

文章编号 1004-924X(2008)10-1988-07

基于二代 Curvelet 变换和 ProbShrink 算法 的红外图像背景抑制

郭 琰, 张 晔, 谷延锋, 仲伟志

(哈尔滨工业大学 电子与信息技术研究院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:为了提高红外复杂背景下弱小目标的检测性能,提出了一种基于二代 Curvelet 变换和 ProbShrink 算法的红外图像背景抑制新方法。弱小目标在二代 Curvelet 变换后表现为高频信息,而二代 Curvelet 系数表示了边缘信息的稀疏,抑制其低频系数即能很好地去除大部分复杂背景。本文通过对高频子带系数单一分布和联合分布的分析,确定包含目标信息的子带位置,利用 ProbShrink 算法对高频系数中的背景系数进行有效地缩减。实验结果显示,对输入信噪比为 4.16 dB 的复杂云层进行背景抑制后,其输出信噪比能达到 40.04 dB,优于小波和二代 Curvelet 的方法,表明本文算法能够很好地抑制红外图像背景,保留弱小目标信息。

关键词:红外图像;背景抑制;二代 Curvelet 变换;ProbShrink 算法

中图分类号:TP391.4;TN219 **文献标识码:**A

Infrared image background suppression based on 2nd generation Curvelet transform and ProbShrink algorithm

GUO Yan, ZHANG Ye, GU Yan-feng, ZHONG Wei-zhi

(*Institute of Electronic and Information Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China*)

Abstract: To improve the detecting performance for the weak targets in complex infrared background, a new infrared image background suppression algorithm based on the second generation Curvelet transform and ProbShrink algorithm is present. As the weak targets are described by the high frequency coefficients in the second generation Curvelet transform and the second generation Curvelet coefficients are sparse representations for edges, so that the parts of complex backgrounds can be subtracted by suppressing low frequency coefficients. The marginal statistics and joint statistics of the high frequency coefficients are used to find the positions of target subbands, then ProbShrink algorithm is used to effectively suppress the background subband coefficients. The experimental results show that the output SNR of complex cloud background with 4.16 dB input SNR can achieve 39.38 dB, which means presented algorithm can suppress infrared backgrounds and can preserve weak targets well.

Key words: infrared image; background suppression; 2nd generation Curvelet transform; ProbShrink algorithm

收稿日期:2008-01-28;修订日期:2008-03-21.

基金项目:航空科学基金资助项目(No. 20060112107)

1 引 言

红外成像因其全天候成像的特点而广泛地应用于各个领域,如军事领域中的导弹预警和自动目标识别等。但由于红外成像前景和背景相比差别不大,直接检测目标比较困难,且随着隐形技术的发展,空中目标的红外辐射越来越小,使红外弱小目标的检测更加困难。

背景抑制是目标检测的重要前提,一般方法是利用中值滤波器^[1]、高通滤波器^[2]和匹配滤波器^[3],以及一些改进形式^[4]。当背景比较复杂时,中值滤波器就失去了作用;高通滤波器对变换缓慢的背景抑制效果明显;匹配滤波器适用范围比较窄,当目标弱小到一定程度时效果较差。一些学者利用小波变换多尺度分析的特性,保留低频系数得到背景差分图像^[5],这种方法在红外小目标检测中取得了一定的效果,但没有对系数进行分析。文献^[6]则分析了无噪和有噪图像小波域不同子带系数的相关性,建立了小波域 ProbShrink 去噪算法。由于对 Curvelet 系数^[7]多采用对同层子带采用硬阈值或软阈值处理的方法,而这类方法没有考虑到不同子带系数之间的关系,故文献^[8]分析了 Curvelet 变换同层和不同层子带之间的关系,为 Curvelet 系数的处理提供了有力的依据。2004 年 E. J Candes 在原有 Curvelet 变换的基础上提出二代 Curvelet 理论^[9],并采用 FFT 实现^[10],完成了 Curvelet 理论的简化和快速实现。本文基于二代 Curvelet 变换抑制低频系数,分析高频系数是由背景还是目标产生,确定含目标的信息子带系数的位置,利用 ProbShrink 算法对包含目标信息的子带系数进行缩减,最后经二代 Curvelet 反变换得到红外背景抑制结果,实验结果表明本文算法优于常用的背景抑制算法。

