

采用剪切波变换的红外弱小目标背景抑制

秦翰林¹, 李佳², 周慧鑫¹, 赖睿³, 刘上乾¹

(1. 西安电子科技大学 技术物理学院, 陕西 西安 710071;

2. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051;

3. 西安电子科技大学 微电子学院, 陕西 西安 710071)

摘要:提出了一种将剪切波变换与贝叶斯统计机理相结合的背景抑制新方法来解决红外搜索跟踪系统探测复杂空中和地面背景杂波中的弱小目标这一难题. 根据红外图像中目标和背景杂波的不同分布特性, 首先, 采用剪切波变换对原始红外图像进行多尺度和多方向分解, 获得原始图像的多尺度和方向细节特征, 然后, 通过应用高斯尺度混合模型进行处理, 从而将红外图像中弱小目标和背景杂波分离, 达到抑制背景的目的, 最后采用经典的自适应阈值分割技术得到目标图像, 最终实现目标检测. 与二维最小均方误差滤波方法相比较, 几组实验结果显示, 对弱小目标复杂背景具有较好的抑制效果.

关键词:目标检测; 背景抑制; 剪切波变换; 高斯尺度混合模型

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Infrared dim and small target background suppression using shearlet transform

QIN Han-Lin¹, LI Jia², ZHOU Hui-Xin¹, LAI Rui³, LIU Shang-Qian¹

(1. School of Technical Physics, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Science Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

3. School of Microelectronics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new background suppression method based on combined shearlet transform and Bayesian mechanism was proposed to solve the problem which is dim and small target detection contained complex sky clouds and ground background clutter for infrared search and tracking system. Firstly, according to difference of distributed characteristics between target and background clutter, in infrared image, the shearlet transform was adopted to decompose the original infrared image into multi-scale and multi-direction, which extracts multi-scale and multi-direction detail features of original image. Then, Gaussian scale mixture (GSM) model was introduced to separate dim, small target and background clutter from infrared image for suppression background. Finally, target image was obtained by using classical adaptive thresholding segmentation technique and target detection implemented. When compared with two dimensional least mean square (TDLMS) method, several groups of experimental results demonstrate that the proposed method can suppress complicated background in dim small target image effectively.

Key words: target detection; background suppression; shearlet transform; Gaussian scale mixture model

PACS: 42. 30. Va

引言

红外监视告警系统因其被动探测、高度隐蔽的特点而受到广泛的重视, 而目标检测方法是决定跟踪检测成败的关键技术之一. 当目标距离较远时, 其成像面积非常小, 且目标与背景的对比较低, 常表

现为淹没在复杂背景中的几个像点, 即为弱小目标. 如果要可靠、稳定、准确地检测并跟踪这类目标, 则必须对图像进行高性能的背景抑制.

近十几年来, 红外图像弱小目标背景抑制技术得到较大的发展, 主要有时域滤波^[1,2]、空域滤波^[3,4]、频域滤波^[5]、小波变换^[6,7]、核 Karhunen-

收稿日期: 2010-09-01, 修回日期: 2010-12-28

Received date: 2010-09-01, revised date: 2010-12-28

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(72005623, 72104810); 国家部委科技项目(41101050104); 教育部科学技术研究重点项目(108114); 国家自然科学基金(60902080)

作者简介: 秦翰林(1982-), 男, 陕西富平人, 讲师, 主要研究方向为计算成像及其信息处理, E-mail: hlqin@mail.xidian.edu.cn.

Loeve变换^[8]和改进的偏微分方程^[9]等滤波方法. 这些方法具有各自的适用范围,但是,当背景为复杂的结构化背景时,这些滤波方法不能完全平滑边缘,从而导致检测概率降低,虚警率增大. 在这种情况下,为了使有用的目标特征被保留并得到有效增强,则必须要对结构化背景实行自适应的抑制.

为此,提出了一种基于剪切波变换的弱小目标背景抑制新方法,利用剪切波变换具有方向敏感性、空间局部化、抛物线尺度化和最优稀疏的特点,将其与高斯混合模型相结合,达到平滑掉红外弱小目标图像中复杂背景的目的. 用真实的红外图像序列进行实验,实验结果验证了该方法的良好性能.

