

文章编号 1004-924X(2016)10-2601-11

采用目标背景建模的毫米波弱小目标检测

高志升*, 耿 龙, 张铖方, 胡占强

(西华大学无线电管理技术研究中心, 四川 成都 610039)

摘要: 基于被动毫米波成像特性, 提出了改进的稀疏表示——圆周中心差(ISR-CSCD)算法来解决被动毫米波图像中弱小目标与背景区分度较弱, 目标可提取特征较少的问题。该算法通过改进稀疏表示方法完成背景抑制与目标增强。依据目标与周围背景特征先验, 提出了圆周中心差背景抑制算法对检测图像进行背景抑制。然后, 融合改进稀疏表示方法和圆周中心差背景抑制算法的结果得到抑制了背景的目标增强图像。最后, 基于恒虚警率的检测方法完成了弱小目标的检测。对不同场景下的毫米波图像进行了实验检测, 结果表明, 与主流算法图像稀疏表示(SR)法、鲁棒规则核回归牛顿算法(NRRKR), 空时联合分类稀疏表示算法(STCSR)和累积中心与周边差异测量算法(ACSMD)相比, ISR-CSCD算法具有更低的虚警率、更高的检测精度、更强的鲁棒性。对各种虚警率、信噪比之下的毫米波弱小目标检测结果显示, ISR-CSCD检测率相对于其它算法平均提高了约15%。

关键词: 被动毫米波成像; 弱小目标检测; 稀疏表示; 圆周中心差; 特征先验; 背景抑制

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162410.2601

Millimeter wave dim small target detection based on target and background modeling

Gao Zhi-sheng*, GENG Long, ZHANG Cheng-fang, HU Zhan-qiang

(Center for Radio Administration & Technology Development,
Xihua University, Chengdu 610039, China)

* Corresponding author, E-mail: gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn

Abstract: On the basis of characteristics of Passive Millimeter Wave (PMMW) imaging, an Improved Sparse Representation-Circle-Surround Center Difference (ISR-CSCD) algorithm is proposed to improve the weaker distinction between dim small target and background and the smaller target features to be extracted. The algorithm firstly improves the sparse representation to complete the background suppression and target enhancement. Then, according to the features and prior knowledge of the target and the surrounding background, the background suppression algorithm of circle-surround center difference is used to suppress the background of the image. The results by two methods mentioned above are fused to get the final enhanced target image. Finally, the Constant False Alarm Rate (CFAR) is used to complete dim small target extraction. The millimeter wave images in different scenes are detected. The results show that as compared with the mainstream algorithms, Sparse rep-

收稿日期: 2016-06-12; 修订日期: 2016-08-12.

基金项目: 宇航动力学国家重点实验室开放基金资助项目(No. 2015ADL-DW0302); 四川省教育厅重点项目(No. 14ZA0118); 国家自然科学基金资助项目(No. 61472328)

resentation (SR), Newton methods for Robust Regularized Kernel Regression(NRRKR), Spatio-temporal Classification Sparse Representation (STCSR) and Accumulated Center-surround Difference Measurement(ACSDM), the ISR-CSCD algorithm has a lower false alarm rate, higher detection accuracy and stronger robustness. For all kinds of false alarm rates and the signal to noise ratios of the millimeter wave small target detection results in statistics, the detection rate of ISR-CSCD is increased by about 15% as compared with other algorithms.

Key words: passive millimeter wave imaging ; small target detection ; sparse representation; circle-surround center difference; feature and prior knowledge; background suppression

1 引 言

被动毫米波(Passive Millimeter Wave, PM-MW)成像具有无辐射、穿透能力强的优良特性,其在军事领域中的应用日益受到关注,在毫米波成像下对弱小目标检测的研究具有十分重要的意义。弱小目标检测技术近年来得到了快速发展,但针对毫米波成像条件下弱小目标的高精度检测依然面临极大的困难:首先,目标的成像距离一般较远,所检测到的目标面积较小,信噪比较低,无纹理特征可提取。第二,目标成像通常受到复杂背景的干扰,大量的杂波、噪声,还有一些边缘信息(如:云边缘、海天基线、建筑物边缘等)的存在,导致目标淹没于背景之中。

红外成像等领域相关学者进行了比较深入的研究,提出了一系列检测方法。背景抑制方法是弱小目标检测中最常见的方法,该方法通过先估计待检测图像的背景,在此基础上进行目标检测。它主要分为三类:第一类是基于滤波的方法,通过图像滤波来估计背景,最终使目标得到增强,包括 High-Pass^[1]、Max-Mean^[2]、Max-Median^[2]、Top-Hat^[3]、TDLMS^[4]等。这些算法在背景较简单的情况下的背景抑制效果较好。然而遇到背景较复杂、信噪比较低的情况,就会使虚警率增高,检测精度下降。文献[5]提出了一种运用多尺度 LOG 滤波的方式来检测弱小目标,此方法虽在一定程度提高了检测精度,但由于 LOG 本身计算较为复杂,对于每一个可疑目标点都需寻找最优尺度,所以算法效率较低。第二类是基于回归的方法,回归方法又可以分为线性回归和非线性回归两种。经典的线性回归方法依赖于特定的背景杂波模型和寻求这个假设模型的参数估计,而非线性回归方法仅依赖于数据本身来估计回归函数,文

献[6]提出的核回归算法(Newton methods for Robust Regularized Kernel Regression, NRRKR)就是一个典型的非线性回归算法。在实际应用中,由于缺乏背景杂波的先验知识,非线性回归方法更适合用于复杂背景条件下弱小目标的检测。但这一类方法也存在明显的不足,每一个局部区域都需要进行多次回归迭代,整体算法效率极低;第三类方法是依据局部对比度差异对背景进行抑制,再对目标进行增强,完成对目标的检测。文献[7]提出了图像块邻域对比特性的弱小目标检测算法,文献[8]采用信息熵和背景抑制相结合的方法对目标进行检测,这两种方法也是在背景较简单的情况下检测效果较好,而在复杂背景下容易增加虚警目标数量,且易受噪声的影响。文献[9]提出了一种累积中心与周边差异的弱小目标检测方法(Accumulated Center-Surround Difference Measure, ACSDM)。该方法很好地区分了非均匀区域与目标的特征差异,但在图像具有陡峭边缘的情况下会出现大量的错误检测,而且在弱小目标信噪比较低时漏检率较高。除了背景抑制方法外,还有一种基于机器学习的检测方法,该类方法用模式分类的思想去解决目标检测问题。它分别对目标和背景进行训练建模,然后根据判别规则判定测试图像的子图像块是否含有目标,如 NLPCA^[10]、SPCA^[11]、FLD^[12]等。

