

采用剪切波变换的红外弱小目标图像预处理

龚俊亮^{1,2}, 何 昕¹, 魏仲慧¹, 郭敬明^{1,2}

(1 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘 要: 提出一种采用剪切波变换的红外弱小目标图像预处理新方法. 该方法首先采用剪切波变换对图像进行分解, 针对高低频子带的不同特点, 对低频子带系数采用基于贝叶斯统计的方法进行处理, 推导出剪切波系数为拉普拉斯先验分布的最大后验估计表达式和低频子带阈值; 而高频子带则对其系数构成分析后, 利用图像不同组成元素能量值的不同设定阈值; 对处理后的子带系数进行重构以获得预测的背景图像, 将其与原图相减, 可得到突出目标且背景被抑制的图像; 采用经典的自适应阈值分割法对预处理后的图像进行分割, 很好地实现了目标检测. 实验结果表明, 该方法处理的图像信噪比值高, 在客观评价指标与主观视觉两方面均表现出良好的效果.

关键词: 红外图像预处理; 剪切波变换; 贝叶斯统计; 阈值收缩

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)04-0005-05

Infrared Dim and Small Target Image Pre-processing Using Shearlet Transform

GONG Jun-liang^{1,2}, HE Xin¹, WEI Zhong-hui¹, GUO Jing-ming^{1,2}

(1 Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,

Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022, China;

2 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: An image pre-processing method based on shearlet transform was proposed. First, image was decomposed by shearlet transform, then to get the subband coefficients, Bayesian statistics and threshold shrinkage methods were used in the low-frequency component and high-frequency components, through shearlet reconstruction, the predicted background of the image was obtained, the original image is subtracted by the predicted background image and we can get the result image. Finally, in order to test the new method, classical adaptive threshold segmentation was used to segregate the targets. Theoretical analysis and experimental results show that, compared with several commonly used methods, ISNR of result image which using the new method is higher than the others, and have better effects both in objective evaluation and the subjective vision.

Key words: infrared image pre-processing; shearlet transform; Bayesian statistics; threshold shrinkage

1 引言

红外成像系统具有隐蔽性好、可全天时工作、抗干扰能力强等诸多优点, 在国防武器系统中得到了广泛应用. 由于红外传感器本身的噪声以及背景杂波的干扰, 使得红外图像一般较暗、目标和背景的对

比度低. 为了提高系统对强杂波背景中红外弱小目标的检测能力, 在目标检测之前, 必须进行图像预处理, 对图像进行背景抑制和目标增强, 从而减小图像噪声, 提高信噪比^[1].

在小波变换出现以后, 由于其兼具时频局部化和多分辨率的优良特性, 使其在信号处理领域得到

了广泛应用. 但当二维小波的支撑基区间为正方形, 不能很好的获得图像内容的方向信息. 文献[2]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), 它代表着多尺度几何分析的发展前沿, 对图像的表示同时具有多分辨、最优稀疏、方向性和局域性等优点.

本文利用剪切波变换具有多方向与多尺度的特点^[3]对图像进行分解, 并针对不同频段采用不同的方法进行处理, 能有效增强目标能量抑制复杂背景, 提高图像信噪比.

2 剪切波变换

K. Guo 和 G. Easley 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, 式(1)为一个常用的具有合成膨胀性质的仿射系统^[4]:

$$A_{AB}(\psi) = \{\psi_{i,j,k}(x) = |\det A|^{i/2} \psi(B^j A^i x - k); i, j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (1)$$

式中, 伸缩矩阵 $A = [2, 0; 0, \sqrt{2}]$, 剪切矩阵 $B = [1, 1; 0, 1]$; 剪切波通过一个基本函数(如上式中的 ψ)的伸缩、平移和剪切变换来构造, 该构造具有函数的数学和几何特性; 剪切波在联系起小波经典概念的同时也增强了生成函数对几何特征的敏感性^[5]. 剪切波变换定义如下:

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

式中, $\psi_{a,s,t}(x) = |\det M_{as}|^{1/2} \psi(M_{as}^{-1}(x-t))$, 并且 $M_{as} = [a, a^{1/2}s; 0, a^{1/2}]$, 令 $B_s = [1, s; 0, 1]$, $A_a = [a, 0; 0, a^{1/2}]$, 则 $M_{as} = B_s A_a$, 所以每一个 M_{as} 矩阵由两个矩阵构成: A_a 为各向异性膨胀矩阵, B_s 为剪切矩阵. 对于信号函数 $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 有以下表达式:

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

在频率域内, 有

$$\hat{\psi}_{a,s,t}(\omega) = a^{3/4} e^{-2\pi i \omega t} \hat{\psi}_1(a\omega_1) \hat{\psi}_2(a^{-1/2}(s + \omega_2/\omega_1)) \quad (4)$$

每个 $\hat{\psi}_{a,s,t}$ 由如下序列支撑

$$\text{supp } \hat{\psi}_{a,s,t} \subset \{(w_1, w_2): w_1 \in [-2/a, 1/(2a)] \cup [1/(2a), 2/a], |s + w_2/\omega_1| \leq \sqrt{a}\} \quad (5)$$

剪切波变换定义在不同尺度、位置和方向上, 具有高度的各向异性, 是小波变换的多维表现形式, 且包含离散化的实现形式^[6], 可以看出, 对处理包含弱小目标的红外图像, 剪切波变换提供了一个较小波变换更有效的处理手段. 剪切波变化的频域支撑如图 1 所示.

小波与剪切波的支撑基如图 2 所示, 其中图像分解层数用 J 表示, 而尺度 j 下的方向分解级数用 l_i 表示.

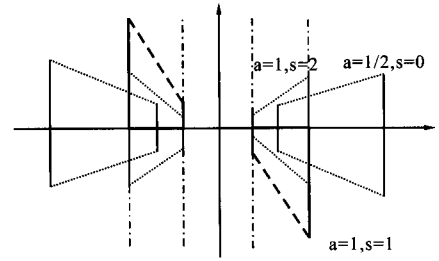
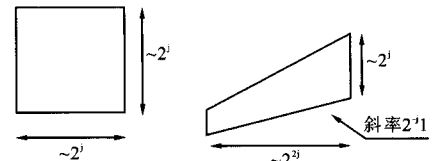


图 1 a 和 s 取不同值时剪切波 $\hat{\psi}_{a,s,t}$ 的频率支撑



(a) 二维小波的支撑基 (b) 剪切波的支撑基

图 2 小波与剪切波的支撑基

3 基于剪切波变换的红外图像预处理

3.1 拉普拉斯模型

为解决数字图像的噪声抑制问题, 通常建立模型 $g = x + n$, 其中 x 代表无噪声图像, n 代表噪声, g 表示降质图像, 也就是获得的原图. 设 n 服从 $N(0, \sigma_n^2)$ 分布, 从图像模型结构中, 可以利用 $y = w + k$ 表示相应的剪切波系数模型, 剪切波域去噪即从观测系数 y 中得到真实系数 w 的估计 $\hat{w}(y)$.

对于自然图像, 分解后得到的剪切波系数具有非高斯特性, 通常采用拉普拉斯模型即双指数模型来描述其分布, 其分布以零点为中心对称, 并在零点处具有峰值^[7], 如图 3 所示.

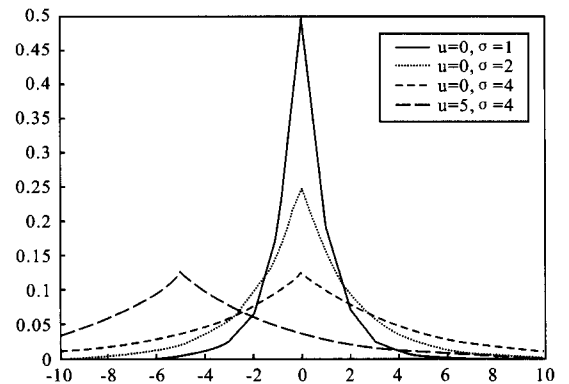


图 3 u, σ 取不同值的拉普拉斯概率密度函数

拉普拉斯分布属于广义高斯分布的特例, 其概率密度函数 pdf 如下:

$$p_w(w) = (1/\sqrt{2}\sigma) \cdot \exp(-|w-u|/\sigma) \quad (6)$$

w 为剪切波系数, u 为位置参数, 由于分布以零点为中心, 故 $u=0$, 通过式(6)看出该分布只有一个参数, 即标准差 σ , 其表达式简单, 采用贝叶斯理论便可得到估计系数的解析解。

