2 所示。表中 L-top 表示左上模块, L-bot 表示左下模块, R-top 表示右上模块, R-bot 表示右下模块, T-pixels 表示总像素。W1, W2, W3, W4 表示不同尺度。P1, P2, P3, P4 表示不同尺度上各模块的  $P$  计算值。

表 1 不同尺度上各模块边界点数

Table 1 Edge point number at different scales for each block

Image	W1	W2	W3	W4
L-top	2058	589	184	61
L-bot	1297	537	182	67
R-top	2118	473	230	55
R-bot	1866	626	201	55
T-pixels	240×320	123×163	65×85	36×46

表 2 对应各模块的  $P$  在不同尺度上的计算值

Table 2  $P$  values related to each block at different scales

Image	P1	P2	P3	P4
L-top	0.107188	0.117512	0.133213	0.147343
L-bot	0.067552	0.107138	0.131765	0.161836
R-top	0.110313	0.094369	0.166516	0.13285
R-bot	0.097188	0.124894	0.14552	0.13285

根据(3)式计算  $W$  值:

$$W^2 = 1/4[(0.107188^2 + 0.067552^2 + 0.110313^2 + 0.097188^2) + (0.117512^2 + 0.107138^2 + 0.094369^2 + 0.124894^2) + (0.133213^2 + 0.131765^2 + 0.166516^2 + 0.14552^2) + (0.147343^2 + 0.161836^2 + 0.13285^2 + 0.13285^2)] = 0.252324^2.$$

划出两倍于目标最小尺寸的外缘轮廓场景, 并将该场景分割为数块, 计算每一单元的像素均方根。而由每一邻接单元引入的空间权重因子则类似于人眼/人脑过程提供的空间积分因子, 在 SCR 计算中将等于杂散物尺度的背景杂散尺度进行加权处理。根据场景信杂比定义<sup>[7]</sup>求得本实验中图像场景的信杂比 SCR 为 1.3057, 所以目标所处的背景的信杂度为中等。在模式识别最大似然概率 0.9 和 50% 稳态探测概率条件下所求得的目标探测概率

$$P(t) = 0.113546[1 - \exp(-0.033396t)]. \quad (14)$$

图 4 对应的是在三种 SCR 范围、50% 稳态探测率、模式识别最大似然概率 0.9 条件下的对比曲线图。随着 SCR 降低, 探测概率也随之减小。

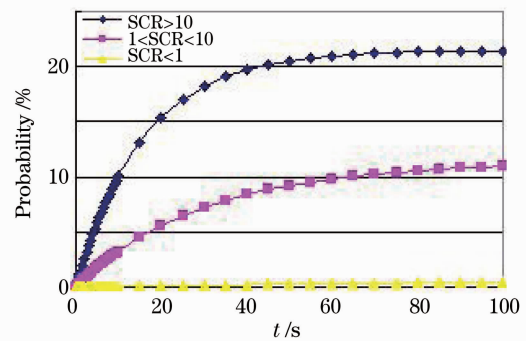


图 4 三种不同 SCR 条件下的目标探测曲线

Fig. 4 target detection at three different SCR

由 Johnson 的阈值外场实验结果为我们提供了 50% 概率下的目标分辨率判断准则, 即累计分辨率, 或者是目标传递概率函数(TTPF)<sup>[8]</sup>。把 50% 概率下的分辨率和 TTPF 因子相乘, 就可以将 TTPF 用于所有目标分辨率计算任务中<sup>[9]</sup>。对于探测、分类和识别三种分辨类型分别对应的  $N_{50}$  为 1, 4, 8 周。由外场试验获得的静态经验计算公式如下<sup>[10]</sup>:

$$P(N) = \frac{(N/N_{50})^E}{1 + (N/N_{50})^E}, \quad (15)$$

式中  $E = 2.7 + 0.7(N/N_{50})$ 。

根据 Johnson 判断准则获得的目标探测、分辨和识别的 TTPF 函数曲线如图 5 所示, 只有目标探测 TTPF 曲线的变化最陡, 目标识别 TTPF 曲线的变化最平缓。再来考虑由 SCR 引起的分辨率的影响效应, 我们已知随着 SCR 的降低, 分辨目标的能力减弱。为了补偿信杂比产生的效应, 必须增加  $N_{50}$ 。Schmieder 和 Weathersby 将杂散信号分为高、中、低三类, 并且指出在计算目标的分辨率之前, 必须估算和确定目标所处背景的信杂程度和类型<sup>[11]</sup>。根据文献[7]将 0.5, 1.0, 2.5 作为 50% 探

