

## 二维非重构压缩感知自适应目标检测算法

曹文焕, 黄树彩, 赵 炜, 黄 达

(空军工程大学 防空反导学院, 陕西 西安 710051)

**摘 要:** 针对重构算法影响压缩成像目标检测效率和结果的问题, 提出一种二维非重构自适应阈值的红外弱小目标检测算法。基于 Hadamard 矩阵构建的二维观测模型, 利用 Hadamard 矩阵的特性对压缩差分图像进行解压缩, 直接解码目标的空域特征, 并利用改进的自适应阈值法对解码后的图像进行目标检测, 避免了重构带来的存储空间和运算时间的浪费。仿真实验表明: 在单目标和多目标的情况下, 该算法都可以有效检测目标, 并在检测率、虚警率和运算时间等指标上具有优越性能, 为压缩感知红外弱小目标检测的工程应用提供新的思路 and 有效算法。

**关键词:** 非重构; 目标检测; 压缩差分; 二维观测模型; 自适应阈值

**中图分类号:** TP751 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0126001

## Two-dimensional non-reconstruction compressive sensing adaptive target detection algorithm

Cao Wenhuan, Huang Shucui, Zhao Wei, Huang Da

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** A two-dimensional non-reconstruction adaptive threshold algorithm aiming at infrared small target detection was proposed, for the purpose of decreasing the reconstruction algorithms' negative influence on target detection's efficiency and results. Aiming at the two-dimensional measurement model which constructed by Hadamard matrix, the compressive subtract image was analyzed by means of Hadamard's property in order to decode target's characteristics in space domain directly. Then the decoded image was detected by utilizing the advanced adaptive threshold method, which avoided the waste of memory space and operation time caused by traditional reconstruction algorithms. Simulation experiment demonstrates that the proposed model can detect the targets on the condition of both single and multiple targets, and has superiorities on detection rate, false alarm rate and operation time than the traditional detection algorithm after reconstruction. It provides a new idea and efficient algorithm for the application of compressive sensing infrared small target detection in engineering.

**Key words:** non-reconstruction; target detection; compressive subtraction; two-dimensional measurement model; adaptive threshold method

收稿日期: 2018-08-05; 修订日期: 2018-09-03

基金项目: 国家自然科学基金(61573374)

作者简介: 曹文焕(1992-), 女, 博士生, 主要从事空天目标协同探测和拦截引导方面的研究。Email: 342941983@qq.com

导师简介: 黄树彩(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事空天防御系统与工程方面的研究。Email: hsc67118@126.com

## 0 引言

CS 理论由 Donoho 院士于 2006 年正式提出,随后得到大力发展并成为应用数学、信号处理以及遥感等领域的热门研究方向。压缩感知理论的核心思想是针对稀疏或可压缩信号,将压缩和采样合并进行,在获取信号的同时进行适当压缩,使得其采样频率低于奈奎斯特采样率。压缩成像的弱小目标检测问题是遥感领域的热点研究方向,国际光学国际光学工程学会(SPIE)对弱小目标的性能指标参数作如下描述:对比度小于 15%,信噪比小于 1.5,成像尺寸小于 80 个像素(即 256 256 的 0.15%)<sup>[1]</sup>。通常解决该问题的方式有两种,一是在重构图像的基础上进行检测,二是不重构图像直接对压缩域的图像进行处理。根据第一种方法,参考文献[2-6]针对一维观测模型在重构图像的基础上进行目标检测和分类,参考文献[7-12]重点研究二维观测模型的重构算法,虽然这些方法都可以实现压缩成像重构后的目标检测,但是检测结果依赖于重构效果,且重构算法需要更多的存储空间和处理时间。为了避免重构算法对检测的影响,提高检测效率,近期在压缩域直接进行目标检测的算法成为新的热点问题,但这方面的研究依然有限。参考文献[13]提出基于传统能量检测的非重构压缩感知检测算法,但是对于红外弱小目标而言,积分后目标能量较小,背景杂波能量较大,图像信噪比不高,难以检测出目标。尽管参考文献[14]、参考文献[15]采用第二种方法直接在压缩域解码目标空间位置信息,实现非重构的目标检测,但是其采用的是一维观测模型,只对图像的行向量进行了压缩采样,列向量依然保持原有图像尺寸,无法解决行列同时压缩采样的二维观测模型的目标检测问题。