稀疏表示理论的出现,为解决弱小目标检测提出了新的思路。文献[13]提出了基于图像稀疏表示的红外弱小目标检测算法(Sparse representation, SR),该方法采用二元高斯模型生成目标字典,继而通过背景子块与目标子块在目标字典中稀疏系数的差异来判断目标的位置。高斯字典作为典型的结构化过完备字典只适用于高斯分布的弱小目标,而对于非结构性的目标,其稀疏表示

系数不足以区分目标和背景杂波。后来,又陆续出现了此方法的改进方法,王会改等人^[14]提出了基于多尺度自适应形态的稀疏字典来检测弱小目标,通过采用不同大小的原子来描述图像的不同成分,可捕获图像更为细微的局部特征,提高了检测精度。文献[15]提出了基于稀疏度的方法,该方法以离线学习的方式手动构造有区别性的双字典来提高稀疏表示的差异。文献[16]提出了基于空时联合稀疏重构弱小运动目标检测算法(Spatio-Temporal Classification Sparse Representation, STCSR),该方法首先通过学习序列图像的内容构建自适应形态完备空时字典,然后利用多元高斯模型从过完备字典中提取出目标空时字典和背景空时字典,将多帧图像分别在目标空时字典和背景空时字典中进行稀疏重构,利用重构差异来区分目标和背景。以上方法都在一定程度上提高了检测精度。但上述方法也有不足,一方面容易受到噪声的干扰,另一方面目标与背景稀疏特征的差异不明显,容易混杂在一起,为检测增加了难度。

毫米波辐射计成像极易受到噪声的干扰,成像不稳定,系统噪声、地表温度场等都会严重影响成像质量,毫米波图像往往呈现块状噪声等不稳定区域,这极大地影响了现有算法的检测精度。因此,本文提出了基于目标背景建模的改进稀疏表示和圆周中心差相结合的 ISR-CSCD 算法进行背景抑制与目标增强,从而提高毫米波弱小目标检测精度。ISR-CSCD 算法主要包括:(1)改进稀疏表示(Improved Sparse Representation, ISR)背景抑制与目标增强算法,基于在具体应用环境中单帧毫米波图像中目标数量较少的假设,提出了基于检测图像的高精度毫米波背景与弱小目标双字典构造算法,该方法构造的字典具有更好的目标背景表示能力。(2)提出圆周中心差(Circle-Surround Center Difference, CSCD)背景抑制算法,基于毫米波图像的成像特点,针对 ACSDM 算法的不足,根据像素在目标区域与目标周边背景区域的不同特征设计了圆周中心差模型,该方法可有效克服各种边缘、背景杂波对算法的影响。

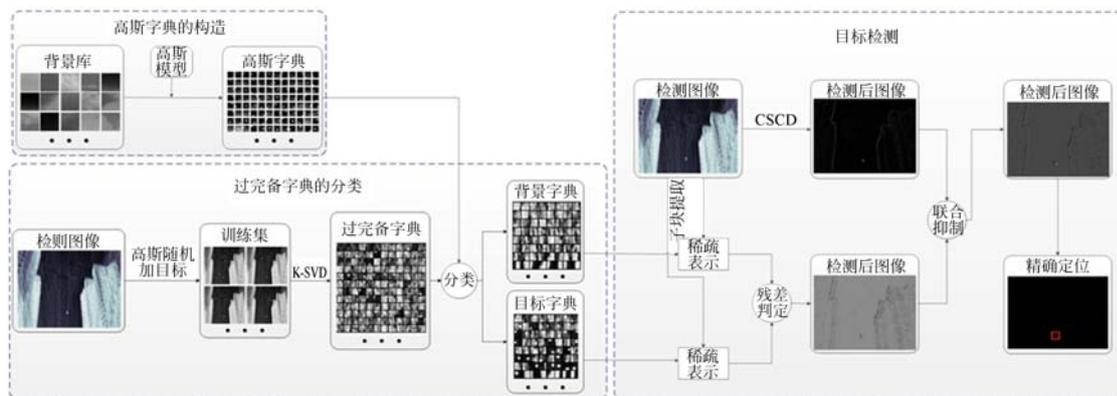


图 1 目标背景建模毫米波弱小目标检测框架

Fig. 1 Framework of millimeter wave small target detection based on object and background modelling

2 ISR-CSCD 算法

ISR-CSCD 算法主要分为 3 部分,分别为改进时空稀疏表示背景抑制算法、圆周中心差背景抑制算法和恒虚警率弱小目标检测。其流程框图如图 1 所示。

2.1 改进时空稀疏表示背景抑制算法

2.1.1 被动毫米波弱小目标图像稀疏表示建模
被动毫米波弱小目标图像由目标、背景和噪

声组成^[6],即:

$$s = s_b + s_t + n, \quad (1)$$

其中: s 表示被动毫米波图像, s_t 、 s_b 和 n 分别代表目标信号、背景信号和噪声。

$$s = \begin{cases} s_b + s_t + n & H_1: \text{目标存在} \\ s_b + n & H_0: \text{目标不存在} \end{cases}. \quad (2)$$

稀疏表示模型假设每类信号都能由同类信号的过完备字典及其相应的稀疏表示系数重构^[17]。因此,对于背景信号 s_b ,它可通过背景原子线性表示为:

$$s_b \approx \alpha_1 d_1^b + \alpha_2 d_2^b + \dots + \alpha_{N_b} d_{N_b}^b =$$

$$[d_1^b, d_2^b, \dots, d_{N_b}^b][\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N_b}] = \mathbf{D}_b \alpha, \quad (3)$$

