

基于 NSCT 的红外图像小目标检测技术

吴一全 罗子娟 吴文怡

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘要 红外图像小目标检测是精确制导武器的关键技术之一。将小波或 Contourlet 多尺度分析用于红外小目标检测具有一定的局限性。无下采样 Contourlet 变换(NSCT)是基于 Contourlet 变换的一种扩展,可以对图像进行灵活的多尺度、多方向和平移不变性分解。提出了一种基于 NSCT 的红外小目标检测算法。该算法首先对图像进行 NSCT 变换;然后利用能量法提取其局部纹理特征,并计算各点的特征向量与中心向量间的距离,得到一个相关的多尺度距离像;最后根据该距离像进行直方图统计,从而实现红外小目标的检测。与基于小波变换的红外小目标检测算法进行了比较。实验结果表明,该算法能较精确地检测出红外小目标,优于基于小波变换的方法。

关键词 红外小目标检测 无下采样 Contourlet 变换 纹理分析

中图法分类号: TN911.73 TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)03-0477-05

A Method of Small Target Detection in Infrared Image Based on Non-subsampled Contourlet Transform

WU Yi-quan, LUO Zi-juan, WU Wen-yi

(School of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract The small target detection in infrared image is one of the crucial techniques for the precision guided weapon. Using wavelet and contourlet multi-scale analysis to detect small targets in infrared image has certain limitations. non-subsampled Contourlet transform (NSCT) is a new extension to contourlet transform. It is flexible multistage and shift invariant multidirectional. This paper presents a new small infrared target detection approach, which is based on nonsubsamped contourlet transform. This method picks up the texture characteristic from the maps after nonsubsamped contourlet transform, and calculates the distance between the characteristic vector and the center characteristic vector. This can gain a correlative multi-scale distance map. The histogram of distance map is employed for the automatic selection of threshold value. The experimental results are shown, and compared with the results based on wavelet transform in terms of detection precision and speed. The results show that the method of small infrared target detection based on nonsubsamped contourlet transform can precisely detect the small infrared target and it is better than the method based on wavelet transform.

Keywords small infrared target detection, non-subsampled contourlet transform, texture analysis

1 引言

红外图像小目标检测是精确制导武器的关键技

术之一。对红外小目标而言,由于目标较小意味着传感器距离目标较远,因而背景细节也在一定程度上弱化,使背景呈现出一定的纹理特征。如果对目标背景进行纹理分析,利用背景与目标的差异来实

基金项目:国家自然科学基金项目(60872065)

收稿日期:2007-03-23; 改回日期:2007-10-23

第一作者简介:吴一全(1963 ~),男。副教授,研究生导师。1998 年于南京航空航天大学获信息与通信工程专业博士学位。主要研究方向为图像处理与识别、视频处理与通信、网络信息安全及智能与现代信号处理。已发表学术论文 70 余篇。E-mail: gumption_s@yahoo.com.cn

现目标检测则能取得较好效果。由于目标面积在图像中所占比例相当小,对背景影响非常微弱,因此,对整个图像进行纹理分析反映的是图像背景特征,这个特征与目标所在局部区域的特征有较大差别,利用这种差别可实现红外图像序列中小目标的检测。