文中针对 Hadamard 矩阵构建的二维观测模型,提出一种二维非重构自适应阈值(Two-Dimensional Non-Reconstruction Adaptive Threshold, 2D NRAT)检测算法,该算法无需重构图像,直接将压缩域差分图像映射到空间域,并采用改进的自适应阈值分割法对目标进行检测。理论分析和仿真实验表明,在单目标和多目标的情况下,2D NRAT 算法能对二维压缩测量中的弱小目标进行有效检测,较之重构基础上的检测算法有更高的检测率,更低的虚警率以及更少的运算时间。

## 1 二维观测模型

对于一维信号  $x \in \mathbb{R}^N$ , 如果它在正交变换  $\Psi$  中是  $K$  项稀疏的,用观测矩阵  $\Phi = [\varphi_1^T, \varphi_2^T, \dots, \varphi_M^T]^T$ , 其中  $x_i \in \mathbb{R}^N$  为行向量,对信号  $x$  进行观测,得到观测向量  $y \in \mathbb{R}^M, K < M < N$ , 定义压缩采样比为  $R_{CS1} = M/N$ 。那么观测方程可以表示为:

$$y = \Phi x \quad (1)$$

对于二维信号  $X = [x_1, x_2, \dots, x_N], x \in \mathbb{R}^N$ , 采用公式(1)进行观测,此种观测方式只对信号的列进行了压缩采样,观测图像的列向量与原图像的列向量一一对应,但并未对信号的行向量进行压缩采样。若想对二维信号进行进一步的压缩采样,可采用二维观测方式,对信号的行、列同时进行压缩采样<sup>[16]</sup>。

假设二维信号  $X \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_2}$  是  $K$  项稀疏的,即  $X$  仅有  $K$  项非零,若用两个非自适应的观测矩阵  $\Phi_c \in \mathbb{R}^{M_1 \times N_1}$ ,  $\Phi_r \in \mathbb{R}^{N_2 \times M_2}$  ( $N_1 > M_1, N_2 > M_2$ ) 同时对信号的行、列分别进行观测,可得到观测值矩阵  $Y \in \mathbb{R}^{M_1 \times M_2}$ , 定义二维观测模型的压缩采样比为  $R_{CS2} = (M_1 \times M_2) / (N_1 \times N_2)$ , 那么观测方程可以表示为:

$$Y = \Phi_c X \Phi_r \quad (2)$$

观测值矩阵  $Y$  中的每一个元素都包含了原始二维信号  $X$  的所有信息,如图 1 所示。相比于公式(1)的观测方式,该观测方式对二维信号的行和列都进行了观测,实现了图像进一步的压缩,降低了压缩采样比,在硬件实现中,可以减少探测器规模,降低存储容量。

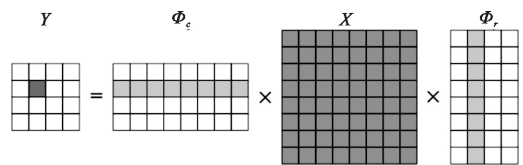


图 1 二维观测模型示意图

Fig.1 Two-dimensional measurement model graph

## 2 压缩域到空间域的映射

采用固定掩膜的方式,即相同的观测矩阵,对于序列图像进行二维观测,观测矩阵为正则化的 Hadamard 矩阵。设  $\Phi$  为一正则化的 Hadamard 矩阵,

对其进行运算  $\Phi = \Phi^H \Phi$ , 则  $\Phi$  的对角线元素全为 1, 其余元素为约等于 0 的小量, 近似为单位阵, 且矩阵规模越大, 非对角线元素越小。

对观测值矩阵  $Y = \Phi_c X \Phi_r$  进行如下运算

$$Y^0 = \Phi_c^H Y \Phi_r^H = \Phi_c^H \Phi_c X \Phi_r \Phi_r^H = \Phi_c^0 X \Phi_r^0 \quad (3)$$