其中, \mathbf{D}_b 表示背景过完备字典, d_i^b ($i=1, 2, \dots, N_b$) 表示背景原子, α 表示背景信号 s_b 在背景过完备字典 \mathbf{D}_b 中的稀疏表示系数。

相应地, 目标信号 s_t 则可通过目标原子线性表示, 即:

$$s_t \approx \beta_1 d_1^t + \beta_2 d_2^t + \dots + \beta_{N_t} d_{N_t}^t =$$

$$[d_1^t, d_2^t, \dots, d_{N_t}^t][\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{N_t}] = \mathbf{D}_t \beta, \quad (4)$$

其中, \mathbf{D}_t 表示目标过完备字典, d_i^t ($i=1, 2, \dots, N_t$) 表示目标原子, β 表示目标信号 s_t 在目标过完备字典 \mathbf{D}_t 中的稀疏表示系数。

在式(1)中, 被动毫米波图像被建模为背景与目标的组合。因此, 通过结合两者的过完备字典 \mathbf{D}_b 和 \mathbf{D}_t , 被动毫米波图像可稀疏表示为:

$$s = \mathbf{D}_b \alpha + \mathbf{D}_t \beta = \underbrace{[\mathbf{D}_b \quad \mathbf{D}_t]}_{\mathbf{D}} \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}}_{\gamma} = \mathbf{D} \gamma, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_b \quad \mathbf{D}_t]$ 是包含 \mathbf{D}_b 和 \mathbf{D}_t 的过完备字典, $\gamma = [\alpha \quad \beta]^T$ 是该字典的稀疏表示系数。如果采样块 s 是目标图像块, 则它可以由目标过完备字典 \mathbf{D}_t 及其系数 β (稀疏向量) 稀疏表示, \mathbf{D}_b 的系数 α 是一个零向量。相反, 如果采样块 s 是背景图像块, \mathbf{D}_b 则可由背景过完备字典 \mathbf{D}_b 及其系数 α (稀疏向量) 稀疏表示, \mathbf{D}_t 的系数 β 是一个零向量。

2.1.2 背景目标双字典构造方法

本文采用 K 均值奇异值分解 (K-Singular Value Decomposition, K-SVD) 算法学习图像的内容构造过完备字典 \mathbf{D} 。过完备字典 \mathbf{D} 的训练模型^[18] 为:

$$(\gamma, \mathbf{D}) = \arg \min_{\mathbf{D}, \gamma} \left(\sum \|\gamma\|_0 + \sum \|D\gamma - s\|_2^2 \right), \quad (6)$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 和 $\|D\cdot\|_2$ 分别表示 l_0 范数和 l_2 范数, 公式(6)表示 $\|D\gamma - s\|_2^2$ 的值小于规定阈值时, 被动毫米波图像 s 可被 \mathbf{D} 中的少量原子及其系数 γ 重构。构造过完备字典 \mathbf{D} 是一个迭代过程, 每次迭代分两步: 稀疏编码和字典更新。

(1) 稀疏编码

固定字典 \mathbf{D} , 通过公式(7)求得稀疏系数 γ :

$$\arg \min_{\mathbf{D}, \gamma} (\|\gamma\|_0) \quad \text{s. t.} \quad \|s - D\gamma\|_2^2 \leq \epsilon. \quad (7)$$

ϵ 是规定的所能容忍的误差值, 对于这样一个非确定性多项式 (Non-deterministic Polynomial, NP) 问题, 本文采用正交匹配追踪 (Orthogonal

matching pursuit, OMP) 算法^[19] 求解。

(2) 字典更新

字典的更新是逐列进行的, 字典 \mathbf{D} 的每一列即为一个原子 d_k , 每一次更新都可计算与 s 的误差:

$$E_k = \left\| s - \sum_k d_k \gamma_k \right\|_2^2. \quad (8)$$

通过 K-SVD 算法能更新每一组 (d_k, γ_k) , 重复执行公式(8), 直到 E_k 小于等于规定的误差值 ϵ , 即完成一次字典更新。随着迭代次数的增加, 最终可训练出与被动毫米波图像 s 相适应的过完备字典 \mathbf{D} 。

在 \mathbf{D} 中, 有的原子表示图像背景, 有的原子表示目标。怎样从 \mathbf{D} 中有效地区分目标过完备字典 \mathbf{D}_t 和背景过完备字典 \mathbf{D}_b , 对于提高弱小目标的精确检测至关重要。本文首先从大量毫米波图像的背景中随机选取背景块, 然后在每一个子块上用二维高斯强度模型加上一个目标作为高斯字典 D_g 中的一个原子, 所有子块的集合构成完整的 D_g 。通过 D_g 对过完备字典 \mathbf{D} 中每个原子 d_k 进行稀疏重构, 根据残余能量差判断 d_k 是目标原子或是背景原子。二维高斯模型^[13] 如下:

$$s(i, j) = s_{\max} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(i-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(j-y_0)^2}{\sigma_y^2} \right] \right\}, \quad (9)$$

其中, (x_0, y_0) 为目标图像的中心位置, $s(i, j)$ 是目标图像在位置 (i, j) 的像素值, s_{\max} 为生成目标图像像素的峰值, σ_x 和 σ_y 分别为水平和垂直散布参数。通过调节以上几个参数, 加入不同的背景块, 可以生成不同位置, 亮度和形状的小样本图像作为高斯分类字典 D_g , 如图 2 所示。