2 二代 Curvelet 变换

一代 Curvelet 变换是将图像进行子带分解,对分解后的不同尺度下的子带图像进行分块,最后对每个块进行 Ridgelet 分析。一代 Curvelet 变换构造中有 7 个参数,变换的数学分析比较复杂,而且其采用层叠窗口实现加大了变换后实现

的难度。二代的 Curvelet 变换将参数减少到 3 个,且采用更简单、更透明的结构来构造 Curvelet 变换,并且在实现过程中对频域进行了区域分块。由于无需用到 Ridgelet 变换,因此大大简化了实现的过程,其得到的子带系数与一代相同。

定义连续二代 Curvelet 变换的 mother Curvelet 为 $\phi_j(\mathbf{x})$ (其中 $\mathbf{x}=(x_1, x_2)$), 且其傅里叶变换后满足 $\phi_j(\omega)=U_j(\omega)$, 其余尺度下的变换系数可以通过 $\phi_j(\mathbf{x})$ 旋转或平移得到。类似于小波变换,将 $f \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 与不同尺度下的 Curvelet 作内积得到二代 Curvelet 系数。

$$c(j, l, k) := \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(x) \overline{\phi_{j,l,k}(k)} d\omega = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(x) U_j(R_{\theta_l} \omega) e^{i(x, k)} d\omega. \quad (1)$$

离散的二代 Curvelet 变换将极坐标系下光滑连续的环形频率窗 U_j 分块转换为方形分块,以适合图像在二维笛卡尔坐标系下的离散化处理,分块后的频率窗以 \tilde{U}_j 来代替,其分块方式如图 1 所示。

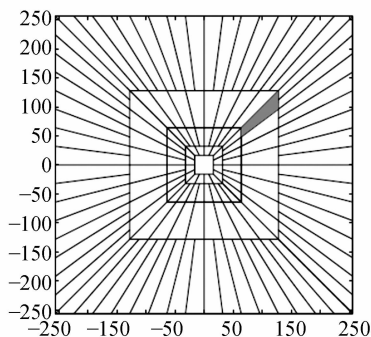


图 1 离散二代 Curvelet 频率空间区域分块图
Fig. 1 Blocking in frequency space of digital 2nd generation Curvelet

对用同心方块分割后的频域可以运用 FFT 来实现,最后离散的二代 Curvelet 变换为

$$c^D(j, l, k) = \sum_{n_1, n_2 \in P_j} \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2] e^{i2\pi(k_1 n_1 / L_{1,j} + k_2 n_2 / L_{2,j})}, \quad (2)$$

式中, $L_{1,j}$ 和 $L_{2,j}$ 分别为窗口的长度和宽度。

3 二代 Curvelet 系数的统计分析

图 2 给出了二代 Curvelet 变换后子带系数

的分布图, X 为一给定子带, P 为下一层分辨率下的子带, C_k 为同一层分辨率下不同位置的子带, C_1 为顺时针方向最靠近 X 的子带系数。对子带系数的统计分析包括对某一位置子带系数的单一分布分析和不同位置子带的联合统计分析。对红外图像而言, 背景在空间上往往为大面积分布且灰度起伏不大, 可以看成低频分量, 小目标则属于高频分量, 因此这里主要考虑变换后最高频子带, 即图 2 中最外层的子带。

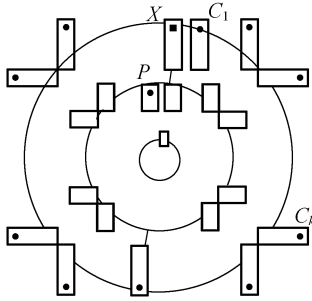


图 2 二代 Curvelet 子带分解

Fig. 2 Decomposition of 2nd generation Curvelet subbands

3.1 二代 Curvelet 系数的单一分布

这里采用拉普拉斯分布来拟合二代 Curvelet 系数, 取得了较好的效果。拉普拉斯分布的概率密度函数如下:

$$f(x) = \frac{1}{2b} e^{-|x-u|/b} \quad (3)$$

图 3(a)、(b) 分别给出了无目标和有目标情况下的原始红外图像, 图 3(c) 给出了无目标红外图像的某个高频子带系数分布的直方图, 图 3(d) 给出了含有目标的红外图像同一位置高频子带系数分布的直方图。对比图 3(c)、(d), 对于同一位置处于子带系数的直方图形状差异不大, 但有目标图像子带系数分布范围比无目标时要宽些, 峰值要低些。拟合后拉普拉斯分布(如图中虚线所示)的参数 b 能描述分布峰值的高低情况, 有目标情况下 b 为 0.357 1, 无目标情况下 b 为 0.276 3, 与观察的结论相同。这就表明目标信息在二代 Curvelet 变换后高频子带系数中占有较大的部分。