式中:  $\Phi_c, \Phi_r$  皆为正则化的 Hadamard 矩阵,  $\Phi_c^0 \in \mathbb{R}^{N_1 \times N_1}$ ,  $\Phi_r^0 \in \mathbb{R}^{N_2 \times N_2}$ , 经过运算,  $Y^0$  保留了  $X$  中的大部分信息。然而  $\Phi_c^0$  和  $\Phi_r^0$  并不是严格意义上的单位阵, 其对角线元素全为 1, 其余元素约等于 0, 相当于对原图像  $X$  进行了线性运算, 运算后的图像  $Y^0$  与  $X$  差别较大, 不能重构原图像。

对压缩采样图像进行差分处理, 当前图像  $Y_t$  与前一帧图像  $Y_{t-1}$  进行差分得到压缩差分图像, 由于背景是缓慢变化的, 经过固定掩膜的观测也是缓慢变化的, 所以压缩测量的差分值都接近于 0。差分图像比背景和当前图像更稀疏, 由压缩感知理论可知重构差分图像比重构背景和场景图像所需的采样测量更少。如果当前图像和前一帧的图像中目标变化较小时, 可以采用隔帧差分的方法, 将当前图像  $Y_t$  与前两帧  $Y_{t-2}$  或更前帧  $Y_{t-n}$  进行差分, 从而突出目标削弱背景。

对压缩差分图像进行公式(3)的运算

$$Z_t = \Phi_c^H (Y_t - Y_{t-1}) \Phi_r^H = \Phi_c^0 (X_t - X_{t-1}) \Phi_r^0 \quad (4)$$

由于  $\Phi_c^0$  和  $\Phi_r^0$  是近似为单位阵, 经过运算  $Z_t$  保留了差分图像  $(X_t - X_{t-1})$  的大部分信息, 相当于将压缩差分图像映射到空间域, 恢复了原图像的差分图像。差分图像  $(X_t - X_{t-1})$  大部分值接近于 0, 只在目标点处差别较大, 又由于  $\Phi_c^0$  和  $\Phi_r^0$  是近似为单位阵, 经过  $\Phi_c^0$  和  $\Phi_r^0$  的线性运算后的图像  $Z_t$  并未改变原图像的差分图像  $(X_t - X_{t-1})$  的特征, 原 0 值点经过运算后都近似于 0, 目标点依然突出。所以对压缩差分图像进行公式(4)的运算相当于将压缩差分图像映射到空间域, 恢复了目标点的空域信息。恢复至空间域后  $Z_t$  的信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)较原图像  $X$  有明显提升, 从而通过合适的阈值可以等价地从  $Z_t$  中判断目标的位置信息。

### 3 自适应阈值分割法

映射至空间域的图像  $Z_t$  中背景被削弱, 目标更

加突出, 目标灰度均值高于背景灰度均值, 且对于弱小目标来说图像中绝大多数仍是背景, 所以可以设立一个门限区分背景和目标。对于序列图像, 由于背景和时刻都在变化, 所以每帧图像中目标和背景的灰度值都是不同的, 采用固定阈值分割必然会造成较高的虚警率和漏警率, 降低检测概率。按照目标像素灰度值主要集中在目标类的均值附近, 背景像素灰度值主要集中在背景类均值附近的原则, 分割阈值会位于背景均值和前景均值之间<sup>[17]</sup>。计算当前帧恢复的空间域压缩差分图像  $Z_t = \{z_{ij} | i=1, 2, \dots, N_1, j=1, 2, \dots, N_2\}$  的均值  $E(Z_t) = \mu_0$ , 方差  $D(Z_t) = \sigma_0^2$ , 根据切比雪夫(Chebyshev)不等式的  $3\sigma$  特性, 有

$$P(\mu_0 - 3\sigma_0 < Z_t \leq \mu_0 + 3\sigma_0) = 0.9974 \quad (5)$$

若  $z_{ij} \in [\mu_0 - 3\sigma_0, \mu_0 + 3\sigma_0]$  则很大可能是背景, 若  $z_{ij} > \mu_0 + 3\sigma_0$  则很大可能为目标。因此, 可将  $Th_0 = \mu_0 + 3\sigma_0$  作为区分背景与前景的初始分割点, 见公式(6), 大于  $Th_0$  的点作为前景保留, 小于  $Th_0$  的点作为背景置零。

$$z_{ij} = \begin{cases} z_{ij} & z_{ij} > Th_0 \\ 0 & z_{ij} \leq Th_0 \end{cases} \quad (6)$$