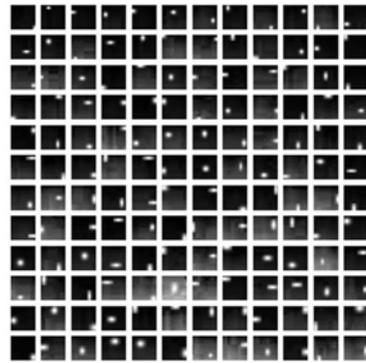


图 2 高斯字典中的部分原子

Fig. 2 Part atoms of gauss dictionary

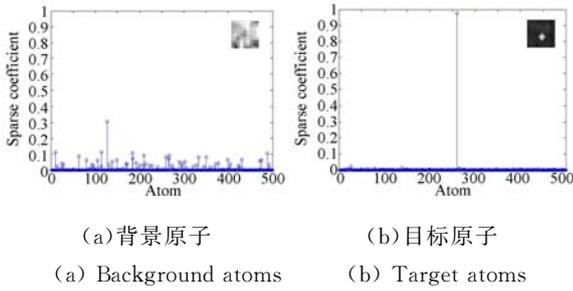


图 3 背景与目标原子在高斯字典中的稀疏系数
Fig. 3 Sparse coefficients of background and target atoms in Gauss dictionary

对每一个 d_k 用 D_g 稀疏重构,代表目标原子的重构残差比代表背景原子的重构残差要小,残差公式如式(10):

$$l(d_k) = \|d_k - D_g \lambda\|, \quad (10)$$

其中, λ 为用 OMP 求出的稀疏系数,通过残差 $l(d_k)$ 的大小判断 D 中的原子为目标原子还是背景原子,图 3 为背景原子与目标原子在高斯字典中的稀疏表示系数,从图中可以明显看出目标原子在高斯字典中的系数是稀疏的,背景原子的系数接近于零。

2.1.3 背景目标双字典背景抑制算法

首先,收集若干幅毫米波背景图像组成一个背景库,从中随机提取 512 块大小为 9×9 的子块,然后使用公式(9)所述的高斯模型依次在每一个子块上加入不同亮度、不同大小、不同位置的小目标,组成高斯字典 D_g 。其次,将待检测图像 s 复制若干份,使用高斯模型依次在每张图像上加入多个目标,组成训练集,再用 K-SVD 算法按照公式(7)和公式(8)迭代学习,构造成包含 1 024 个 9×9 大小原子的过完备字典。使用高斯字典 D_g 对 D 中的每一个原子按照公式(10)进行稀疏重构求取残差 $l(d_k)$,对每一个原子按照残差值由小到大进行排序,两端相同取块数 $patch-n$ 分别作为目标字典 D_t 和背景字典 D_b ,具体细节将在第 3 部分讨论。最后,用一个大小为 9×9 的滑块在测试图像上提取测试子块,其在图像中的坐标为 (i, j) ,滑动步长为 $step$,其大小的选取也将第 3 部分讨论。对测试子块图像分别用 D_b 和 D_t 进行稀疏重构,得到重构残差 $l_b(i, j)$ 和 $l_t(i, j)$,则通过背景目标双字典进行背景抑制,目标增强的结果 I_w 通过下式得到:

$$I_w(i, j) = l_b(i, j) - l_t(i, j). \quad (11)$$

通过公式(11),可以使图像目标位置的值与背景位置的差异更加明显,这就达到了增强目标和抑制背景的目的,避免了高亮度背景区域对目标检测的影响。

2.2 圆周中心差背景抑制算法

受文献[9]提出的 ACSDM 算法的启发,针对 ACSDM 算法的缺陷,本文提出了基于圆周中心差背景抑制的 CSCD 算法。CSCD 根据像素在目标区域与目标周边背景区域特征的不同,设计了如图 4(a) (彩图见期刊电子版)所示的圆周中心差模型。该模型在中心像素周围设计了一个圆形区域其表示潜在弱小目标可能覆盖的区域,在中心目标区域以外设计了 2 个圆弧,每个圆弧又被等间隔划分成若干组包含相同像素点的圆弧条带区域,并且内外圆弧条带区域应交错相隔,在图 4(a)中 A 与 B 之间夹角为 θ ,该圆弧上的点于中心点的像素累积差 CSCD_i 见公式(12):

$$CSCD_i = \sum_{ang_0 \leq ang < ang_0 + \theta} |s(x, y) - s(x_0, y_0)|, \quad (12)$$

其中, (x_0, y_0) 是中心像素坐标, (x, y) 是圆弧上的像素坐标, $s(\cdot)$ 是像素的灰度值, ang 表示当前点的角度。为了数据的一致性,本文中内圈圆弧和外圈圆弧上的采样点数量相等,每个像素点的坐标计算如公式(13), r 为圆弧半径。

$$\begin{cases} x = r \cos(ang) + x_0 \\ y = r \sin(ang) + y_0 \end{cases}. \quad (13)$$

图 4(b) (彩图见期刊电子版)是一个目标区域和一个非均匀区域的中心与圆周累积差异结果示意图。从图中可以看到在目标区域,各段圆弧

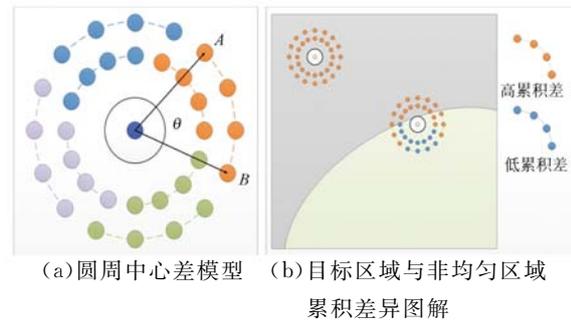
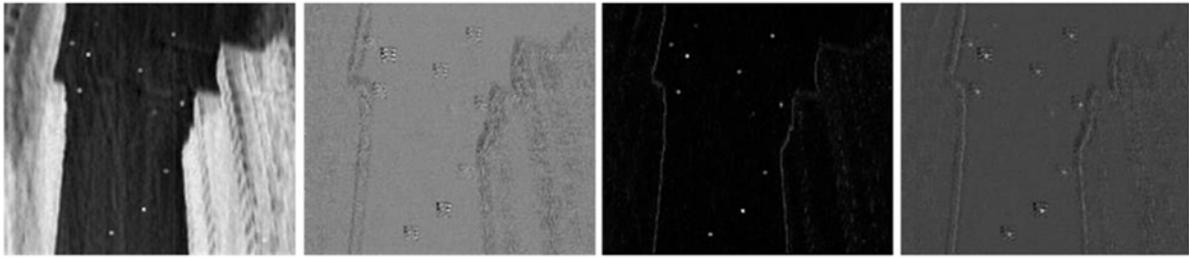