3.2 结合贝叶斯估计的剪切波域低频处理

经过剪切波分解之后, 大部分的目标能量存在于高频子带, 对于低频子带, 主要由少部分目标能量和图像背景构成。其数学模型如下:

$$a=b+t \quad (7)$$

其中 a 、 b 、 t 分别代表低频带中含残余目标的图像信息, 大部分背景信息和少量的目标信息, 为了估计出具有较大相关性的图像背景, 可以将该少量的目标信息看作低频段背景中的噪声, 对其进行滤波消除便可得到图像低频部分的估计背景。则其概率密度函数为可以表示为:

$$p_t(t) = (1/\sqrt{2\pi}\sigma_t) \cdot \exp(-t^2/2\sigma_t^2) \quad (8)$$

对于低频子带内剪切波系数, 本文利用 2.1 所述拉普拉斯分布模型对其进行建模, 并采用式(6)表示其概率密度函数, 在进行剪切波变换后, 通过式(7)可以得到剪切波系数模型为:

$$wa=w+wt \quad (9)$$

其中 wa 、 w 、 wt 分别为获得的低频段系数, 低频段背景剪切波系数和少量的目标剪切波系数, 基于贝叶斯统计方法的低频子带处理就是从含残余目标的 wa 中恢复大部分背景信息 w 的最优估计 $\hat{w}$, 使其在最小均方误差 (Minimum Square Error, MSE) 意义下最小。最大后验估计 (MAP) 是一种在贝叶斯统计理论中常用的方法, 在给定观测数据 wa 的条件下, MAP 估计即是得出使后验概率密度 $p_{w|wa}(w|wa)$ 最大的 w :

$$\hat{w}(wa) = \arg \max_w [p_{w|wa}(w|wa)] \quad (10)$$

利用贝叶斯准则可知

$$\begin{aligned} \hat{w}(wa) &= \arg \max_w [p_{wa|w}(wa|w) \cdot p_w(w)] \\ &= \arg \max_w [p_t(wa-w) \cdot p_w(w)] \end{aligned} \quad (11)$$

即

$$\hat{w}(wa) = \arg \max_w [\log(p_t(wa-w)) + \log(p_w(w))] \quad (12)$$

将式(6)、(8)代入式(12), 对 w 求导, 并令其为 0, 得到如下:

$$\hat{w} = wa - (\sqrt{2}\sigma_t^2/\sigma) \cdot |w|' \quad (13)$$

利用 $|w|' = \text{sign}(w)$, 且根据文献[8]提出的噪声去除方法, 若将阈值设为 $\sqrt{2}\sigma_t^2/\sigma$, 则 w 的具有软阈

值函数形式的 MAP 估计可得:

$$\begin{aligned} \hat{w}(wa) &= \text{sign}(wa) \cdot (|wa| - \sqrt{2}\sigma_t^2/\sigma)_+ \\ &= \text{sign}(wa) \cdot (|wa| - T)_+ \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $T = \sqrt{2}\sigma_t^2/\sigma$, 而

$$(wa)_+ = \begin{cases} 0, & \text{if } wa < 0 \\ wa, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

3.3 剪切波域高频子带处理

图像经过剪切波变换分解后, 低频子带包含图像的主要能量, 而各个高频子带图像背景能量比较低, 但却包含了主要的目标能量。剪切波变换后高频子带系数可分为两类: 第一类高频子带剪切波系数仅仅由噪声变换后得到, 数量较多且幅值小; 第二类高频子带剪切波系数由残余背景信号变换获得, 数量不多但幅值较大^[9]。在红外小目标图像中, 目标信号系数属于高频第一类系数。据此, 通过剪切波系数数量与幅值上的差异便可以构造一种新的估计图像高频部分背景的方法。同一尺度某伸缩某剪切方向上的系数能量占整个尺度能量的比重越大, 说明该伸缩该剪切方向包含较多的细节成分, 而据前面的分析, 原图像的噪声对应于该数量较多的细节成分, 因此, 该部分系数在小目标检测中应当进一步抑制。