根据目标和背景的特性,小目标检测方法可分为以下 3 类:①基于最小错误概率检测法。该方法通过建立背景特性和目标特性模型,根据最小错误概率要求确定分类门限,适用于目标和背景特性分布都已知情况;②基于恒虚警概率检测法。该方法通过建立背景特性模型,在一定的虚警概率条件下确定分类门限,适用于背景特性分布已知、目标特性分布不确定的情况;③基于恒检测概率检测法。该方法通过建立目标特性模型,在一定的检测概率条件下确定分类门限,适用于目标特性分布已知、背景特性分布不确定的情况。目前,采用小波多尺度分析理论进行红外小目标检测的方法有很多^[1-2],典型的有盛文等人提出的基于多尺度距离像的检测方法^[3]和高景丽等人提出的基于小波多尺度纹理分析的检测方法^[4]。小波变换确实能很好地表示 1 维信号,而对于 2 维信号,由于 2 维小波是 1 维小波的张量积,方向性十分有限,仅在水平、垂直和对角 3 个方向上进行分解,只能有效地捕捉边缘上的不连续点,而不能很好地提取背景的纹理特征。因此,将小波多尺度分析用于红外小目标检测具有一定的局限性。2002 年,Donoho 和 Vetterli 等人提出的 Contourlet 变换^[5]正是为解决 2 维或更高维奇异性而产生的一种新的分析工具。这种变换的主要特征是有很好的方向性和各向异性,在每个尺度所分解的方向都灵活可变。但 Contourlet 变换也存在一些不足:其基函数光滑度不理想,存在频谱混淆现象,从而削弱了它的方向选择性。2006 年,Arthur 等人又提出了一种新的无下采样 Contourlet 变换^[6](NSCT),针对 Contourlet 变换的一些局限性进行了改进,是一个平移不变、多尺度、多方向的超完备变换。

本文提出了一种基于 NSCT 的红外小目标检测算法。首先对图像进行 NSCT 变换;然后利用能量法提取其局部纹理特征,并计算各点的特征向量与中心向量间的距离,得到一个相关的多尺度距离像;最后根据该距离像进行直方图统计,从而实现红外小目标的检测。文中给出了实验结果,并与基于小波多尺度分析的红外小目标检测算法进行了比较。

2 Contourlet 变换和无下采样 Contourlet 变换(NSCT)

2002 年提出的 Contourlet 变换引起了有关研究人员的密切关注,尤其在图像处理领域,被认为即将成为一项非常有用的新技术。Contourlet 变换是在研究小波变换的基础上发展起来的,它克服了小波变换在应用中的不足,显示了许多独到之处。

图 1 是 Contourlet 变换的原理图,它由拉普拉斯塔式分解(LP)和方向滤波器组(DFB)实现。拉普拉斯塔式分解把原始图像分解为低频子带 $x_d(n)$ 和高频子带 $x_c(n)$ 。其中,低频子带 $x_d(n)$ 是由原始图像经过 2 维低通滤波和隔行隔列下采样产生;低频子带经过上采样和低通滤波后形成与原始图像尺寸相同的低频分量,原始图像减去这个低频分量形成高频子带 $x_c(n)$ 。高频子带 $x_c(n)$ 再经过方向滤波器组分解为 2^i 个方向子带(i 为任意正整数,对于不同的分辨率, i 可以取不同值)。对低频子带,重复上述过程可实现图像的多分辨率多方向分解。在实现 Contourlet 变换时,拉普拉斯塔式分解中的 2 维可分离双正交滤波器组的带宽均大于 $\pi/2$,根据多抽样率理论,对滤波后的图像再进行隔行隔列下采样会产生频谱混淆,因此,低频子带和高频子带均存在频谱混淆现象。而各方向子带是由高频子带经过方向滤波器组形成,这意味着方向子带也同样存在频谱混淆现象。

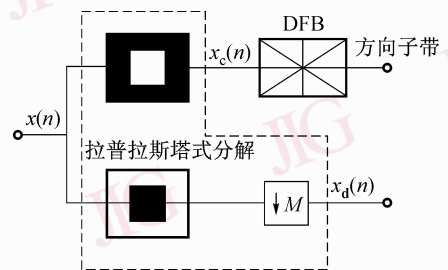


图 1 Contourlet 变换组结构图

Fig. 1 Structure chart of Contourlet transform

为消除 Contourlet 变换的上述频谱混淆现象,增强它的方向选择性,又提出了一种由无下采样塔式分解(NSP)和无下采样方向滤波器组(NSDFB)构造的无下采样 Contourlet 变换,其结构如图 2 所示。NSDFB 是根据等效易位关系将 DFB 中的下采样操作去除后形成的。由于 NSP 和 NSDFB 中均无下采