经过图像差分后, 一些起伏较大的背景点灰度差较大, 也会落入前景区域内, 导致虚警率较高, 所以需要进一步提高分割阈值<sup>[18]</sup>。计算初始阈值分割后保留的前景点的均值  $\mu$ , 方差  $\sigma^2$ , 由于前景是由目标和背景组成, 对于小目标来说, 前景中大部分仍是灰度起伏较大的背景点, 目标的均值对前景均值影响很小, 前景均值近似为背景均值, 而且目标通常相对于背景亮度更高, 所以将阈值进一步提升为  $Th = \mu + k\sigma^2$ , 可以滤除更多的背景点。同样, 根据 Chebyshev 不等式的  $3\sigma$  特性,  $k$  的取值范围为  $[-3, 3]$ 。如公式(7)所示, 当恢复的空间域差分图像数据  $z_{ij}$  大于阈值  $Th$ , 则认为该数据是异常数据, 作为潜在目标点保留数据并置 1, 小于阈值  $Th$  时认为是背景点置 0。

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & z_{ij} > Th \\ 0 & z_{ij} \leq Th \end{cases} \quad (7)$$

该自适应阈值分割法针对的是压缩差分图像通过 Hadamard 矩阵映射至空间域的图像, 而对于原始空间域图像来说, 目标灰度均值不一定大于背景灰度均值, 直接采用阈值分割法不一定能实现有效的目标检测。同样, 如果图像根据文中所提方法从压缩域映射至空间域后, 目标灰度均值仍小于背景灰度均值时, 该阈值分割法实效。

## 4 仿真与分析

实验数据来源于中波红外热像仪采集的真实天空背景红外图像,仪器参数如表 1 所示。采集时间为 2016 年 5 月 5 日上午,天气状况为多云,红外序列图像在 2 966 帧之后出现一个目标,约占 18 个像素,在 2 976 帧以后出现两个目标,分别约占 16 和 11 个像素。选取第 2 969 和 2 980 帧图像,截取含目标在内的 256×256 像素大小的图像作为实验数据,如图 2、图 3 所示,分别进行单目标和多目标检测。

表 1 中波红外热像仪参数

Tab.1 Medium wave infrared thermal imager parameters

Parameters	Details	Parameters	Details
Wide field of view (WFOV)/(°)	13.75×11	Charge-coupled device (CCD)	480×640
Narrow field of view(NFOV)	2.29×1.83	Image frame rate/Hz	50
Pixel size/μm	30×30	Power/W	28
Focal distance/mm	40-240	Noise equivalent temperature difference (NETD)/mK	≤35
Wavelength band/μm	3-5	Minimum resolvable temperature difference (MRTD)/K	≤0.3