把二代 Curvelet 变换后红外图像的高频系数分成两类: 混合系数(包含目标和背景信息)和背景系数。根据单一分布特性分析, 做如下假设:

H^1 , 二代 Curvelet 系数 x 为混合系数; H^0 , 二代 Curvelet 系数 x 为背景系数。对 x 为混合系数时系数的概率分布的假设检验如下:

$$\begin{cases} f(x|H^1) = Af(x) & x > T \\ f(x|H^1) = 0 & x \text{ 为其它} \end{cases}, \quad (4)$$

其中, A 为归一化的常数, $f(x)$ 为系数的概率分布函数。同样对 x 为背景系数时系数的概率分布的假设检验如下:

$$\begin{cases} f(x|H^0) = Bf(x) & x \leq T \\ f(x|H^0) = 0 & x \text{ 为其它} \end{cases}, \quad (5)$$

其中, B 也为归一化常数, T 为根据拉普拉斯参数 b 设定的阈值。



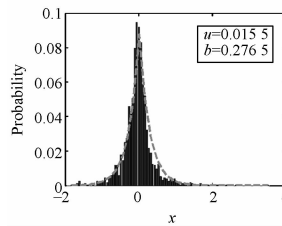
(a) 图像 1

(a) Image 1



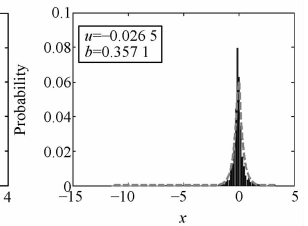
(b) 图像 2

(b) Image 2



(c) 无目标系数统计

(c) Statistic of coefficients without target



(d) 有目标系数统计

(d) Statistic of coefficients with target

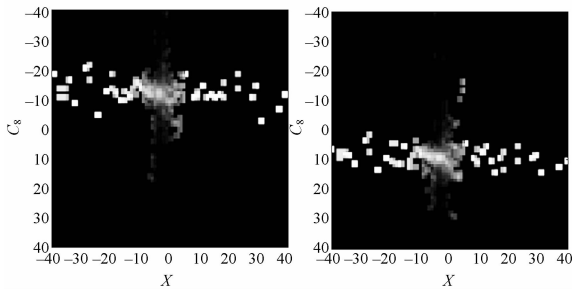
图 3 有目标和无目标子带系数统计特征

Fig. 3 Statistics of subband coefficients with and without target

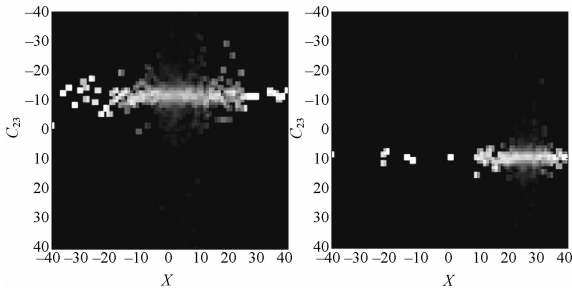
3.2 二代 Curvelet 系数的联合统计分析

这里提取二代 Curvelet 变换后的高频系数, 即图 2 中最外层的系数并分析其联合统计特征。以图 2 中 X 为参考子带, 按顺时针方向考虑与 C_k 的相关性。

图 4(a)、(c) 为不含目标情况下 X 与 C_8, C_{23} 的条件直方图, 图 4(b)、(d) 为含目标情况下 X 与 C_8, C_{23} 的条件直方图。相关性强的系数呈现一定的“哑铃”型分布, 经过对比可知, 随着离 X 距离的增大, X 和 C_k 的条件直方图变为线状, 并且含



(a)无目标下 X 和 C_8 (b)有目标下 X 和 C_8
(c) X 和 C_8 without target (d) X 和 C_8 with target