1 基于剪切波变换的弱小目标背景抑制

1.1 剪切波变换

K. Guo 和 G. Easley^[10]等人通过特殊形式的具有合成膨胀的仿射系统构造了剪切波变换(Shearlet Transform, ST). 剪切波变换和曲线波变换一样也能产生最优逼近,而且剪切波可以和多分辨率联系起来,并且具有离散化的实现,这样提供了一个更为弹性的方法来处理包含弱小目标的红外图像.

各向异性小波变换虽然不能提供关于信号 f 奇异性集合的附加信息,但在许多应用中,其对辨识奇异性的位置和几何特征(比如,不连续曲线的方向)非常有用. 因此,需要考虑各向异性小波变换与更多的群联系起来. 特别的,采用式(1)定义的连续剪切波变换来定义此映射.

$$SH_{\psi}f(a,s,t) = \langle f, \psi_{ast} \rangle, a > 0, s \in R, t \in R^2, \quad (1)$$

式中, $\psi_{ast}(x) = |\det M_{as}|^{-\frac{1}{2}} \psi(M_{as}^{-1}(x-t))$, $M_{as} = \begin{pmatrix} a & s \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$, 每个矩阵 M_{as} 可被看成 $B_s A_a$, 其中 $B_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 是一个剪切矩阵, $A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$ 为各向异性膨胀矩阵. 选择合适的分解函数,对 $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in R^2$, $\xi_2 \neq 0$, 则 $\hat{\psi}$ 为

$$\hat{\psi}(\xi) = \hat{\psi}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_1) \hat{\psi}_2\left(\frac{\xi_1}{\xi_2}\right), \quad (2)$$

式中, $\hat{\psi}_1 \in L^2(R)$ 满足 Calderon 条件, 即有

$$\int_0^{\infty} |\hat{\psi}_1(a\xi)|^2 \frac{da}{a} = 1, \text{ 当 } \xi \in R, \quad (3)$$

且 $\|\psi_2\|_{L_2} = 1$, 从而对信号函数 $f \in L^2(R^2)$, 有

$$f = \int_{R^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{\infty} \langle f, \psi_{ast} \rangle \psi_{ast} \frac{da}{a^3} ds dt. \quad (4)$$

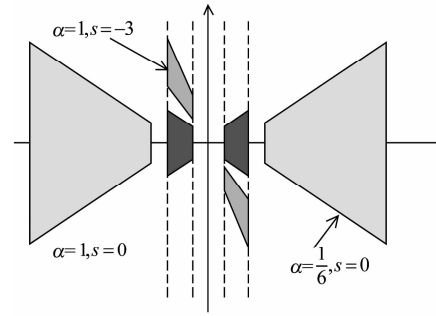


图1 a和s取不同值时剪切波的频率支撑
Fig.1 Frequency support of shearlet for different values of a and s

剪切波变换的频率支撑如图1所示. 由此可见剪切波变换是由尺度 a 、剪切 s 和平移 t 三个变量构成的函数. 因此,剪切波 ψ_{ast} 对各个尺度、方向和位置均能实现较好的定位.

1.2 高斯尺度混合模型

当图像被剪切波变换分解到不同的尺度、方向子带时,引入参考系数 $x_c^{s,o}(n,m)$ 来表示尺度为 s , 方向为 o , 中心在空间位置 $(2^s n, 2^s m)$ 的线性基函数响应系数,并用 $X^{s,o}(n,m)$ 表示此参考系数的一个邻域. 假设采用剪切波变换分解后形成的各个子带的参考系数周围的每一局部邻域系数符合高斯尺度混合(GSM)模型^[11,12], 则向量 \mathbf{x} 为高斯尺度混合, 当且仅当它可表示为零均值高斯向量 \mathbf{u} 和独立正尺度随机因子 \sqrt{z} 的乘积时, 即有式(5)所示的形式.

$$\mathbf{x} = \sqrt{z} \mathbf{u}, \quad (5)$$

式中,“=”表示具有相同的分布,因子 z 称为权系数,向量 \mathbf{x} 的概率密度由 \mathbf{u} 的协方差矩阵 \mathbf{C}_u 和系数概率密度 $p_z(z)$ 所决定,如式(6)所示.

$$p_x(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x}/z) p_z(z) dz = \int \frac{\exp\left\{-\frac{\mathbf{x}^T (z \mathbf{C}_u)^{-1} \mathbf{x}}{2}\right\}}{(2\pi)^{N/2} |z \mathbf{C}_u|^{1/2}} p_z(z) dz, \quad (6)$$

式中, N 为 \mathbf{x} 和 \mathbf{u} 的维数(此处为邻域的大小). 假设 $E\{z\} = 1$, 则 $\mathbf{C}_x = \mathbf{C}_u$.