图 4 圆周中心差模型及其累计差异
(a) Circle-surround center difference model (b) Cumulative difference diagram of target area and inhomogeneous area

图 4 圆周中心差模型及其累计差异
Fig. 4 Circle-surround center difference and its cumulative difference



(a) 测试图像 (a) Test image (b) 背景目标双字典 (b) Background-target double dictionary (c) 圆周中心差 (c) Circle-surround center difference (d) ISR-CSCD 算法 (d) ISR-CSCD algorithm

图 5 不同方法的背景抑制结果

Fig. 5 Background suppression results by different methods

上都是高累积差,而在非均匀区域除了高累积差圆弧外还有一些低累积差,即落在和中心点像素值相近区域的圆弧具有较低的累积差。

根据 CSCD 模型,用一个大小为 9×9 的滑块在测试图像上提取测试子块,其在图像中的坐标为 (i, j) ,滑动步长为 $step$ 。对每一个子图像块通过公式(12)分别计算出所有的外圈圆弧累积差 $CSCD_k^f$ 和内圈圆弧累积差 $CSCD_k^n$ 。则通过圆周中心差背景抑制算法进行背景抑制目标增强的结果 I_{cscd} 如下:

$$I_{cscd}(i, j) = \min(CSCD_k^f, \dots, CSCD_{N_s}^f, CSCD_k^n, \dots, CSCD_{N_s}^n). \quad (14)$$

2.3 恒虚警率弱小目标检测

在得到背景抑制目标增强结果 $I_{sr}(i, j)$ 和 $I_{cscd}(i, j)$ 后,可通过下式联合抑制得到最终的背景目标判别结果图 $I_0(i, j)$:

$$I_0(i, j) = \eta I_{sr}(i, j) + (1 - \eta) I_{cscd}(i, j), \quad (15)$$

其中 η 为权重系数。图 5 表示背景抑制结果图,图 5(a) 测试图像,可以看出图 5(d) 背景抑制效果要好于图 5(b) 和图 5(c) 的背景抑制效果,且目标区域和背景区域具有更好的区分度。在 $I_0(i, j)$ 中采用滑动窗口技术提取子块 $I_0^w(i, j)$ 进行检测,窗口大小为 9×9 ,本文采用基于恒虚警率(CFAR)检测的泛化似然比(Generalized-Likelihood Ratio Test, GLRT)^[20] 进行最终的弱小目标检测。

$$\left(\frac{\hat{\sigma}_0^2}{\hat{\sigma}_1^2}\right)^{\frac{p}{2}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} T, \hat{\sigma}_0^2 = \|I_0^w(i, j)\|_2^2, \hat{\sigma}_1^2 = \|I_0^w(i, j) - \bar{I}_0^w\|_2^2, \quad (16)$$

其中 T 是似然比检测的阈值, \bar{I}_0^w 是滑动窗口子块

的均值, p 表示窗口子块内点的个数。为了方便计算,本文采用公式(17)统计决策规则:

$$T(I_0^w(i, j)) = (p - 1) \frac{(\bar{I}_0^w)^2}{\hat{\sigma}_1^2} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \tau_{CFAR}, P_{fa} = 1 - F_{1, p-1}(\tau_{CFAR}), \quad (17)$$

其中, P_{fa} 是恒虚警率检测设定的虚警概率, τ_{CFAR} 是检测阈值, $F_{1, p-1}(\tau_{CFAR})$ 是中心 F 随机变量的累积分布函数。实际检测过程中,虚警概率 P_{fa} 一般设置为 10^{-4} 。

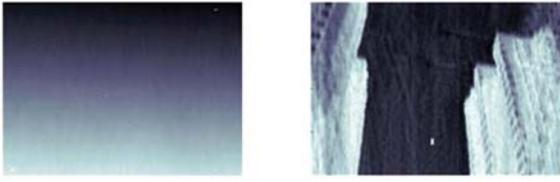
3 实验与分析

3.1 测试数据集

本文采用华中科技大学提供的数据集进行实验^[6]。该数据集通过在两座大楼间悬挂金属物小目标仿真实际包含小目标的被动毫米波图像,该图像包含真实若小目标,受到建筑物和地表温度的影响,具有较为复杂的背景,如图 6(b) 所示。同时,采集净空背景图像(图 6(a)),通过在真实毫米波背景图像上仿真弱小目标生成测试数据集。

3.2 评价指标

为了定量检测文本所提 ISR-CSCD 算法的检测性能,以及对比分析其它几种主流检测算法的效果优劣,本文采用了两类曲线作为评价指标。第一类曲线是 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线^[21, 22],在目标检测中它反映的是检测概率(Probability of detection, P_d)与虚警率(Probability of false alarms, P_{fa})之间的变化关系,ROC 曲线下的面积越大,检测性能越好, P_d 与 P_{fa} 的计算公式如下:



(a)净空背景 (b)陆空背景
(a) Clearance background (b) Air-ground background

图 6 测试图像集

Fig. 6 Test image set

$$P_d = \frac{N_t}{N_a}, P_{fa} = \frac{N_f}{N}, \quad (18)$$

其中, N_t 是正确检测到的目标数量, N_a 是目标的总数量, N_f 是检测到目标的虚假数量, N 是图像中所有像素点的数量。

第二类曲线是检测概率 P_d 与信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)之间的变化关系,随着 SNR 值的增加, P_d 将逐渐变大,最后趋近于 1。本文中采用的 SNR 计算公式为:

$$SNR = \frac{|g_t - g_b|}{\sigma_b^2}, \quad (19)$$

其中, g_t 是目标局部区域像素的平均值, g_b 和 σ_b 是背景局部区域像素平均值和标准差。

3.3 参数分析

在 ISR-CSCD 算法中,有两个重要参数影响着算法的性能和效率。第一个是过完备字典 D 分类时目标字典 D_t 和背景字典 D_b 原子数量 $patch-n$ 的选取,第二个是在目标检测时滑动窗口的滑动步长 $step$ 大小的选取。为了合理的选择这两个参数,做了如下相关实验分析。