在尺度因子为 p 时, 计算其能量 $e_p = \sum_{i=1}^n e$, 其中 n 为尺度 p 的剪切波方向数, e 为平移 t 、剪切方向 s 的子带能量, 其值 $e = \sum_s \sum_t |w_p^2(s, t)|$, 则对应的高频剪切波系数 w_h 能量因素的阈值表达式:

$$\hat{w}_h = |wh| - t / \sum_{p=1}^k e_p \quad (16)$$

式中, k 为剪切波将原图细分的层数。可以看出, 图像噪声越多, 则分解的方向系数对应的能量越大, 由此得出的系数阈值就越大。

3.4 本文方法流程

本文方法的具体流程如下。

(1) 对原始图像进行剪切波变换, 得到不同尺度下的高频、低频子带系数, 本文剪切波变换分解层数 $N=2$, $a=1$, $s=1$ 。

(2) 对低频子带系数采用拉普拉斯分布模型建模, 采用最大后验估计对其进行处理, 得到剪切波系数低频段图像背景估计。

(3) 利用第 3.3 节描述的方法对各个高频子带进行处理, 得到处理后的图像高频部分的估计背景高频系数。

(4) 利用步骤(2)(3)得到的处理后的高低频子

带,进行逆变换重构,得到图像的估计背景。

(5)用原图减去预测的背景图像得到最终背景抑制后的图像。

该算法的结构流程图,如图 4 所示。

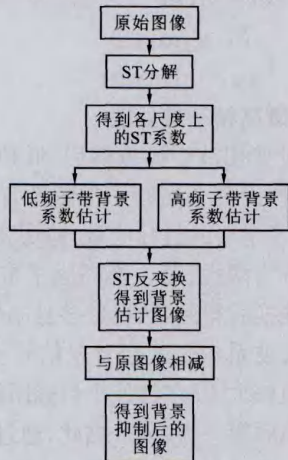


图 4 本文算法的结构流程图

4 实验结果

为了验证本文方法的有效性,对本文提出的方法在 CPU 为 Intel (R) Pentium (R) 4 CPU3.00GHz 3.01GHz, 512MB 的内存的 PC 机上采用 MATLAB R2008a 软件平台进行验证。本实验选取了平稳天空背景和复杂天空背景两组红外序列,序列图像大小为 240 像素 $\times$ 180 像素。

由于复杂云层较平稳云层更能检验方法的效

表 1 不同方法性能比较

	原图		小波变换滤波			标准 ST 滤波			本文方法		
	SNR _m	CR _m	ISNR	ICR	BSF	ISNR	ICR	BSF	ISNR	ICR	BSF
平稳云层	2.12	8.75	3.26	4.07	4.19	4.67	5.48	6.03	5.63	6.29	6.85
复杂云层	3.03	5.39	2.49	2.56	3.82	3.15	3.55	5.96	5.21	5.21	7.21

为进一步验证本文算法性能,使用自适应阈值分割法来对复杂云层各背景抑制方法处理后的图像进行分割。实验证明:本方法得出的背景抑制图像,目标能被准确的分割出来,且没有产生虚警。

5 结束语

本文基于剪切波变换提出了一种新的红外弱小目标图像预处理方法。通过对本文方法和其他方法进行实验对比,结果表明,本文方法能较好地抑制复杂背景,在去除图像噪声的同时,能较好的突出目标,处理后的图像视觉效果较好,峰值信噪比值高。