测概率下低、中、高杂散环境下的成因子,外场实验表明其测量结果符合(15)式计算结果。为了比较信杂比对于目标分辨率的影响,这里给定模式识别最大似然概率 0.9。因此,可以根据(15)式,取  $N=6$ ,计算上例的静态探测率 99.9996%,代入(12)式得到上述目标探测、分辨和识别概率随时间的变化曲线如图 6 所示。结合上面图 4 计算结果,可知偏低的 SCR 对于目标分辨和识别的影响最大。

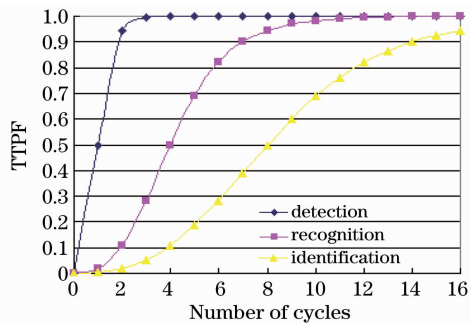


图 5 目标探测、分辨和识别的 TTPF 函数曲线  
Fig. 5 TTPF functions about target detection, resolution, identification

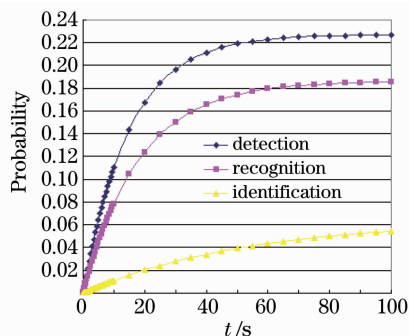


图 6 目标探测、分辨和识别三种概率值随时间的变化  
Fig. 6 Probabilities variation versus time about target detection, resolution and identification

## 5 结 论

针对红外目标探测的研究,如果单一考虑静态探测概率的影响因素是不够充分的。经典的 NVESD

视场搜索目标探测概率不能反映出背景信杂比对于探测过程的影响程度,也尚未考虑被探测目标的分割特征及与背景的信杂度。本文采用了小波多尺度边缘检测法进行图像分割,获得高频细节;用小波多尺度  $P$  计算结果作为背景信杂比因数;用最大似然法对目标和背景分类探测进行处理,获取目标模式识别的最大似然概率;将目标-背景的信杂比计算引入红外目标探测中,并且根据信杂比度统一了低、中、高三类目标探测、分类和识别预测方法,解决了红外目标探测过程中与信杂比的关系,这一概念还可以推广应用到目标自身的信杂比检测中。

## 参 考 文 献

- Zhou Liwei, Liu Yuyan. Target Detection and Identification[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2002
- 周立伟, 刘玉岩. 目标探测与识别[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2002
- Gil Tidhar, G. Reiter, Z. Avital *et al.*. Modeling human search and target acquisition performance IV. Detection probability in the cluttered environment [J]. *Opt. Eng.*, 1994, **33** (03): 801~808
- David Marr. Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information [M]. San Francisco: W. H. Freeman, 1983
- S. Mallat. Wavelets for a vision[J]. *Proc. IEEE*, 1996, **84**(4): 604~613
- T. Meitzler, G. Gerhart, H. Singh. A relative clutter metric [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, **34**(3): 968~976
- S. Mallat, S. Zhong. Characterization of signals from multiscale edges[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(7): 710~732
- Gerald C. Holst. Electro-optical Imaging System Performance [M]. JCD Publishing 2932 Cove Trail Winter Park, FL 32789, 1995
- J. A. Ratches. Static performance model for thermal imaging systems[J]. *Opt. Eng.*, 1976, **15**(6): 525~530
- G. C. Holst. Applying the log-normal distribution to target detection[C]. *SPIE*, 1992, **1689**(9): 213~216
- T. E. Giddings, J. J. Shirron, Tirat-Gefen. An electro-optic imaging and performance prediction model [J]. *Proc. MTS/IEEE*, 2005, **2**(9): 1380~1387
- D. E. Schmieder, M. R. Weathersby. Detection performance in clutter with variable resolution [J]. *IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems*, 1983, **19**(4): 622~630