GSM 模型既可描述剪切波系数边缘的形状又可描述邻近系数模值间的相关性. 为了从局部描述建立图像的全局模型, 必须明确系数的邻域结构和权系数的分布. 将系数划分到不相重叠的邻域, 并确定权系数(看作独立变量)的边缘模型或者通过权系数全集来确定联合密度.

1.3 基于剪切波高斯尺度混合模型的背景估计

包含弱小目标的红外图像经剪切波变换分解

后,其观测系数的邻域 y 可用式(7)所示的 GSM 模型表示.

$$y = x + w = \sqrt{z}u + w \quad (7)$$

式中, w 为零均值高斯向量,其相应的协方差矩阵为 C_w . 假设 C_w 对同一子带的所有邻域保持恒定.

在条件 z 下,由式(7)得观测系数邻域协方差为 $C_{y|z} = zC_u + C_w$,由于随机变量 z, u, w 相互独立,则将 z 取期望代入,得 $C_y = E\{z\}C_u + C_w$. 同时,令 $E\{z\} = 1$,则 $C_u = C_y - C_w$. 然后通过一个 $N \times N$ 大小的局部邻域对 C_u 进行估计, C_y 为邻域内观测系数的协方差: $C_y = E\{(y - \mu_y)(y - \mu_y)^T\}$,式中 $\mu_y = E\{y\}$ 表示 y 的期望值. 背景杂波邻域协方差 C_w 由分解函数 $\sigma \sqrt{N_y N_x} \delta(n, m)$ 到子带计算, (N_y, N_x) 为处理图像尺寸.

通过观测系数的局部邻域 y 估计每个邻域的中心系数 x_c ,并利用贝叶斯最小均方估计^[12]:

$$E\{x_c | y\} = \int_0^{\infty} p(z | y) E\{x_c | y, z\} dz \quad (8)$$

由此可通过计算得到条件 z 下的中心系数 x_c ,即预测的背景信号系数,也就是以后验密度 $p(z | y)$ 为权重的贝叶斯估计的均值.

1.4 基于剪切波变换高斯尺度混合模型的红外图像背景抑制方法流程

在前面论述的基础上,基于剪切波变换域 GSM 模型(ST-GSM)实现红外图像弱小目标背景抑制的步骤如下:

(1) 对原始图像进行剪切波变换;

(2) 利用 GSM 模型估计各个子带系数(除低频外). 首先,根据图像设定的杂波标准差计算邻域协方差 C_w ,估计邻域系数的协方差 C_y ,并利用 C_y 和 C_w 估计 C_u ,然后对子带中的各个邻域利用贝叶斯估计计算预测的背景信号子带系数,即中心系数 x_c ;

(3) 局部去均值滤波法^[1],对低通子带采用局部去均值滤波法进行计算,以减少残留在低通子带中目标信号对预测背景的影响;

(4) 对经滤波处理的低频子带和高频子带进行剪切波逆变换,得到估计的背景图像;

(5) 将背景图像与原始图像相减得到目标信号图像,实现弱小目标背景抑制.

2 实验结果及分析

利用实际的和模拟的包含弱小目标的红外成像图像序列处理实验,来分析和验证基于剪切波变换高斯尺度混合模型的红外图像弱小目标背景抑制方

法的抑制性能.

2.1 真实单帧图像背景抑制实验

为了验证基于剪切波变换背景抑制方法的有效性和可行性,基于 CPU 为酷睿二代 2.66GHz,内存为 2GB 的 PC 机,基于 Matlab 7.1 软件平台完成仿真实验. 选取的红外序列分别包括复杂天空云层和人工建筑物等几种典型的背景杂波. 测试对象大小为 128×128 图像,原始图像的对比度不大于 7%,信杂比为 2 左右. 剪切波变换分解层数 $N = 2$,且 $a = 2, s = 1$.