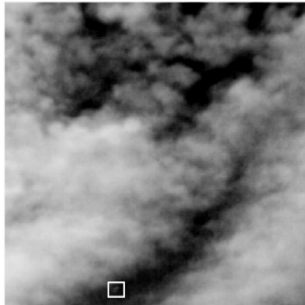


图 2 第 2 969 帧图像  
Fig.2 No.2 969 frame graph

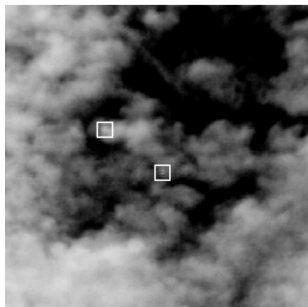


图 3 第 2 980 帧图像  
Fig.3 No.2 980 frame graph

首先,取压缩采样比  $R_{CS2}=(M_1 \times M_2)/(N_1 \times N_2)=0.25$ , 选取 Hadamard 矩阵为观测矩阵,根据二维观测模型获得压缩测量数据,并对第 2 969 和 2 980 帧图像分别与其前一帧图像的压缩测量进行差分,如图 4 所示为第 2 969 帧图像与其前帧压缩差分图像,可以看出压缩域的差分图像没有明显目标特征,因为经过二维观测模型,每一个压缩测量值都是原图像所有元素经过两次线性变换的结果,所以需要压缩差分图像进一步处理,解码目标空域特征。其次,采用文中所提压缩域到空间域的映射方法将压缩差分图像映射至空间域,如图 5(a)、图 6(a)所示,经过解压缩后当前帧和前一帧图像内的目标都会凸显,当前帧目标为正值,前一帧目标为负值,所以图像中有两处突出目标。如表 2 所示,压缩差分图像经过 Hadamard 矩阵映射至空间域后,较原空间域图像 SNR 有很大提升。最后,利用自适应阈值的方法分割图像,如图 5(d)、图 6(d)所示。

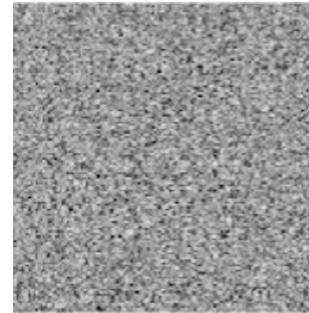


图 4 第 2 969 帧压缩差分图像  
Fig.4 No.2 969 compressive subtraction graph

表 2 图像 SNR 对比

Tab.2 SNR comparison of images

Image	SNR	
Original image	1.075	
2 969th frame image	Image mapped by Hadamard	8.307
Original image	1.038	
2 980th frame image	Image mapped by Hadamard	8.013

采用参考文献[4]所提 2D IAA 算法和参考文献[5]所提 2D SLO 算法对压缩差分图像进行重构,然后进行目标检测。为达到更好的检测结果,经过多次实验,设定 2D IAA 算法中  $LL=10$ ,  $l_{te}=500$ , 2D

SL0 算法中  $L=3$ 。图 5(b)、图 6(b)为 2D IAA 算法对压缩差分图像进行重构,图 5(e)、图 6(e)为目标检测结果。图 5(c)、图 6(c)为 2D SL0 算法对压缩差分图像进行重构,图 5(f)、图 6(f)为目标检测结果。将这

两种算法与文中所提 2D NRAT 算法进行比较,为了减小随机误差,各算法分别进行 50 次实验求取平均值,如表 3 所示。可以看出在单目标和多目标的情况下,2D NRAT 算法在运算时间、虚警率和检测率等

