

文章编号: 1001-9014(2009)06-0440-05

基于 MRF 的自适应正则化红外背景杂波抑制算法

汪大宝, 刘上乾, 寇小明, 洪鸣
(西安电子科技大学 技术物理学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对复杂背景下红外弱小目标检测难题, 将背景杂波抑制归结为从原始红外弱小目标图像中重建目标数据的过程, 据此提出了一种基于马尔可夫随机场模型 (MRF) 的自适应正则化滤波算法. 该算法采用 MRF, 建立了红外弱小目标图像的先验概率模型, 并根据图像的粗糙度设计了新的势函数. 在此基础上, 采用 MRF 对背景杂波抑制过程进行正则化处理, 从而实现了对红外背景杂波的自适应各向异性抑制. 理论分析与实验结果表明, 该算法能够随图像局部纹理特征的变化自适应地调整滤波算子结构, 从而可在复杂背景下自适应地抑制杂波、增强信号, 有效地提高了图像的信噪比, 且该算法结构简单, 更易于硬件实时实现.

关键词: 背景杂波抑制; 红外弱小目标; 马尔可夫随机场; 正则化; 自适应滤波
中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

INFRARED BACKGROUND CLUTTER SUPPRESSION ALGORITHM OF ADAPTIVE REGULARIZATION BASED ON MRF

WANG Da-Bao LU Shang-Qian KOU Xiao-Ming HONG Ming
(School of Technical Physics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Aiming at the difficulty in detecting infrared (IR) dim small target under strong background clutter, the process of background suppression was attributed to the reconstruction of the target signal from the original IR dim small target image. Thus, a novel adaptive regularization filtering algorithm based on Markov random field (MRF) model was proposed. In our algorithm, the prior probability model of the IR dim small image was established by MRF, and a new potential function was introduced according to the roughness of the IR image. On this basis, the adaptive anisotropic filtering effect for background clutter suppression was realized by regularizing the process of background clutter suppression with MRF. Theoretical analysis and experimental results show that this algorithm can adjust the operator adaptively according to the local texture distribution character of the image. Thus, the target was enhanced and strong background clutter was eliminated. The proposed algorithm can improve the signal to noise ratio (SNR) of the image obviously with the advantage of its logical structure simple to be implemented in real time system.

Key words background clutter suppression; infrared dim small target; Markov random field (MRF); regularization; adaptive filtering

引言

复杂背景中的弱小目标检测是红外告警跟踪、精确制导等领域的一项关键技术, 也一直是该领域的研究热点和难点. 由于图像的信噪比极低, 目标极易被淹没在复杂的背景杂波之中. 通常采用滤波预处理算法抑制背景、增强目标, 以提高弱小目标的探测概率^[1, 2]. 传统的滤波算法包括中值滤波、匹配滤波、灰度形态学滤波等, 然而, 由于这类算法具有固

定的滤波结构, 往往难以适应纹理信息复杂的红外背景. 从统计学角度提出的维纳滤波、二维最小均方误差^[3] (TDIMS) 等算法尽管能够根据图像的统计特性自适应地调整加权系数, 但是这类算法通常需要对背景杂波的统计特性做平稳或广义平稳的假设, 对强杂波边缘纹理的滤波效果不佳, 从而导致残留较多的背景杂波, 影响检测弱小目标的性能. 因此, 必须研究出一种能够实现对复杂背景杂波及其纹理结构进行自适应抑制的算法.

收稿日期: 2008-12-21, 修回日期: 2009-05-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60377034)

作者简介: 汪大宝 (1982-), 男, 安徽宿州人, 博士研究生, 主要从事红外成像及实时自动目标识别方面的研究.

Received date: 2008-12-21, revised date: 2009-05-22

马尔可夫随机场模型 (MRF) 作为一种对图像进行统计描述的方法, 不必假定图像是平稳或广义平稳的, 被广泛地应用于图像重建、图像反降晰和纹理分析等领域^[4]. 然而, MRF 在红外弱小目标图像背景抑制研究领域仍然是一个新的应用. 本文提出了一种基于 MRF 的自适应背景抑制的新算法, 并分析了该算法的自适应性. 理论分析与实验结果表明, 该算法对强起伏的背景杂波具有良好的抑制效果, 并能有效地增强目标信号.