为清楚地显示 ST-GSM 方法的处理效果,选了两组包含弱小目标的典型红外图像序列来验证 ST-GSM 方法的性能和鲁棒性. 图 2 给出了一组实验结果图. 图 2(a₁)和图 2(a₂)分别为从两组序列中随机选取的一帧原图,它们分别包含了天空复杂云层以及地空探测系统中可能出现的地面人工建筑物等复杂背景干扰,目标位置分别位于图 2(a₁)和图 2(a₂)所示的白色方框内. 图 2(b₁)和图 2(b₂)为采用 TDLMS 方法^[3]的处理结果,图 2(c₁)和图 2(c₂)为 ST-GSM 方法的处理效果. 实验中采用文献[13]参数对实验进行量化比较,其中 SCR_{in} 表示原始图像的信杂比, CR_{in} 为原始图像的对比度, $ISCR$ 为背景抑制后图像的信杂比增益, ICR 表示背景抑制后图像的对比度增益, BSF 为背景抑制因子,结果如表 1 所示.

采用 TDLMS 方法处理后,目标虽然被增强,但同时背景的强边缘也得到加强. 例如图 2(b₁)中的云层、图 2(b₂)中的地空探测系统中可能出现的天空云层和地面人工建筑物边缘没有被较好地抑制,从而产生了“虚假轮廓”现象,这必然影响到后续的检测和跟踪等处理环节. 而采用 ST-GSM 法处理后,在很好地保存并增强弱小目标信号的同时较好地抑制了复杂背景. 特别在目标受到大面积云层以及人工建筑物干扰的情况下,与 TDLMS 法结果相比较,ST-GSM 方法不但平滑了复杂背景内部,而且将复杂背景的边缘平滑掉,使得图像整体对比度和信杂比得到了很大的改善,同时很好的分离背景和目标的灰度值. 性能参数比较的结果如表 1 所示,各项参数指标 ST-GSM 方法都明显高于 TDLMS 方法.

表 1 不同方法性能比较

Table 1 Performance comparison of different methods

index	Original information		TDLMS			ST-GSM		
	SCR _{in}	CR _{in}	ISCR	ICR	BSF	ISCR	ICR	BSF
a ₁	0.99	6.24	2.66	5.83	4.47	6.49	10.62	5.83
a ₂	2.53	2.77	1.52	21.79	4.44	3.86	22.84	5.32

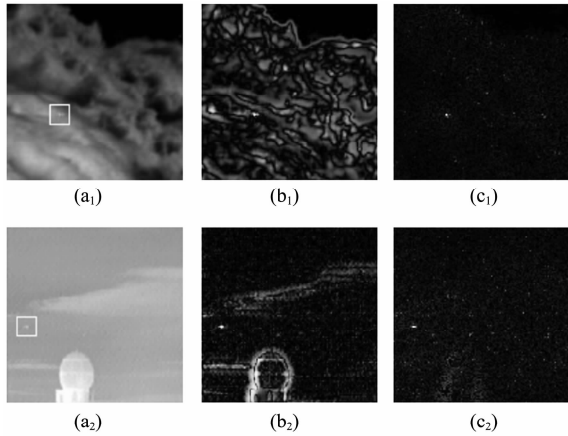


图2 所提 ST-GSM 和 TDLMS 方法背景抑制性能比较(a₁)和(a₂)原图(b₁)和(b₂)TDLMS 方法结果(c₁)和(c₂)ST-GSM 方法结果

Fig.2 Performance comparison of background suppression by the proposed ST-GSM with TDLMS methods (a₁) and (a₂) original images (b₁) and (b₂) result of TDLMS method (c₁) and (c₂) result of ST-GSM method

2.2 模拟序列图像背景抑制实验

为了进一步验证方法的有效性,此时采用真实包含天空云层背景合成图像序列评估背景抑制效果.从该序列中提取连续的20帧图像,目标大小约为1×1~3×3像素,移动速度约为2~5像素/帧,剪切波变换分解层数N=2,且a=2,s=1.图3为原始红外背景图像序列中的一帧.为了给出直观的性能比较,将背景抑制的序列结果在二维时间轴上进行投影处理,如图3(a)和图3(c)中所示.图4给出了具体单帧的性能曲线.