3.3.1 原子数 $patch-n$ 的选取

$patch-n$ 的选取既不能太大,也不能太小。如果 $patch-n$ 太大,测试图像块在目标字典 D_t 和背景字典 D_b 的重构差异会变的非常小,难以区分测试图像块是目标还是背景。如果 $patch-n$ 过小,则在目标字典 D_t 和背景字典 D_b 中都难以实现高精度重构,也难以区分其差异。本文在 $patch-n$ 为 8、16、32、64、128、256 的情况下,在图 6 所示的两种场景下分别进行实验,得到了如表 1 所示的虚警率 P_{fa} 与检测概率 P_d 的均值。从表 1 可以看出, $patch-n$ 为 64 时, P_{fa} 最小, P_d 最大,说明其检测效果最好。

表 1 ISR-CSCD 算法中参数 ($patch-n$) 的选取对于检测效果的影响

Tab. 1 Influence of parameter ($patch-n$) selection on detection performance in ISR-CSCD algorithm

	$patch-n$	$P_{fa} (\times 10^{-3})$	$P_d / (\%)$
Fig. 6 (a)	8	5.1	16
	16	5.2	25
	32	4.6	64
	64	0.9	92
Fig. 6 (b)	128	5.1	23
	256	5.3	14

表 2 ISR-CSCD 算法中参数 ($step$) 的选取对于检测效果的影响

Tab. 2 Influence of parameter ($step$) selection on detection performance in ISR-CSCD algorithm

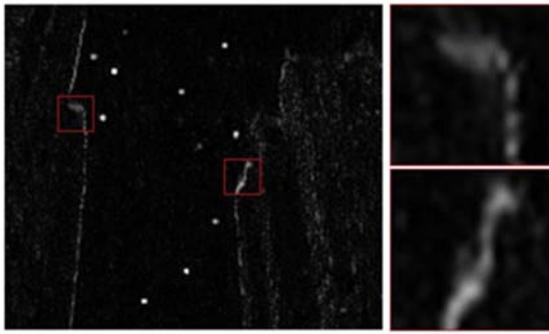
	$s-step$	time/s	$P_d / (\%)$
Fig. 6 (a)	1	1 310	95
	2	325	96
	3	147	94
	4	82	93
Fig. 6 (b)	5	54	79
	6	37	74
	7	27	59
	8	21	51

3.3.2 滑动步长的选取

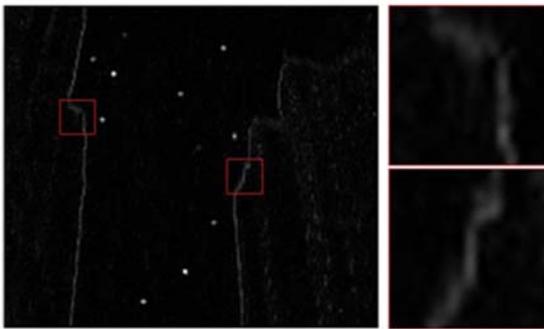
对于参数 $step$ 的选取,如果其值太大,容易造成目标丢失,这将影响检测概率 P_d 。如果太小,则算法的计算时间将显著增加,效率不高。针对不同步长,进行了试验分析,结果如表 2 所示。从中可以看出, $step$ 为 4 时,检测效果和时间效率综合指标最优,所以在本文中 choice $step=4$ 。

3.4 实验对比分析

首先通过实验对比分析 ACSDM 算法和本文提出的 ISRCSCD 算法的背景抑制效果。在图 6(b)中,除去已包含的弱小目标外,运用高斯模型仿真加入具有不同 SNR 的弱小目标生成 100 幅测试图像。图 7(a)与图 7(b)显示了随机抽取的一张背景抑制结果图,可以看出 ISRCSD 算法在图像边缘、拐角纹理的区域具有更好的背景抑制效果,从图 7 中可以明显看到 ACSDM 算法的背景抑制效果不如 CSCD 算法,容易对目标造成误判。接下来,在恒定误检率、不同信噪比下运用两



(a) ACSDM 算法
(a) ACSDM algorithm



(b) CSCD 算法
(b) CSCD algorithm
图 7 背景抑制效果

Fig. 7 Background suppression effect

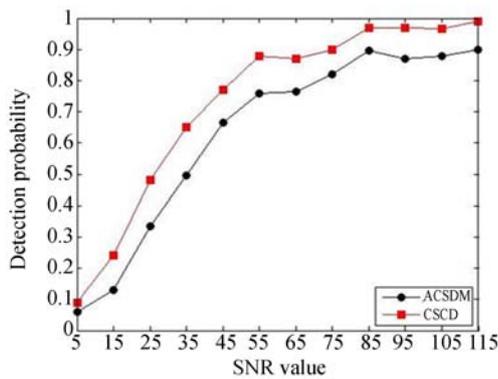


图 8 ACSDM 算法和 CSCD 算法弱小目标检测性能对比

Fig. 8 Comparison of small target detection performance between ACSDM and CSCD algorithms

种算法对目标检测性能进行了对比,如图 8 所示,可以看出,ISRCSCD 算法在各个信噪比下检测精度均较 ACSDM 算法高 15% 左右。

为了进一步验证所提出算法的性能,将该算法与 NRRKR^[6]、ACSDM^[9]、SR^[13]、STCSR^[16] 4 种典型弱小目标检测算法进行了对比实验分析,其中 NRRKR 算法是毫米波弱小目标检测算法,其余 3 种是针对红外弱小目标的检测算法。为了保证对比分析实验效果的合理性,评价指标更具有说服力,本文采用真实毫米波背景图像与仿真目标相结合的方式生成测试图像集。首先,各复制 200 张图 6(a)、图 6(b)所示的背景图片,然后在每张背景图片上加入不同信噪比的仿真目标,组成测试数据集,其中图 6(a)生成的测试图像中包含 4 个真实目标,图 6(b)生成的测试图像中包含 1 个真实目标,其余为仿真目标。依次用 5 种算法进行实验,图 9(彩图见期刊电子版)是在测试集中随机取出的两张测试图像的检测结果,其中蓝色实线框是目标的真实位置,如图 9(a)所示。在图 9(b)-图 9(f)中,红色实线框代表检测到的真实目标,绿色虚线框代表检测到的虚警目标。从图中的检测结果可以看出,相对于其它几种算法,ISR-CSCD 算法检测到的真实目标数最多,虚警数目最少,效果最差的是 SR 算法,其在背景比较复杂的情况下几乎完全失效,其余几种算法也存在明显的漏检与错检。