1 图像的马尔可夫随机场模型

以平面矩形格子集合中的格点为参数, 满足正概率性和马尔可夫性的二维随机场被称为 MRF, 定义如下:

$$P(x_{ij}) > 0 \quad \forall (ij) \in L, \quad (1)$$

$$P(x_{ij} | x_{L-\{ij\}}) = P(x_{ij} | \{x_{\eta_{ij}}\}), \quad \forall (ij) \in L, \quad (2)$$

式中, $L = \{(ij) | 1 < i < W, 1 < j < H\}$ 为格子集合, 其中 W, H 对应图像的宽度和高度. $X = \{X_{1,1}, X_{1,2}, \dots, X_{W,H}\}$ 表示定义在格子集合 L 上的二维随机场, 它的一个实现记为 $x = \{x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{W,H}\}$, 代表图像的灰度值. $\eta = \{\eta_{ij} \subset L | (ij) \in L\}$ 为定义在格子集合上的邻域系统, 它描述了图像上一个像素与其它各个像素的相关性.

根据 Hammersley-Clifford 定理, MRF 与 Gibbs 随机场具有等价关系, 因此, 可用 Gibbs 随机场描述图像的先验概率模型, 其具有如下形式:

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp[-U(x)], \quad (3)$$

式中, Z 是归一化函数:

$$Z = \sum_{x \in \Omega} \exp[-U(x)], \quad (4)$$

Ω 为随机场所有可能的结构 x 构成的集合. $U(x)$ 称为能量函数:

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x), \quad (5)$$

$U(x)$ 表征中心像素与邻域像素相关的紧密程度, 其中, $V_c(x)$ 是与簇 c 关联的势函数, c 为格子-邻域系统 (L, η) 的簇 (Clique), 簇表示了图像像素之间的基本相互作用和纹理的基本构成.

综合以上, MRF 可表示为:

$$P(X = x) = \frac{1}{\sum_{x \in \Omega} \exp[-U(x)]} \exp[-\sum_{c \in C} V_c(x)]. \quad (6)$$

2 红外背景的自适应正则化抑制算法

红外弱小目标图像一般由背景杂波、目标和噪

声所组成. 高性能的红外背景抑制算法应该能够根据图像纹理特征的不同, 相应地调整滤波算子的结构, 不仅能够消除背景杂波大面积同质区, 而且对背景杂波强边缘纹理具有良好的抑制作用. 为此, 本文提出了一种基于 MRF 的自适应正则化红外背景抑制算法, 并对算法的原理及实现方法进行了具体分析, 从而给出了算法具有自适应性的依据.

2.1 算法原理

红外弱小目标图像背景抑制可归结为求解最小化代价函数: $m_u \text{in} J(u)^{[5]}$.

$$J(u) = \frac{1}{2} \|u - Kx\|^2 + \alpha J_a(x), \quad (7)$$

式中, 第一项为数据项, 它使求得的解逼近真实解, 第二项为附加的正则化项, 它根据图像的先验知识对求解过程进行物理约束, 以克服在复杂红外背景条件下求解函数可能出现的病态性, 使函数的解连续地依赖于观测数据. x 是观测图像, K 为滤波算子, α 为正则化系数, 且为正值, 起到平衡上式中两项的作用. 采用 MRF 对图像的先验知识进行描述, 即:

$$J_a(x) = U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x), \quad (8)$$

式中, 能量函数 $U(x)$ 在不同的应用场合具有不同的形式, 在用于红外弱小目标图像的背景抑制时, $U(x)$ 需要能够反映目标、背景杂波同质区和边缘纹理的特征. 由式 (3) 可见, 在背景杂波的大面积同质区及其边缘区域, $U(x)$ 应具有较小能量, 相应的 $P(x)$ 越大, 即中心像素与其邻域像素被分入一组的可能性越大, 从而该区域为目标的可能性越小; 反之, 目标在图像中表现为局部灰度奇异点, 在该区域 $U(x)$ 应具有较大能量, 那么, 相应的 $P(x)$ 越小, 即中心像素与其邻域像素被分入一组的可能性也越小, 从而该区域为目标的可能性越大.

2.2 算法实现

背景抑制的本质是根据图像的纹理特征拉大目标与背景在灰度空间的差距, 准确地描述并识别出图像的纹理特征是实现这一过程的关键. MRF 采用簇结构将邻域系统按像素的空间关系划分为不同的



图 1 二阶邻域簇的类型

Fig 1 Cliques of second order neighborhood

单元, 它可较准确地描述图像的纹理特征, 并且能量函数的值能充分反映背景杂波和目标的差别. 本文所采用的二阶邻域系统簇的类型如图 1所示.