样操作,因此,NSCT 具有平移不变性。由于在塔式分解过程中没有采样环节,即使系统滤波器的带宽大于 $\pi/2$,其低频子带也不会有频谱混淆现象产生。图 3 列出了两种变换在同一分辨率下的基函数及其对应的频谱。与 Contourlet 变换相比,NSCT 的基函数的光滑度高,并且没有频谱混淆现象,方向选择性更强。而 Contourlet 变换的基函数有明显的频谱混淆现象,这意味着同一方向信息会在几个方向子带中同时出现,从而在一定程度上削弱了 Contourlet 变换的方向选择性。

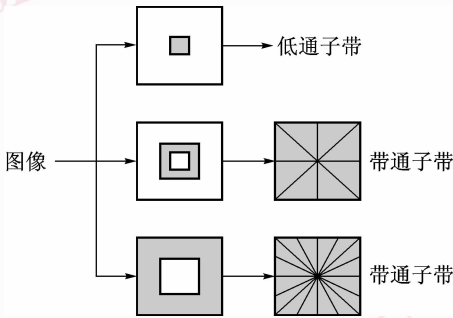


图 2 NSCT 结构图

Fig. 2 Structure chart of non-sampled Contourlet transform

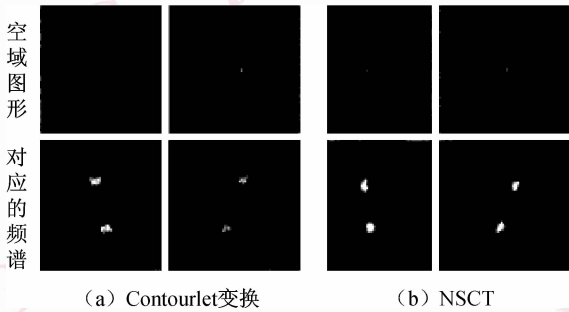


图 3 两种 Contourlet 变换的基函数及其频谱比较

Fig. 3 Comparison of the basis function and frequency spectrum of one Contourlet transform with another

3 基于 NSCT 的目标检测算法

对于纹理图像,由于纹理的组织结构不同,因此不同尺度和不同频率通道中有不同的表现。利用 NSCT 变换可在不同尺度上将不同纹理具有的特征分开。

设 w_i 为图像经过 NSCT 后某个子带信号中点 k 的值,定义 E_k 为该点处的局部能量:

$$E_k = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^{n \times n} |w_i|^2 \right\}}{n^2} \quad (1)$$

式中, n 为以点 k 为中心的窗口大小。

对 NSCT 变换后的各个频率通道求各点局部能量,对其中某一点 k 有特征向量:

$$\mathbf{F}_k = \{E_k^j\} \quad j = 1, 2, \dots, 2^{l+1} \quad (2)$$

式中, j 为图像进行 NSCT 变换后的频率通道号, l 为分解的级数。

对这 2^{l+1} 个频率分量,根据式(1)可以得到图像各个点的特征向量,即一幅特征图像:

$$\mathbf{F} = \{\mathbf{F}(x, y)\} \quad x, y \in (m, n) \quad (3)$$

式中, $m \times n$ 为图像的大小。

特征图像反映了图像的整体特性,它与目标所在的局部区域特征应存在差异,这种差异就是实现目标检测的基础。根据特征向量可以方便地对图像像素分类。显然,由于目标与背景存在差异,其特征向量与背景的特征向量不同。对于背景而言,其像点间彼此的特征向量差异不大,而目标和背景像点间特征向量则应存在较大差异。根据这个差异,即可将目标检测出来。