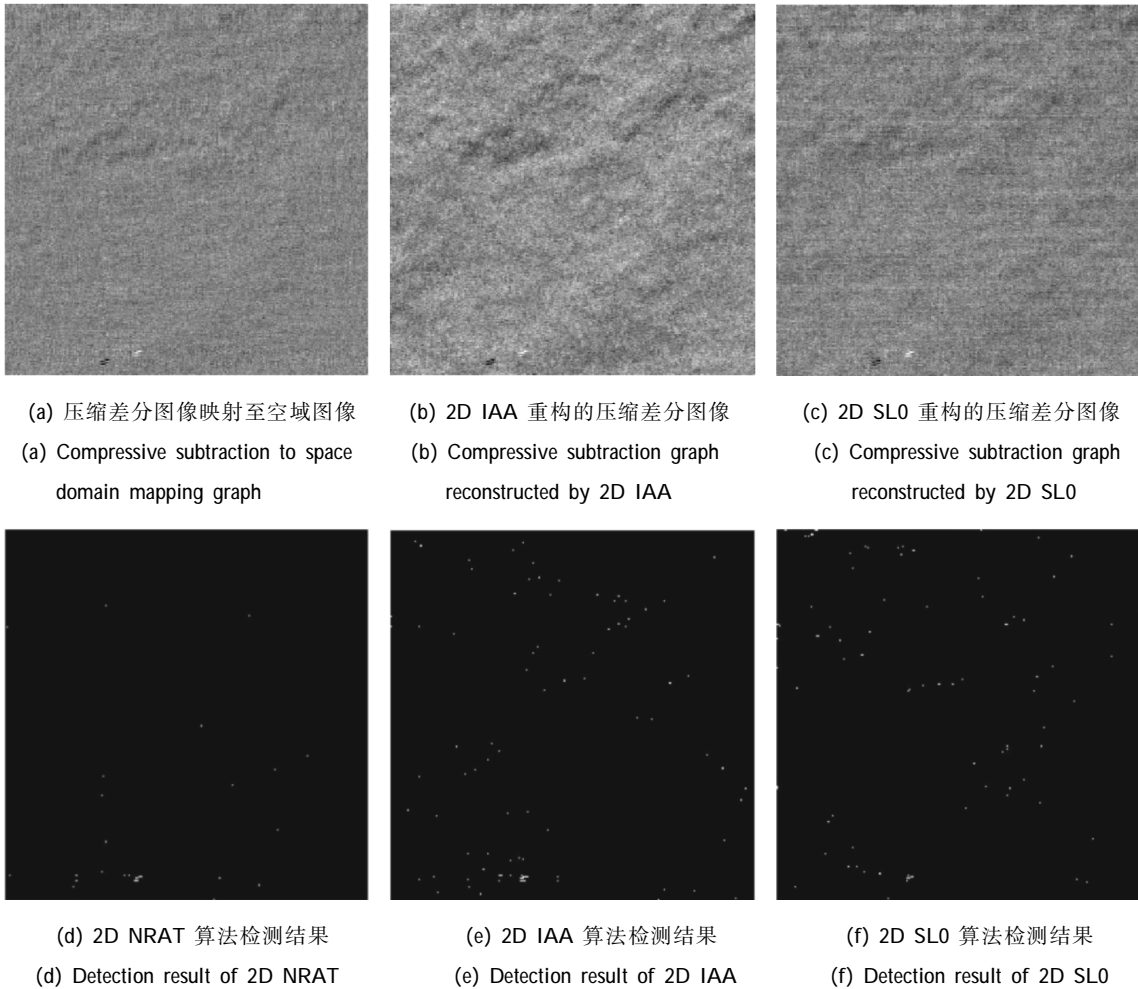
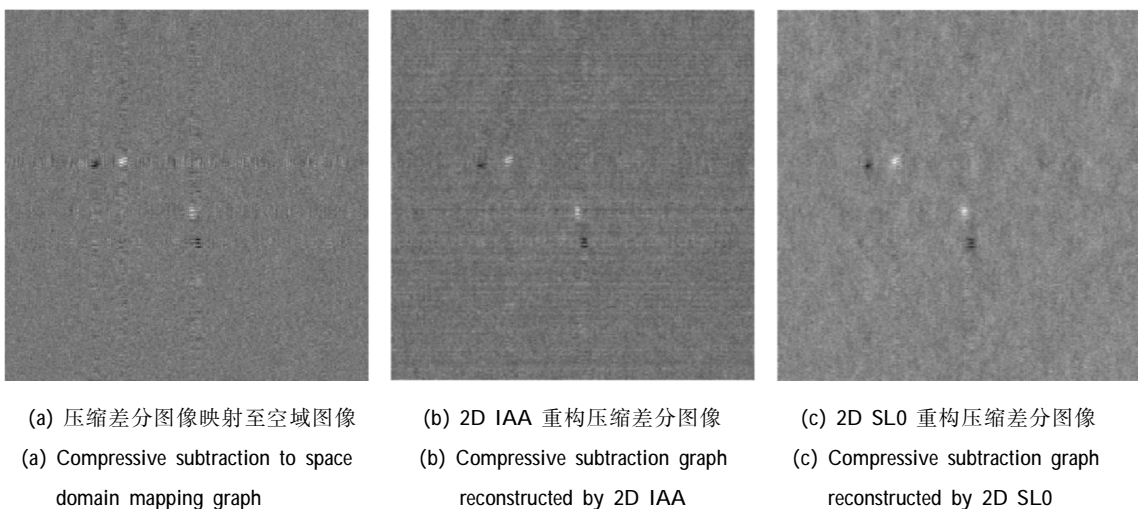
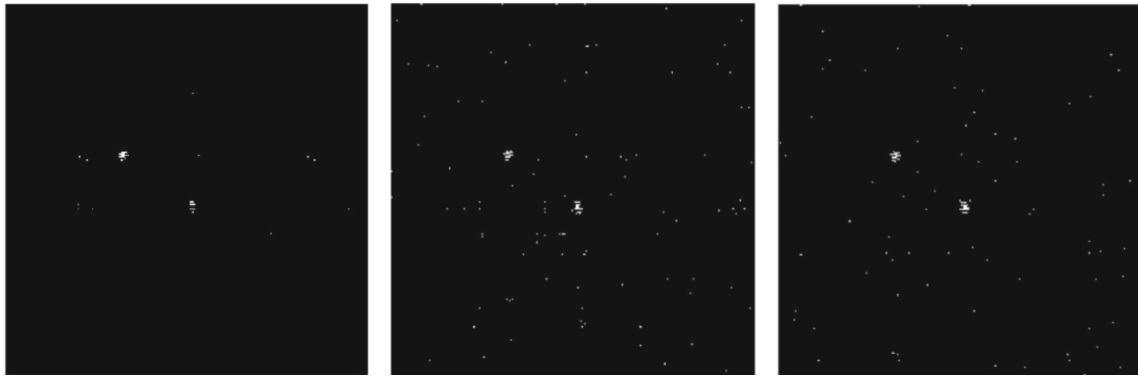