(c)无目标下 X 和 C_{23} (d)有目标下 X 和 C_{23}
(c) X 和 C_{23} without target (d) X 和 C_{23} with target

图 4 高频子带系数条件直方图

Fig. 4 Conditional histograms of high frequency subbands

目标红外图像子带系数条件直方图趋向直线的趋势更为明显,这也可以通过图 5 看出。图 5 描述了不含目标和含有目标情况下 X 子带系数和其余子带的系数相关情况,其横轴为 C_k 的下标。总的来说包含目标图像的子带相关性小于不含目标图像的子带相关性,并且随着下标增大其相关性减弱。其中值得注意的是包含目标图像 X 和 C_6 、 X 和 C_8 子带的相关系数绝对值分别为 0.012 1 和 0.009 6(见表 1),远小于不含目标图像子带相关系数的绝对值,而且也小于临近子带与 X 的相关系数的绝对值。由此可认为目标信息主要分布在 C_6 、 C_8 这两个位置的子带上,如何对含有目标信息的子带系数进行调整,关系到背景抑制的效果。

表 1 不同子带相关系数绝对值

Tab.1 Absolute correlation coefficients of different subbands

| | X 和 C_2 | X 和 C_6 | X 和 C_8 | X 和 C_{23} |
|-----|-------------|-------------|-------------|----------------|
| 无目标 | 0.355 4 | 0.076 6 | 0.036 5 | 0.011 3 |
| 有目标 | 0.277 8 | 0.012 1 | 0.009 6 | 0.011 2 |

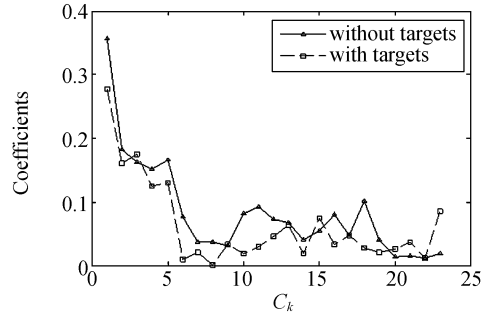


图 5 不同位置子带相关系数绝对值的比较

Fig. 5 Comparison of absolute correlation coefficients of different subbands

4 基于二代 Curvelet 变换的背景抑制

本文采用将二代 Curvelet 变换后低频子带系数置 0 后对高频系数进行缩减的方法来抑制红外图像的背景,由于 Curvelet 系数是对边缘信息的稀疏表示,对其低频系数的抑制能够很好地去除类似云层的复杂背景。高频子带采用 Probshrink 算法进行剩余背景系数的抑制。

Probshrink 方法是对含噪声图像小波系数处理的方法,有点类似于小波系数软阈值处理。通过对不同子带小波系数含有图像信息多少的估计,对不同子带设置不同的系数缩减因子进行缩减,因此它与硬阈值相比能更好地滤除噪声。此外,Probshrink 中缩减因子是通过后验概率估计得到的,这比常用的马尔科夫随机场方法简化了很多。本文采用 Probshrink 的方法对已经得到的含有目标信息的子带进行处理,能够更好地去除背景信息,并且计算过程比较简单。

假设包含目标信息的位置 l 处子带系数为 y_l ,将这一系数表示为目标系数 x_l 和背景系数 c_l 之和: $y_l = x_l + c_l$ 。参照 3.1 的假设, H_l^1 为 y_l 是混合系数的假设,等同于 $|y_l| \geq T$,而 H_l^0 为 y_l 是背景系数的假设,等同于 $|y_l| < T$,其中 T 与 3.1 中选定的阈值相同。根据 Probshrink 算法, x_l 的最小均方误差估计为:

$$\hat{x}_l = E(x_l | y_l, z_l) = E(x_l | y_l, H_l^1)P(H_l^1 | y_l, z_l) + E(x_l | y_l, H_l^0)P(H_l^0 | y_l, z_l), \quad (6)$$

其中, z_l 为局部空间活跃算子^[8] (Local Spatial Activity Indicators, LSAI)。这一算子描述了用子带系数表达图像边界时的相关性程度。由于

H_i^0 为没有目标情况下的假设,那么 $E(x_l | y_l, H_i^0) = 0, E(x_l | y_l, H_i^1)$ 近似地取为 y_l , 则式(6)可改写为:

$$\hat{x}_l = P(H_i^1 | y_l, z_l) y_l. \tag{7}$$

运用贝叶斯原理可以将上式重写为:

$$\hat{x}_l = \frac{\Delta_l}{1 + \Delta_l} y_l, \tag{8}$$

其中, $\Delta_l = \frac{P(H_i^1) p(z_l | H_i^1) p(y_l | H_i^1)}{P(H_i^0) p(z_l | H_i^0) p(y_l | H_i^0)}$.