据此, 本文提出一种用于红外弱小目标图像背景抑制的新函数 $V_c(x)$:

$$V_c(x_{ij}) = \begin{cases} \rho(d_c x_{ij}), & (i, j) \in C \\ 0 & (i, j) \notin C \end{cases}, \quad (9)$$

式中, C 为像素 (i, j) 的格子-邻域集合 (L, η_{ij}) 簇的全体. 根据每个簇包含像素的个数, 以及簇中像素与中心像素 x_{ij} 的关系, 将二阶邻域系统簇的整体 C 分为以下三组: 包含两个像素, 且 $(i, j) \in c$ 的簇的集合记为 C_1 ; 包含三个像素, 且 $(i, j) \in c$ 的簇的集合记为 C_2 ; 包含四个像素, 且 $(i, j) \in c$ 的簇的集合记为 C_3 .

式(9)中, $d_c x_{ij}$ 为有限差分算子, 用来定义图像中像素 x_{ij} 处的粗糙度, 计算公式如下:

$$d_c x_{ij} = \begin{cases} -x_{ij} + x_{[-(i,j)]}, & c \in C_1 \\ -x_{ij} + \frac{1}{2} \sum_{(m,n) \in [c-(i,j)]} x_{m,n}, & c \in C_2 \\ -x_{ij} + \frac{1}{3} \sum_{(m,n) \in [c-(i,j)]} x_{m,n}, & c \in C_3 \\ 0 & \text{else} \end{cases}. \quad (10)$$

由于目标在图像中表现为局部的灰度奇异点, 因此在邻域内像素的粗糙度最大, 而背景杂波同质区表现为图像中大面积的连续分布, 粗糙度最小, 背景杂波边缘纹理的粗糙度介于目标与背景同质区之间. 结合上一节对能量函数特性的分析, 根据反向扩散原理^[6], 对粗糙度较低的大面积同质区及边缘纹理进行抑制, 而对粗糙度较高的目标加以增强.

因此, 用于红外弱小目标检测的势函数 $V_c(x)$ 应具有如下性质: 1) $V_c(t)$ 是凸函数且连续; 2) $V_c(t)$ 单调递增且连续可微; 3) $\lim_{t \rightarrow 0} \frac{V'_c(t)}{t} = 0$; 4) $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{V'_c(t)}{t} = M, M > 1$ 且有限.

据此, 可构造势函数 $V_c(t)$ 满足:

$$\frac{\rho'(t)}{t} = M - 1/[1 + (t/k)^2]^2. \quad (11)$$

接下来, 通过分析正则化项 $J_a(x)$ 对红外背景抑制过程的约束作用, 引出本文算法具体的实现形式. $J_a(x)$ 对每个像素 x_{ij} 具有不同的平滑性, 可以通过像素 x_{ij} 的变化造成正则化项的变化量 $\frac{\partial J_a(x)}{\partial x_{ij}}$ 进行度量:

$$\frac{\partial J_a(x)}{\partial x_{ij}} = \frac{\partial U(x)}{\partial x_{ij}} = \sum_{c \in C} \frac{\partial \rho(d_c x_{ij})}{\partial x_{ij}}. \quad (12)$$

将式(10)代入式(12), 得:

$$\frac{\partial J_a(x)}{\partial x_{ij}} = \sum_{c \in C_1} \rho'(d_c x_{ij}) + \sum_{c \in C_2} \rho'(d_c x_{ij}) + \sum_{c \in C_3} \rho'(d_c x_{ij}). \quad (13)$$

令 $c(t) = \rho'(t)/t$ 则 $\rho'(t) = c(t)t$ 经化简, 式(13)可表示为:

$$\frac{\partial J_a(x)}{\partial x_{ij}} = \sum_{(m,n) \in \eta_{ij}} \lambda_{m,n} x_{m,n} - \lambda_{ij} x_{ij}, \quad (14)$$