令 $\mathbf{F} = \{f_k, k = 1, 2, \dots, 2^{l+1}\}$ (f_k 为第 k 个频率分量所对应的各个点的局部能量)为特征向量,定义两个特征向量 $\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j$ 的距离为

$$d(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{2^{l+1}} (f_k^i - f_k^j)^2} \quad (4)$$

定义 $\mathbf{F}_c = \{f_j^c, j = 1, 2, \dots, 2^{l+1}\}$ 为中心向量,其中

$$f_j^c = \frac{1}{m \times n} \sum_{k \in \Omega} f_j^k \quad j = 1, 2, \dots, 2^{l+1} \quad (5)$$

式中, Ω 为正整数集。

由于目标像素只占整个图像的很小一部分,其特征向量对求得的中心向量影响较小,因此,背景像素的特征向量与中心向量比较接近,而目标像素的特征向量与中心向量的差异很大。计算特征向量与中心向量之间的距离,从而形成一个距离像 D ,它与实际图像中的点一一对应。由于红外目标温度一般明显高于周围环境温度,因而在灰度图像上目标与背景的灰度差距较大,并且由于目标面积小,因而像素点也很少。基于这两个特点,通过距离像统计直方图来实现门限的自适应选取,从而在距离像上将目标检测出来。

整个目标检测的算法步骤如下:

- (1) 将图像按 l 个尺度进行 NSCT 变换;
- (2) 计算不同尺度、不同频率分量下各点的特征向量 $\mathbf{F}^k (k \in \Omega, \Omega = \{(i, j), 1 \leq i \leq m; 1 \leq j \leq n\})$;

(3) 计算所有的特征向量与中心向量之间的距离, 并进行取整, 从而形成一个距离像 D , 它与实际图像上的点一一对应;

(4) 对 D 进行直方图统计, 目标点应分布在频数小但距离较大的区域, 假定目标像点数不超过 Q 个, 令 $d_{\max} = \max_{\Omega}(D)$, $d_{\min} = \min_{\Omega}(D)$ 。从 $d_{\min} + (d_{\max} - d_{\min})/2$ 处开始正向搜索, 寻找直方图中第一个频数小于 Q 的位置, 记该位置为 T ;

(5) 以 T 为门限对 D 作二值处理, 即高于门限的即为目标像素点, $f(x, y)$ 即为最终的检测结果:

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & D(x, y) > T \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

4 实验结果分析

本文采用了 100 帧图像进行了检测实验, 基于小波变换的检测方法检测正确 80 帧, 而基于 NSCT

的检测方法检测正确 95 帧。实验中, NSCT 的 NSP 采用“maxflat”塔形滤波器, NSDFB 采用“dmaxflat7”方向滤波器; 小波变换采用 harr 小波基, 按照文献 [3] 所介绍的方法, 在小波分解时不进行“隔 2 去 1”抽样, 保证各个通道图像大小的一致性。然后利用小波分解后得到的 $3l$ 个高频分量进行上述目标检测过程。

下面给出其中一幅图像详细的实验结果以示说明本文方法的优势。

图 4 给出基于 NSCT 的红外小目标检测结果。图 5 给出基于小波变换的红外小目标检测结果。图 6(a) 为原始红外小目标图像, 若在原始图像上采用 1 维或 2 维 Otsu 法等多种基于最大类间方差类型的阈值选取算法 [7] 直接进行阈值分割, 难以获得满意的分割效果, 甚至产生严重的分割错误。图 6(b) 给出利用 2 维最大熵阈值分割算法 [8] 的检测结果。