$p(y_l | H_i^1)$ 可以用 $f(x | H^1)$ 来表示, $f(x | H^1)$ 的定义如式(4), 同样 $p(y_l | H_i^0)$ 可以用 $f(x | H^0)$ 来表示, $f(x | H^0)$ 的定义如式(5). $P(H_i^1)$ 和 $P(H_i^0)$ 可表示为 $\int_{-\infty}^{\infty} f(x | H^1) dx$ 和 $\int_{-\infty}^{\infty} f(x | H^0) dx$, $p(z_l | H_i^1)$ 和 $p(z_l | H_i^0)$ 可以近似地由 $p(y_l | H_i^1)$ 和 $p(y_l | H_i^0)$ 得到^[8].

由此含有目标信息的子带系数可以采用式(8)来调整. 总结本文算法的流程如下:

- (1) 对红外图像进行二代 Curvelet 变换, 得到不同分辨率下的二代 Curvelet 系数, 保留高频子带系数, 其余子带系数置 0;
- (2) 根据二代 Curvelet 系数的统计特征确定由目标信息产生的子带系数位置, 将其余子带系数置 0;
- (3) 用 ProbShrink 算法对包含目标信息的子带系数进行调整;
- (4) 对调整后的所有子带系数进行反变换, 得到背景抑制结果.

图 6 给出本文背景抑制算法的流程图.

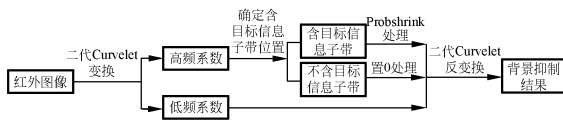


图 6 本文背景抑制算法流程图

Fig. 6 Flowchart of proposed background suppression algorithm

5 结果分析与评价

为了验证本文提出背景抑制算法的有效性, 选用图 3(b) 和比较复杂的云层背景图像 7(a), (h), (i) 进行测试, 将本文算法与小波(采用 Biorthogonal 4.4 小波)低频系数抑制算法^[5]、二

代 Curvelet 低频系数抑制算法进行了比较, 图 7 给出了复杂背景抑制后的结果.

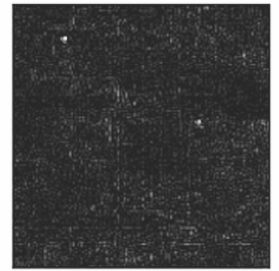
从图 7(b)、(c)、(d) 对于图 7(a) 的背景抑制效果来看, 小波算法、Curvelet 算法和本文算法均能较好地去除背景, 但是从图 7(e)、(f)、(g) 背景抑制后的三维显示来看, 本文算法背景抑制后效果明显好于小波和二代 Curvelet 方法.

计算使用电脑配置为 Pentium4-2.8 GHz、内存 1 GB, MATLAB6.5 计算环境; 对大小为 256×256 的图 7(b) 采用小波、二代 Curvelet 和本文方法进行背景抑制所需时间分别为 0.578 s, 9.51 s, 2.01 s, 对同样大小其他图像的计算时间与其相