5 种算法的定量分析结果如图 10(彩图见期刊电子版)和 11(彩图见期刊电子版)所示。图 10 描述了不同信噪比 SNR 下,检测概率 P_d 与虚警率 P_{fa} 之间的关系,红色实线是本文提出的 ISR-CSCD 算法结果,可以看出在 4 种不同 SNR 区间上本文算法总体上都要优于其它 4 种算法。在 $SNR < 10$ 时,ISR-CSCD 算法在各个虚警率下的检测率均较同类最好的方法高 20% 以上,在 $30 < SNR < 40$ 时,较同类最好方法约高 15%,在 $60 < SNR < 70$ 时,本文方法也明显优于同类方法,约高 5% 左右。在 $SNR > 90$ 时,弱小信号与背景区别明显,各算法检测率较为接近。本文算法在误警率约为 50×10^{-4} 时,检测率达到 100%,优于用于比较的其它 4 类算法。图 11 表示在相同的 P_{fa} 下, P_d 的变化情况,红色虚线代表 ISR-CSCD 算法,可以看出在 4 种不同的恒虚警率下,ISR-CSCD 算法都获得了最好的结果,尤其是在 $P_{fa} = 10 \times 10^{-4}$ 时,本文方法的 P_d 段同类最好方法平均高 25%。在信噪比较高时,除去 SR 方法外的其余 4 种检测方法性能比较接近。从图 10 和图 11

可以看出,SR 算法完全基于弱小信号符合高斯分布的假设,检测精度最低,总体上在 SNR 和 P_{fa} 较低时,STCSR 运用稀疏字典学习表示弱小目标

和背景,相比 ACSDM 检测率更高,在 SNR 和 P_{fa} 都较高时,ACSDM 利用目标和周围环境灰度分布差异信息获得的检测效果更好。

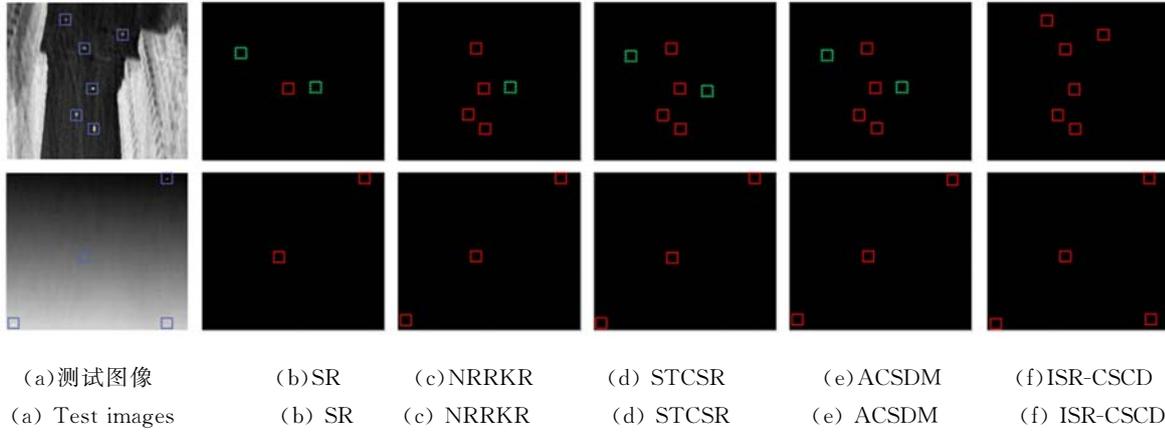


图 9 背景抑制结果

Fig. 9 Background suppression result

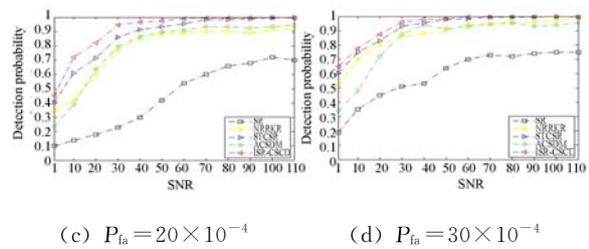
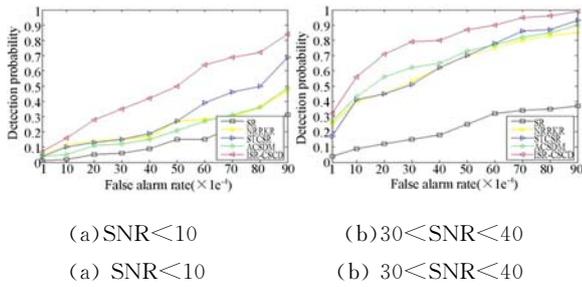


图 11 不同 P_{fa} 下 5 种算法检测效果

Fig. 11 Detection results of the five algorithms under different P_{fa}

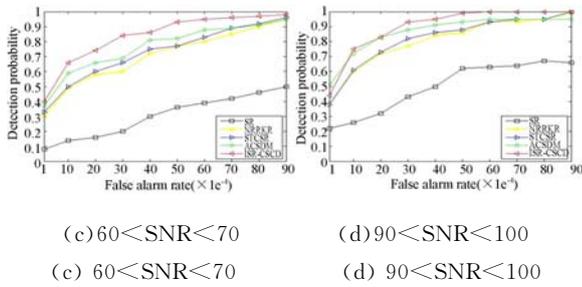
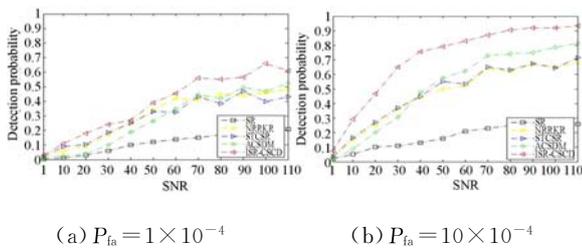