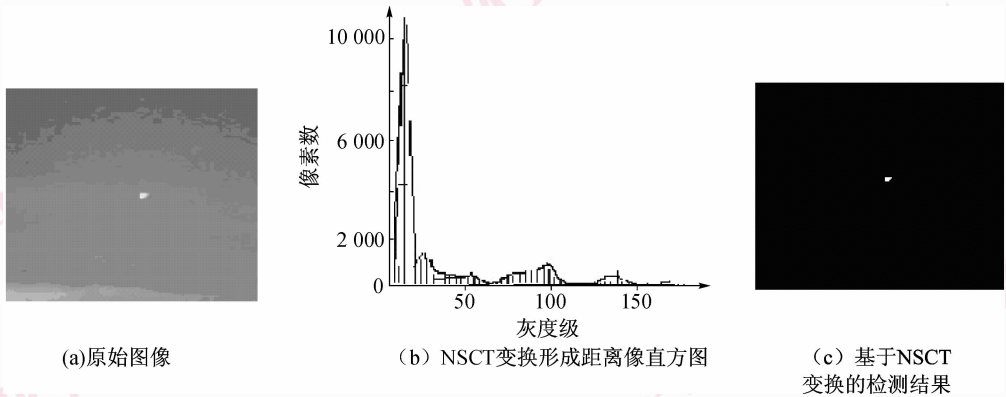


图 4 基于 NSCT 的红外小目标检测结果

Fig. 4 The small infrared target detection results based on nonsubsamped contourlet transform

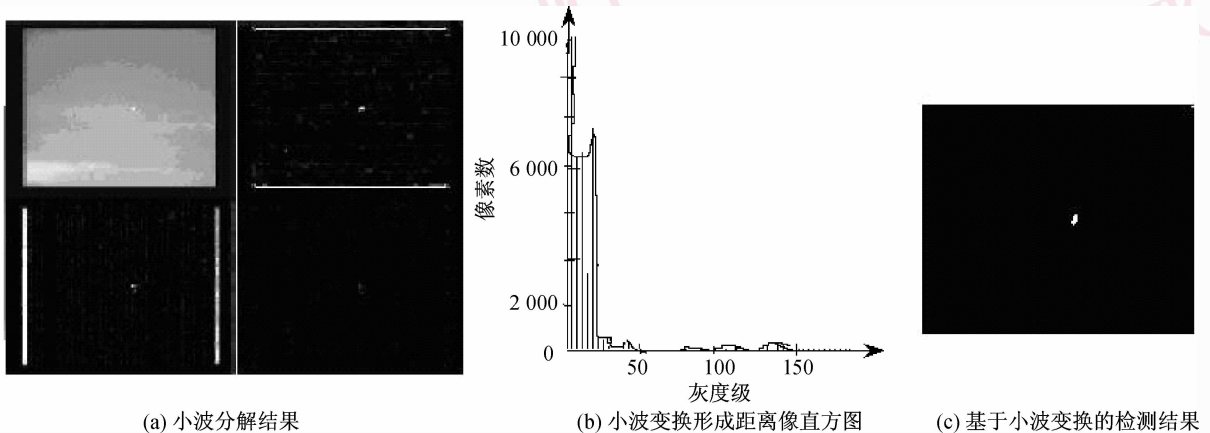


图 5 基于小波变换的红外小目标检测结果

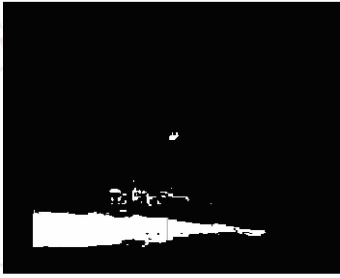
Fig. 5 The small infrared target detection results based on wavelet transform

对实验结果分析与比较如下:

(1) 图 4(b) 和图 5(b) 分别表示两种变换的距



(a) 原始图像



(b) 2维最大熵阈值分割结果

图6 基于直接阈值分割的红外小目标检测结果

Fig. 6 The small infrared target detection results based on direct thresholding

离像直方图,两幅图中峰值都偏向距离较小的区间,而在距离较大的区间出现振荡。这表明绝大多数背景像素的特征向量与中心向量距离小,而目标点分布在距离较大但频数较小、远离峰值点的区域。比较图4(b)和图5(b)还可以看出,由 NSCT 变换所得直方图的起伏较大,而由小波变换所得直方图的起伏较小。主要原因是 NSCT 变换对图像做了多个方向的分解,使得图像的纹理特征更加明显,而小波变换只在水平、垂直和对角3个方向上对图像进行分解,因此,NSCT 变换能更好地提取图像的纹理特征。