其中

$$\lambda_{ij} = \sum_{c \in C_1} c(d_c x_{ij}) + \sum_{c \in C_2} c(d_c x_{ij}) + \sum_{c \in C_3} c(d_c x_{ij}),$$

$$\lambda_{m,n} = \sum_{\substack{(m,n) \in [c-(i,j)] \\ c \in C_1}} c(d_c x_{ij}) + \frac{1}{2} \sum_{\substack{(m,n) \in [c-(i,j)] \\ c \in C_2}} c(d_c x_{ij}) + \frac{1}{3} \sum_{\substack{(m,n) \in [c-(i,j)] \\ c \in C_3}} c(d_c x_{ij}), \quad (15)$$

即, 正则化项 $J_a(x)$ 对像素 x_{ij} 的平滑性由该点的二阶邻域加权矩阵 k_{ij} 确定:

$$k_{ij} = \begin{bmatrix} \lambda_{i-1,j-1} & \lambda_{i,j-1} & \lambda_{i+1,j-1} \\ \lambda_{i-1,j} & -\lambda_{ij} & \lambda_{i+1,j} \\ \lambda_{i-1,j+1} & \lambda_{i,j+1} & \lambda_{i+1,j+1} \end{bmatrix}. \quad (16)$$

因此, 背景抑制后的图像 \hat{x}_{ij} 等价于原始图像与各向异性滤波加权矩阵 k_{ij} 的卷积:

$$\hat{x}_{ij} = k_{ij} \cdot \begin{bmatrix} x_{i-1,j-1} & x_{i,j-1} & x_{i+1,j-1} \\ x_{i-1,j} & x_{ij} & x_{i+1,j} \\ x_{i-1,j+1} & x_{i,j+1} & x_{i+1,j+1} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

2.3 自适应性分析

本文算法对图像中各组成部分具有不同的滤波效果, 从而体现了算法的自适应性. 对于背景, 有两种情况. 若为大面积的同质区, 图像的灰度分布比较均匀, 邻域内各个簇的粗糙度均较小, 由于 $c(t)$ 满足 $\lim_{t \rightarrow 0} c(t) = 0$ 根据式(15)可知, 加权矩阵 k_{ij} 的系数均接近于 0 因此滤波效果表现为各向同性的平滑作用, 表征为背景受到抑制; 若是背景杂波边缘纹理, 邻域中绝大多数簇的粗糙度较小, 加权矩阵 k_{ij} 的系数大多数接近于 0 因而对边缘纹理具有较强的抑制作用. 可见, 无论背景属于哪种情况, 均受到抑制.

对于目标区域, 表现为局部的亮点, 各个簇的粗糙度均较大, 由于 $c(t)$ 满足 $\lim_{t \rightarrow \infty} c(t) = M$ 且单调递增, 因此, 加权矩阵 k_{ij} 的系数均较大, 且 k_{ij} 的中心系数与其余系数符号相反, 表征为目标点获得显著的增强.