图3(b)和图3(d)分别为TDLMS法和ST-GSM方法结果在时间轴上的投影,图3(c)和图3(e)分别是对图3(b)和图3(d)进行自适应阈值分割的结果.实验结果显示,TDLMS法仍然包含许多高、亮杂波区域和纹理边缘以及其它残留的杂波.而ST-GSM法将背景中的复杂边缘、纹理和高亮区域较好地抑制掉.实验结果验证了ST-GSM法在抑制背景的同时保留并增强弱小目标的能力比TDLMS法强.

为了从定量地角度分析所提ST-GSM方法的性能,在此采用信杂比增益和背景抑制因子两个指标来对两种方法的复杂云层背景抑制性能进行比较.图4给出了TDLMS和ST-GSM方法在处理序列图像时具体每帧的参数数值的比较,从实验结果可以明显看出,所提的ST-GSM方法的参数指标均高于TDLMS方法.

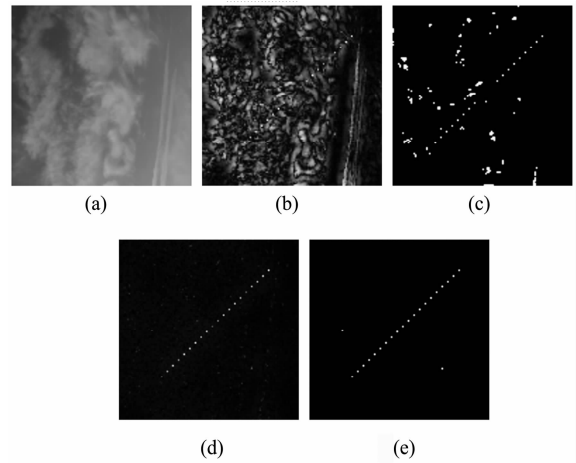


图3 TDLMS 和所提 ST-GSM 方法性能比较 (a) 图像序列的第7帧 (b) TDLMS 对序列图像处理结果在时间轴上的投影 (c) 对图(b)的分割结果 (d) ST-GSM 对序列图像处理结果在时间轴上的投影 (e) 对图(d)的分割结果

Fig.3 Performance comparison of TDLMS and the proposed ST-GSM methods (a) the seventh frame of image sequence (b) the projection of all the TDLMS' s processed results on a time coordinate for image sequence (c) segmented result for (b) (d) the projection of all the ST-GSM' s processed results on a time coordinate for image sequence (e) segmented result for (d)

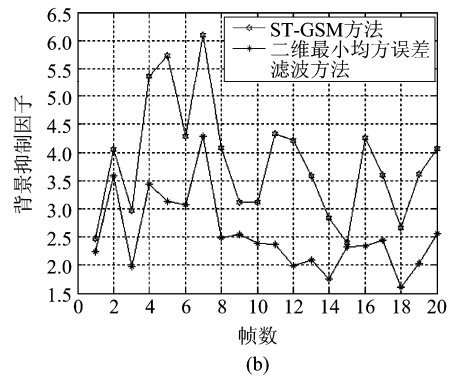
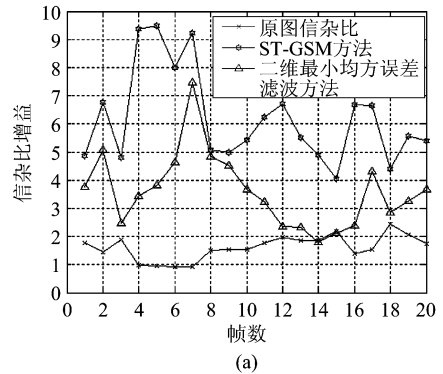


图4 图像序列实验比较分析(a) 图像序列的帧数对应的 ISCR (b) 图像序列单帧对应的 BSF

Fig.4 Experimental comparative analysis of image sequence. (a) ISCR with respect to frame number of image sequence (b) BSF with respect to frame no. of image sequence

3 结论

为了抑制地空探测系统中可能出现的云层和人工建筑物复杂杂波对弱小目标检测性能的影响,采用贝叶斯最大后验估计,设计了基于剪切波变换和高斯尺度混合模型的背景抑制方法.利用基于模拟和真实的图像序列的几组实验验证了所提方法的抑制性能.实验结果表明,所提方法可较好地实现对红外地空探测系统中可能出现的云层和人工建筑物所引起的强边缘的抑制,展示了基于剪切波变换的高斯尺度混合模型作为一种新的多尺度几何分析工具在红外图像处理中的应用潜力.在细节特征的抑制上仍不能让人满意,如何减轻甚至消除残留的强边缘背景是下一步值得研究的课题和今后的研究方向.