(2) 由图4(c)以及图5(c)所示的检测结果可以看出,小波变换虽然可以较为准确地找到目标的位置,但在目标形状的检测上容易产生误差,而由于 NSCT 变换的多尺度性以及多方向性,可以准确地把图像中的边缘轮廓信息捕捉到不同尺度与不同方向的子带中,使得目标形状的检测更为精确。

(3) 从图6中可以看出,直接进行阈值分割即使能检测到目标,也会同时存在很大的虚警区域,而且目标的检测精度显著地劣于基于 NSCT 变换的检测结果。很多情况下,由于目标像素点数与背景像素点数相比所占的比例太小,而 Otsu 法等多种阈值分割算法对这种情况存在固有的局限性,因此,会产生严重的分割错误,无法检测到小目标。

(4) 从速度上来说,由于 NSCT 变换中 NSDFB

的构造为扇形结构,同时将 l 层二叉树状结构的方向滤波器变成了 $2l$ 个并行通道的结构,使得 NSCT 变换的速度并不慢于小波变换。两者运算的复杂程度是一样的,实验结果显示,基于小波变换的检测时间为 5.9 s,而基于 NSCT 变换的检测时间为 4.5 s。但从效率上来说,单位时间内,NSCT 分解可以产生比小波变换更多的子带信号。

5 结论

本文提出了一种基于 NSCT 的红外小目标检测算法。在对图像进行 NSCT 分解后,提取其纹理特征,从而形成各点的特征向量与中心向量间的多尺度距离像,最终实现红外小目标的检测。大量实验结果表明,本文提出的方法对红外小目标的检测取得了较好的效果,检测率高,且能较精确地检测出红外小目标的位置和形状,优于基于小波变换的方法。

参考文献 (References)

- 1 Salari F, Ling Z. Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition[J]. Pattern Recognition, 1995, **28**(7):1819-1824.
- 2 Lu C S, Cheng P C, Chen C F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform[J]. Pattern Recognition, 1996, **30**(5):729-742.
- 3 Sheng Wen, Deng Bin, Liu Jian. Multi-resolution distance map based small target detection in infrared image[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, **30**(1):42-45. [盛文, 邓斌, 柳键. 一种基于多尺度距离像的红外小目标检测方法[J]. 电子学报, 2002, **30**(1):42-45.]
- 4 Gao Jing-li, Li Hong, Zhen Cheng-yong. Multiwavelet multi-resolution texture analysis based small target detection in infrared image[J]. Infrared Technique, 2003, **25**(6):25-27. [高景丽, 李红, 郑成勇. 基于向量小波多尺度纹理分析的红外小目标检测[J]. 红外技术, 2003, **25**(6):25-27.]
- 5 Donoho Minh N, Vetterli Martin. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **14**(12):2091-2106.
- 6 Cunha Arthur Lda, Zhou Jian-ping, Donoho Minh N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, **15**(10):3089-3101.
- 7 Wu Yi-quan, Pan Zhe, Wu Wen-yi. Image thresholding based on two-dimensional histogram oblique segmentation and its fast recurring algorithm[J]. Journal on Communications, 2008, **29**(4):77-83. [吴一全, 潘喆, 吴文怡. 二维直方图区域斜分阈值分割及快速递推算法[J]. 通信学报, 2008, **29**(4):77-83.]
- 8 Wu Yi-quan, Zhang Jin-kuang. Thresholding based on improved 2-D maximum entropy method and particle swarm optimization[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2008, **20**(10):1338-1344. [吴一全, 张金矿. 基于改进的二维最大熵及粒子群递推的图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, **20**(10):1338-1344.]