图 10 不同 SNR 下 5 种算法的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curves of five algorithms under different SNR



参考文献:

[1] WANG P, TIAN J, GAO C Q. Infrared small tar-

4 结 论

针对毫米波弱小目标检测问题,本文提出了一种弱小目标检测新算法 ISR-CSCD,该算法通过改进稀疏表示弱小目标检测算法,提出了新的目标背景双字典高精度构造算法,结合目标与周边背景区域灰度分布差异提出了圆周中心差算法,联合两种方法实现了单帧被动毫米波图像背景抑制与目标增强,使得目标区域与背景区域具有更好的区分度,完成对目标的精确检测。在多组数据上进行了对比分析实验,结果表明,在低信噪比,低虚警率情况下,与主流算法相比,ISR-CSCD 算法的检测精度平均提高了约 15%。

get detection using directional highpass filters based on LS-SVM[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(3):

- 156-158.
- [2] DESHPANDE S D, ER M H, VENKATESWARLU R, *et al.*. Max-mean and max-median filters for detection of small targets[J]. *Proc. SPIE*, 1999, 3809: 74-83.
- [3] ZENG M, LI J, PENG Z. The design of top-hat morphological filter and application to infrared target detection[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2006, 48: 67-76.
- [4] CAO Y, LIU R M, YANG J. Small target detection using two-dimensional least mean square (TDLMS) filter based on neighborhood analysis [J]. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2008, 29(2):188-200.
- [5] 龚俊亮,何昕,魏仲慧,等.采用尺度空间理论的红外弱小目标检测方法[J].*红外与激光工程*, 2013, 42(9):2566-2573.
- GONG J L, HE X, WEI ZH H, *et al.*. Infrared dim and small target detection method using scale-space theory[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(9):2566-2573. (in Chinese)
- [6] YANG H, HU F, CHEN K, *et al.*. A robust regularization kernel regression algorithm for passive millimeter wave imaging target detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(5), 915-919.
- [7] 王刚,陈永光,杨锁昌,等.采用图像块对比特性的红外弱小目标检测[J].*光学精密工程*, 2015, 23(5):1424-1433.
- WANG G, CHEN Y G, YANG S CH, *et al.*. Detection of infrared dim small target based on image patch contrast[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(5): 1424-1433. (in Chinese)
- [8] 靳永亮,王延杰,刘艳莹,等.红外弱小目标的分割预检测[J].*光学精密工程*, 2012, 20(1):171-178.
- JIN Y L, WANG Y J, LIU Y J, *et al.*. Pre-detection method for small infrared target[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1):171-178. (in Chinese)
- [9] XIE K, FU K, ZHOU T, *et al.*. Small target detection based on accumulated center-surround difference measure[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 67: 229-236.
- [10] LIU Z, CHEN C Y, SHEN X B, *et al.*. Detection of small objects in image data based on the nonlinear principal component analysis neural network [J]. *Optical Engineering*, 2005, 44(9): 093604(1-9).
- [11] 胡瞰,赵佳佳,曹原,等.基于显著性及主成分分析的红外小目标检测[J].*红外与毫米波学报*, 2010, 29(4):303-306.
- HU T, ZHAO J J, CAO Y, *et al.*. Infrared small target detection based on saliency and principle component analysis [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2010, 29(4): 303-306. (in Chinese)
- [12] LIU R M, ZHI H J, Infrared point target detection with fisher linear discriminant and kernel fisher linear discriminant[J]. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2010, 31(12): 1491-1502.
- [13] 赵佳佳,唐峥远,杨杰,等.基于图像稀疏表示的红外弱小目标检测算法[J].*红外与毫米波学报*, 2011, 30(2):156-162.
- ZHAO J J, TANG ZH Y, YANG J, *et al.*. Infrared small target detection based on image sparse representation[J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2011, 30(2): 156-162. (in Chinese)
- [14] 王会改,李正周,顾园山,等.基于多尺度自适应稀疏字典的小弱目标检测方法[J].*红外与激光工程*, 2014, 43(7):2371-2378.
- WANG H G, LI ZH ZH, GU Y SH, *et al.*. Dim target detection method based on multi-scale adaptive sparse dictionary[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7): 2371-2378. (in Chinese)
- [15] YI C, NASSER M N, TRAC D T. Sparse representation for target detection in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 629-640.
- [16] LI Z Z, DAI Z, FU H X, *et al.*. Dim moving target detection algorithm based on spatio-temporal classification sparse representation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 67: 273-282.
- [17] CHEN Y, NASRABADI N M, TRAN T D. Sparse representation for target detection in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 629-640.
- [18] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A, *et al.*. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [19] JOEL A T, ANNA C G. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information*

- Theory*, 2014, 53(12):4655-4666.
- [20] JMM A. A generalized likelihood ratio test for detecting land mines using multispectral images[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2008, 5(3):547 - 551.
- [21] ZHAO J F, CHEN J W, CHEN Y T, *et al.*. Sparse-representation-based automatic target detection in infrared imagery[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2013, 56(1): 85 -92.
- [22] GAO C Q, MENG D Y, YANG Y, *et al.*. Infrared patch-image model for small target detection in a single image[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12): 4996 -5009.

作者简介:



高志升(1977—),男,四川万源人,博士,副教授,硕士生导师,2012年四川大学获博士学位,主要从事图像处理、机器学习等方面的研究。gzs_xihua@mail.xhu.edu.cn



耿龙(1988—),男,山东济宁人,硕士,2013年于济宁学院获得学士学位,主要从事模式识别与图像处理方面的研究。E-mail: genglong2017@126.com

(本栏目编辑:李自乐)
(版权所有 未经许可 不得转载)