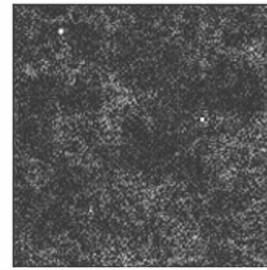
(a) 图像 3

(a) Image 3



(b) 小波方法结果

(b) Result with wavelet method



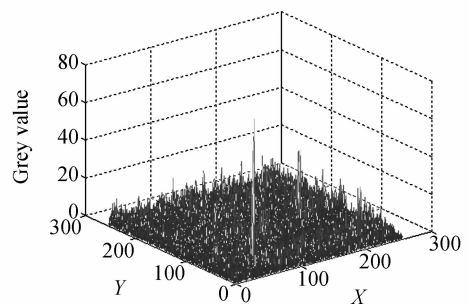
(c) 二代 Curvelet 的结果

(c) Result of 2nd generation Curvelet method



(d) 本文算法的结果

(d) Result of proposed method



(e) 小波方法得到结果的三维显示

(e) 3-D display of result with wavelet method

当。可见二代 Curvelet 变换占其中大部分计算时间。

表 2 背景去除结果客观评价

Tab.2 Objective evaluation for background suppression

| | | SNR _{in} | SNR _{out} | G _{Var} | G _{SNR} |
|------|-------------|-------------------|--------------------|------------------|------------------|
| 图 | 小波 | | 77.66 | -34.39 | 29.87 |
| 像 | 二代 Curvelet | 2.49 | 83.25 | -30.09 | 30.67 |
| 3(b) | 本文算法 | | 78.28 | -32.93 | 30.01 |
| 图 | 小波 | | 29.35 | -23.65 | 21.17 |
| 像 | 二代 Curvelet | 2.56 | 31.52 | -21.17 | 21.79 |
| 7(a) | 本文算法 | | 39.38 | -26.06 | 23.73 |
| 图 | 小波 | | 32.55 | -24.41 | 17.87 |
| 像 | 二代 Curvelet | 4.16 | 34.24 | -24.02 | 18.31 |
| 7(h) | 本文算法 | | 40.01 | -25.24 | 19.66 |
| 图 | 小波 | | 28.41 | -22.14 | 19.85 |
| 像 | 二代 Curvelet | 2.89 | 32.21 | -23.27 | 20.94 |
| 7(i) | 本文算法 | | 35.95 | -24.58 | 21.89 |

为了从客观上来评价背景抑制的效果,定义红外背景抑制后图像的信噪比如下:

$$SNR = (G_T - m) / \sigma, \quad (9)$$

其中, G_T 为目标区域的最大灰度, m 为图像的平均灰度, σ 表示图像的标准差。信噪比可用来判断背景抑制后目标和剩余背景的比率。

定义方差增益如下:

$$G_{Var} = 20 \log(\sigma_{out} / \sigma_{in}), \quad (10)$$

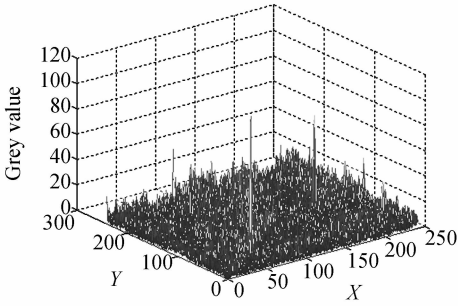
其中, σ_{out} 为背景抑制后图像的标准差, σ_{in} 为输入图像的标准差。方差增益可用来表示背景抑制前后背景变化的剧烈程度, 为正值表示加剧, 为负值表示减缓。

定义 SNR 增益如下:

$$G_{SNR} = 20 \log(SNR_{out} / SNR_{in}), \quad (11)$$

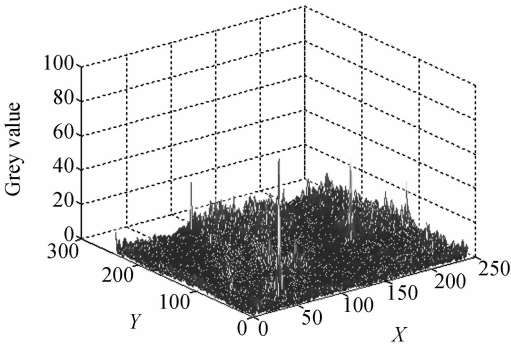
信噪比增益则描述了背景抑制对 SNR 提高的情况。

表 2 给出了背景抑制的客观评价结果。对于图像 3(b), 本文算法与小波方法相比有所提高, 但与 Curvelet 方法相比稍逊色一些。但是对于背景复杂的图 7(a), 本文算法的输出信噪比与小波方法、二代 Curvelet 方法相比分别有 10.03 dB 和 7.86 dB 的提高, 且其余两项指标都优于小波方法和 Curvelet 方法, 这表明本文算法对复杂背景抑制的效果比较好。