果,因此绘制复杂云层原图及各背景滤波方法后的三维显示,如图 5 所示。

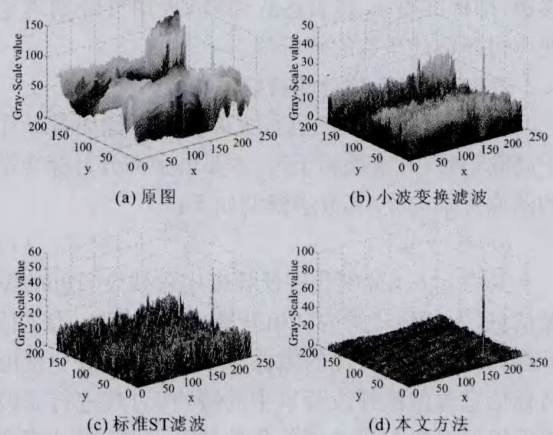


图 5 复杂云层本文算法与其它背景抑制算法结果的三维显示

采用文献[9]参数对实验结果进行量化比较,结果见表 1。其中 SNR_m 代表原图的信杂比, $ISNR$ 代表处理后的图像信杂比增益, CR_m 代表原图对比度, BSF 代表背景抑制因子, ICR 为处理后图像的对比度增益。从表 1 可以看出本文方法处理后的 $ISNR$ 与 ICR 均高于另两种方法,且在客观评价指标和主观视觉两方面本文方法都表现出良好的效果,表明本文方法能够更好地提高图像对比度,突出目标信号抑制复杂背景。

参考文献:

- [1] 高晶,孙继银,刘婧.等.基于区域模糊阈值的前视红外目标识别[J].光学精密工程,2011,19(12):3056—3063.
- [2] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets [J]. SIAM J. Math Anal. 2008,39(1):298—318.
- [3] 邹瑞滨,史彩成,毛二可.基于剪切波变换的复杂海面红外目标检测算法[J].仪器仪表学报,2011,32(5):1103—1107.
- [4] Miao Q G, Shi C, Xu P, et al. A novel algorithm of image fusion using shearlets [J]. Optics Communications, 2010,284(6):1540—1547.

- [5] Da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] Kutyniok G, Labate D. Resolution of the wave front set using continuous Shearlets [J]. Transactions of The American Mathematical society, 2009, 361 (5): 2719-754.
- [7] 侯建华, 田金文. 基于贝叶斯最大后验估计的局部自适应小波去噪[J]. 计算机工程. 2006, 32(11): 13-16.
- [8] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Assoc., 1995, 90 (12): 1200-1224.
- [9] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.

作者简介:



龚俊亮 (1988—), 博士研究生. 研究方向为数字图像处理、目标跟踪.



魏仲慧 (1961—), 女, 研究员, 博士生导师. 研究方向为图像处理、图像存储.



何 昕 (1966—), 研究员, 博士生导师. 研究方向为图像处理、光电测量.



郭敬明 (1985—), 博士研究生, 助理研究员. 研究方向为数字图像处理与模式识别.

(上接第4页)

分析了重调度时刻任务之间的各种数据和通信关系, 对移动网格依赖任务调度问题进行了形式化描述, 并阐述了重调度机制, 便于在调度性能和资源动态性之间取得均衡.

参考文献:

- [1] 杜丽娟, 余镇危. 移动网格发展研究[J]. 计算机工程与设计, 2010(6): 1166-1169.
- [2] Litke D, Skoutas T, Varvarigou. Mobile grid computing: changes and challenges of resource management in a mobile grid environment[C]//Workshop: "Access to Knowledge through Grid in a Mobile World", PAKM 2004 Conference, Vienna, 2004.
- [3] 徐志立, 王红霞. 粒子群优化算法在网格 workflow 调度中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(11): 65-68.
- [4] 苑迎春. 基于优先级规则的网格 workflow 调度[J]. 电子学报, 2009(7): 1457-1464.
- [5] 龙浩. 基于相对效费比的网格 workflow 调度算法[J]. 计算机集成制造系统, 2010(3): 589-597.
- [6] 陈廷伟. 资源动态组织支持的网格依赖任务重调度机制[J]. 小型微型计算机系统, 2009(12): 2389-2397.
- [7] Topcuoglu H, Hariri S, Wu M. Performance effective and low-complexity task scheduling for heterogeneous computing[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distribution Systems, 2002, 13(3): 260-274.

作者简介:

鞠宏军 (1973—), 硕士, 副教授. 研究方向为计算机网络及应用;

杜丽娟 (1976—), 博士, 副教授. 研究方向为计算机网络及应用