REFERENCES

- [1] Chen J Y, Reed I S. A detection algorithm for optical targets in clutter[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, **23**(1):46—59.
- [2] Silverman J, Cafer C E, Vickers V E. Temporal filtering for point target detection in staring IR imagery; II. Recursive variance filter[J]. *Proc. SPIE*. 1998, **3373**:45—53.
- [3] Lin J N, Nie X, Unbehauen R. Two-dimensional LMS adaptive filter incorporating a local-mean estimator for image processing[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems; Analog and Digital Signal Processing*, 1993, **40**(7):417—428.
- [4] Li H, Wei Y T, Li L Q, et al. Infrared moving target detection and tracking based on tensor locality preserving projection[J]. *infrared physics & technology*. 2010, **53**(2):77—83.
- [5] Porat B, Friedlander B. A frequency domain algorithm to multiframe detection and estimation of dim targets [J].
- ~~~~~
- (上接 161 页)
- [5] Cao Y, Liu R M, Yang J. Infrared Small Targets Detection Using PPCA[J]. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2008, **29**(4):385—395.
- [6] Plumbley M D, Abdallah S A, Blumensath T, et al. Musical audio analysis using sparse representations[J]. *Proceedings in Computational Statistics*, 2006, **2**:104—117.
- [7] Donoho D, Huo X. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2001, **47**(7):2845—2862.
- IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1990, **12**(4):398—401.
- [6] DelMarco S, Agaian S. The design of wavelets for image enhancement and target detection [J]. *Proc. SPIE*, 2009, **7351**:
- [7] LI Hong, ZHENG Cheng-Yong, GAO Jing-Li. Weak and small object detection based on wavelet multiscale analysis and fisher algorithm[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(李红, 郑成勇, 高景丽. 基于小波多尺度分析及 Fisher 分割的红外弱小目标检测. *红外与毫米波学报*), 2003, **22**(5):353—356.
- [8] LIU Ru-Ming, LIU Er-Qi, YANG Jie, et al. Detect infrared point targets based on kernel fukunaga-Koontz transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves*(刘瑞明, 刘尔琦, 杨杰, 等. 核 Karhunen-Loeve 变换红外弱小目标检测. *红外与毫米波学报*), 2008, **27**(1):47—50.
- [9] Zhang BY, Zhang TX, Cao ZG, et al. Fast new small target detection algorithm based on a modified partial differential equation in infrared clutter[J]. *SPIE optical engineering*. 2007, **46**(10):106401—1~6.
- [10] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. *SIAM J. Math Anal.* 2008, **39**(1):298—318.
- [11] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(11):1338—1351.
- [12] BAI Jing, HOU Biao, WANG Shuang, et al. SAR image denoising based on lifting directionlet domain Gaussian scale mixtures model[J]. *Chinses journal of computers*(白静, 侯彪, 王爽, 等. 基于提升 Directionlet 域高斯混合尺度模型的 SAR 图像噪声抑制. *计算机学报*), 2008, **31**(7):1234—1241.
- [13] QIN Han-Lin, LIU Shang-Qian, ZHOU Hui-Xin, et al. Background suppression for dim small target with Gabor kernel non-local means[J]. *Infrared and Laser Engineering*(秦翰林, 刘上乾, 周慧鑫, 等. 采用 Gabor 核非局部均值的弱小目标背景抑制. *红外与激光工程*), 2009, **38**(4):737—741.
- [8] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representation over learned dictionaries [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, **15**(12):3736—3745.
- [9] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust Face Recognition via Sparse Representation[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(2):210—227.
- [10] Candes E J, Tao T. Decoding by linear programming[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2005, **51**(12):4203—4215.