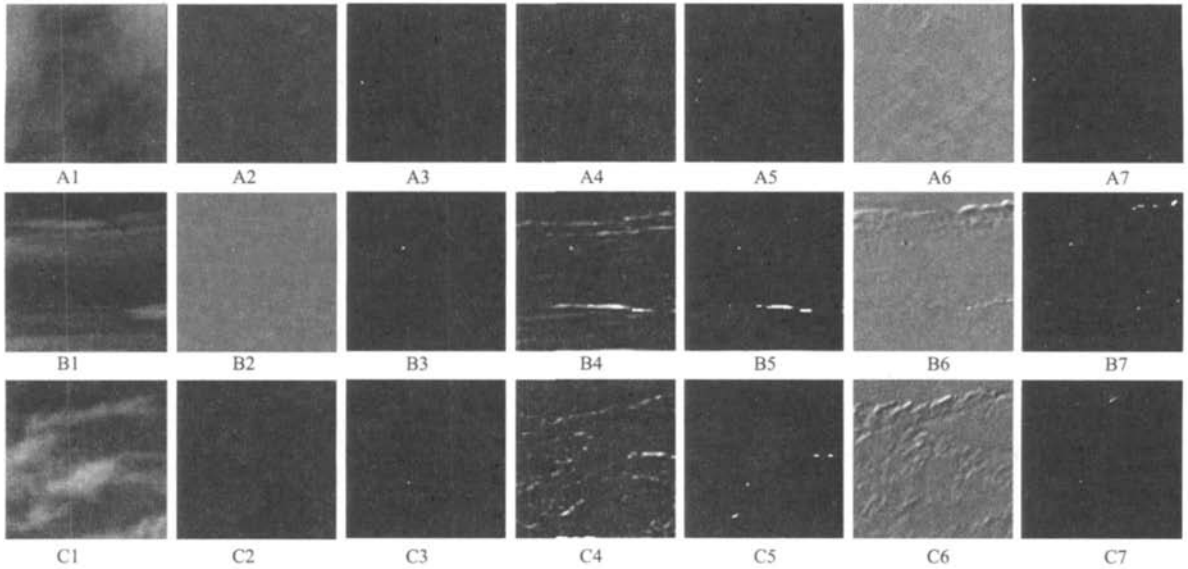


图 2 不同算法实验结果. A1, B1, C1 原始红外弱小目标图像 A2, B2, C2 本文算法背景抑制结果 A3, B3, C3 本文算法分割结果 A4, B4, C4 灰度形态学滤波算法背景抑制结果 A5, B5, C5 灰度形态学滤波算法分割结果 A6, B6, C6 TDIMS 算法背景抑制结果 A7, B7, C7: TDIMS 算法分割结果

Fig 2 Experiment results by different algorithms A1, B1, C1 original IR dim-target images A2, B2, C2 our method's filtered results A3, B3, C3 our method's segmentation results A4, B4, C4 greyscale morphology's filtered results A5, B5, C5 greyscale morphology's segmentation results A6, B6, C6 TDIMS's filtered results A7, B7, C7 TDIMS's segmentation results

本文算法对于图像中每个像素的处理都综合地考虑了其邻域像素的灰度状态,因此能依据图像的纹理特征自适应地调整自身结构,从而有效地抑制复杂背景杂波并凸显目标。

3 实验与分析

分别采用由不同场景的真实红外图像嵌入弱小目标所合成的半真实的仿真图像对本文算法进行试验验证,目标大小约为 3×3 作为对比,同时给出了常用的灰度形态学滤波和 TDIMS^[3] 算法的实验结果.选择这两种算法作为对比算法的理由是灰度形态学滤波算法能够消除高频噪声并对背景杂波边缘纹理具有较强抑制能力,是一种有效的弱小目标检测算法^[7].TDIMS 算法结构简单、实时性好且对非平稳背景的抑制能力强,被广泛地应用于弱小目标检测^[3].根据灰度形态学算法的概念,结构算子的尺寸要大于或等于弱小目标的面积,为了充分体现灰度形态学滤波的性能,本文采用略大于目标的 4×4 的矩形结构算子. TDIMS 算法采用 4×4 的二维因果型支撑域.实验选择在基于 DM 642 的 DSP 硬件开发系统 EVM-DM 642 中采用 C 语言编程实现,系统工作频率为 60MHz 实验结果如图 2 所示,图像为 8 比特 256 级灰度图像.为了便于观察,各幅图像

的对比度均做了加深处理。

从图 2 可以看出,在背景杂波较为平缓,图像信噪比较高的情况下(如图 2(A1)),本文算法、灰度形态学滤波算法和 TDIMS 算法均有较好的背景抑制性能,能够准确地检测出弱小目标;然而当背景杂波较严重,图像信噪比较低时(如图 2(B1)(C1)),灰度形态学滤波算法和 TDIMS 算法对背景杂波的适应能力有限,尤其对复杂背景杂波边缘纹理区域的抑制性能较差,残留了较多的背景杂波,导致了大量虚警点的产生.本文算法能够自适应地调整滤波算子结构,对于背景杂波中大面积的同质区及强纹理边缘均具有良好的抑制性能,表现出了比灰度形态学算法和 TDIMS 算法更好的滤波效果。

为了进一步说明本文算法的性能,本文对上述处理过程还采用评价函数背景抑制因子(BSF)、信噪比增益(SNR)和计算速度(ETS)进行了量化分析比较,其定义如下:

$$BSF = \frac{\sigma_{in}}{\sigma_{out}}, \quad (18)$$

$$SNR = \frac{SNR_{out}}{SNR_{in}}, \quad (19)$$

其中, σ_{in} 和 σ_{out} 分别为滤波前后图像的标准差, SNR_{in}

表 1 算法性能

Table 1 The performance of the algorithms

Performance	Images			
	A1	B1	C1	
σ_{in}	25.131	28.864	30.881	
SNR _{in}	1.653	1.335	0.823	
Greyscale morphology	BSF	1.834	1.495	2.379
	ENR	3.208	5.090	6.440
	ETS (ms)	67.3	67.3	67.3
TDLMS	BSF	1.772	1.785	2.124
	ENR	2.956	4.101	6.762
	ETS (ms)	28.9	28.9	28.9
Our method	BSF	2.101	5.211	7.340
	ENR	4.673	11.698	18.462
	ETS (ms)	22.5	22.5	22.5