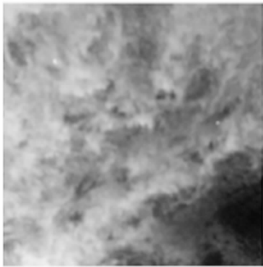
(f)二代 Curvelet 方法得到结果的三维显示

(f)3-D display of result with 2nd generation Curvelet method



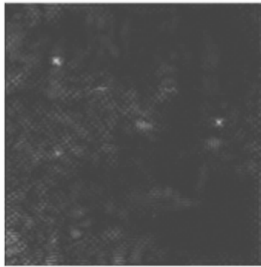
(g)本文算法得到结果的三维显示

(g)3-D display of result with proposed method



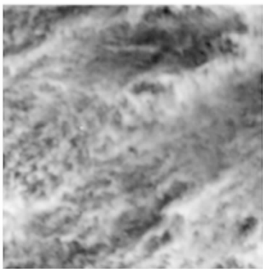
(h)图像 4

(h)Image 4



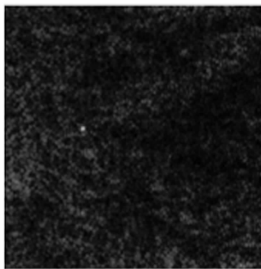
(g)本文算法的结果

(g)Result with proposed method



(i)图像 5

(i)Image 5



(j)本文算法的结果

(j)Result with proposed method

图 7 复杂红外背景抑制结果

Fig.7 Results of complex infrared background suppression

6 结 论

本文基于二代 Curvelet 变换,分析了红外图像二代 Curvelet 系数的单一分布和联合分布统计特征,指出含目标信息的子带位置可由子带系

数统计分析得到,针对包含目标信息的子带采用 ProbShrink 法进行缩减。对多组含有小目标的红外图像进行背景抑制,对输入信噪比为 4.16 dB 的复杂云层进行背景抑制后,输出信噪比能达到 40.04 dB。无论从主观还是客观进行评价,本文方法对红外背景抑制都有良好的结果。

参考文献:

- [1] BARNETT J. Statistical analysis of median subtraction filtering with application to point detection in infrared backgrounds[J]. *SPIE*, 1989,1050:10-18.
- [2] 彭嘉雄,周文琳. 红外背景抑制与小目标分割检测[J]. *电子学报*,1999, 27(12): 48-53.
PENG J X, ZHOU W L. Infrared background suppression for segmenting and detecting small target[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(12): 48-53. (in Chinese)
- [3] MULLER M. Saliency measure in cluttered IR images for ATR [J]. *SPIE*,1999, 3699:150-154.
- [4] DESHPANDE S D, ER M H, RONDA V. Max-mean and max-median filter for detection of small targets[J]. *SPIE*, 1999, 3809:74-83.
- [5] 李红,郑成勇,高景丽. 基于小波多尺度分析及 Fisher 分割的红外小目标检测[J]. *红外与毫米波学报*,2003, 22(5):353-356.
LI H, ZHENG CH Y, GAO J L. Weak and small object detection based on wavelet multi-scale analysis and Fisher algorithm[J]. *Infrared Millim. Waves*, 2003, 22(5):353-356. (in Chinese)
- [6] PIZURICA A, PHILIPS W. Estimating the probability of the presence of signal of interest in multiresolution single-and multiband image denoising[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(3):654-665.
- [7] STARCK J L,CANDES E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2002, 11(6):670-684.
- [8] ALECU A, MUNTEANU A., PIZURICA A, *et al.*. Information-theoretic analysis of dependencies between curvelet coefficients [J]. *IEEE ICIP*, 2006:1617-1620.
- [9] CANDES E J, DONOHO D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with C2 singularities [J]. *Commun on Pure and Appl. Math.*, 2004, 57(2):219-266.
- [10] CANDES E J,DEMANET L, DONOHO D L,*et al.*. Fast discrete curvelet transforms [R]. *California Institute of Technology:Department of Statistics,Stanford University*, 2005.

作者简介:郭 琰(1980—)男,博士研究生,主要从事多源图像配准、融合等方面的工作。E-mail: guoyan3000@gmail.com

导师简介:张 晔(1960—)男,教授,博士生导师,主要从事遥感超谱图像处理技术及其应用、图像和视频压缩及传输、成像侦察及景象匹配技术等方面的研究。E-mail: zhye@hope. hit. edu. cn