和 SNR_{out} 分别为滤波前后图像的信噪比。图像的信噪比定义为:

$$SNR = |\mu_t - \mu_b| / \delta_b, \quad (20)$$

其中, μ_t 是目标灰度的峰值, μ_b 是目标邻域内像素灰度的平均值, δ_b 是背景的标准差。

BSF 和 ENR 越大, 说明算法滤除背景和保留目标的能力越强^[8], 具体结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出, 仅在背景杂波结构简单, 且变化较为平缓的情况下, 灰度形态学滤波算法和 TDLMS 算法的性能指标接近于本文算法 (如 A1)。当背景变化剧烈, 图像的信噪比较低时, 灰度形态学滤波算法和 TDLMS 算法的性能迅速下降, 在输入信噪比约 0.8 的情况下, 信噪比增益仅为 6.4 和 6.7, 而此时, 本文算法能够有效地保证滤波性能, 可以获得 18.5 的信噪比增益 (如 C1)。同时, 本文算法结构简单, 并可以采用查表法计算加权矩阵, 运算时间小于灰度形态学滤波算法和 TDLMS 算法, 在 EVM-DM 642 硬件平台上能够每秒实时处理 40 帧以上。由此可见, 本文提出的算法不仅能很好地抑制背景和凸显目标, 而且鲁棒性强、计算量相对较小, 便于实时实现。

4 结论

本文在分析目标和背景杂波灰度分布特征的基础上, 将 MRF 引入红外弱小目标图像背景抑制算

法, 并根据图像粗糙度设计新的势函数, 由此提出了一种基于 MRF 的自适应正则化背景抑制新算法。该算法采用 MRF 描述图像的先验概率, 并据此对背景抑制求解过程的病态性进行正则化处理, 使得背景抑制滤波算子能够根据图像的局部纹理特征自适应地调整自身结构, 从而实现对复杂背景的自适应抑制和弱小目标的增强。实验的图像效果和性能参数都表明, 本文算法具有良好的背景抑制性能, 尤其是对于边缘纹理复杂的强背景杂波更能显示出其独特的优越性能, 并且算法结构简单, 易于硬件实时实现, 具有良好的工程实用价值。

REFERENCES

- [1] Zhang B Y, Zhang T X, Cao Z G, *et al*. Fast new small target detection algorithm based on a modified partial differential equation in infrared clutter [J]. *Optical Engineering*, 2007, 46(10): 106401-1-106401-6
- [2] GUO Wei, ZHAO YiGong, XIE ZhenHua, *et al*. New method for cloud description and dim small infrared target detection based on nonparametric statistics [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (郭伟, 赵亦工, 谢振华, 等. 基于非参数统计的云层背景描述与红外弱小目标检测. 红外与毫米波学报), 2008, 27(5): 383-387
- [3] Ffrench P A, Zeidler J H, Ku W H. Enhanced detectability of small objects in correlated clutter using an improved 2-D adaptive lattice algorithm [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 383-397.
- [4] Pan R, Reeves S J. Efficient huber Markov edge-preserving image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3728-3735
- [5] ZHANG BiYin, ZHANG Tian-Xu, SANG Nong, *et al*. Novel regularization filtering method for real time detecting R dim small moving target [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张必银, 张天序, 桑农, 等. 红外弱小运动目标实时检测的规范化滤波方法. 红外与毫米波学报), 2008, 27(2): 95-100
- [6] Gilboa G, Sochen N, Zeevi Y Y. Forward and backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2002, 11(7): 689-704
- [7] Hanbury A G, Serra J. Morphological operators on the unit circle [J]. *IEEE Transactions Image Processing*, 2001, 12(10): 1842-1850.
- [8] Tartakovsky A, Blazek R. Effective adaptive spatial-temporal technique for clutter rejection in RST[C]. *SP'02*, 2000, 4048: 85-95