图 5 单目标检测结果

Fig.5 Single target detection result





(d) 2D NRAT 算法检测结果 (e) 2D IAA 算法检测结果 (f) 2D SL0 算法检测结果  
 (d) Detection result of 2D NRAT (e) Detection result of 2D IAA (f) Detection result of 2D SL0

图 6 多目标检测结果

Fig.6 Multiple targets detection result

方面都有明显优势。2D SL0 和 2D IAA 算法由于在重构过程中需要多次迭代寻优,所以需要更多的时间,而 2D NRAT 算法无需重构,直接将压缩差分图像映射至空间域,从而使效率更高。同时 2D NRAT 算法采用的自适应阈值检测方法能有效滤除虚警点,提高检测概率。

表 3 算法性能对比

Tab.3 Comparison of algorithms' performance

Algorithms	Experiment data	Time/s	False alarm rate	Detection rate
2D NRAT	Single target	0.226	3.05e-04	0.999 6
	Multiple targets	0.257	5.95e-04	0.999 2
2D SL0	Single target	3.193	1.32e-03	0.998 6
	Multiple targets	3.248	2.16e-03	0.997 7
2D IAA	Single target	6.692	1.44e-03	0.998 5
	Multiple targets	6.932	2.23e-03	0.997 6

分析自适应阈值分割法对目标检测效果的影响,以第 2 969 帧单目标图像为实验数据,图 7(a)为采用初始阈值分割后的图像,此时图像中存在很多亮背景点,虚警率较高,前景点的均值  $\mu=0.486$ ,其中背景点的均值  $\mu_b=0.475$ ,目标点的均值  $\mu_t=0.691$ ,可以看出在弱小目标的图像中,目标的均值对图像整体均值影响很小,前景均值近似背景均值,所以可以用前景均值近似为背景均值来进行阈值分割。图 7(b)为采用公式(6)的自适应阈值分割法,将检测阈值提升为  $Th=\mu+k\sigma^2$ ,有效滤除了虚警点。

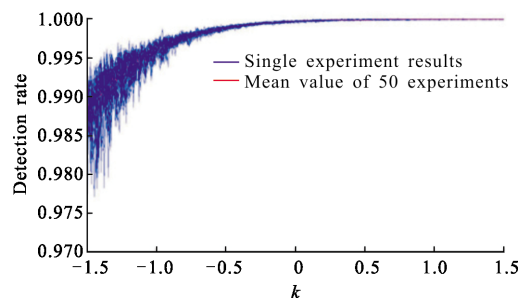


(a) 初始阈值分割图像 (b) 自适应阈值分割图像(k=0)  
 (a) Initial threshold partition graph (b) Adaptive threshold partition graph(k=0)

图 7 阈值分割图像

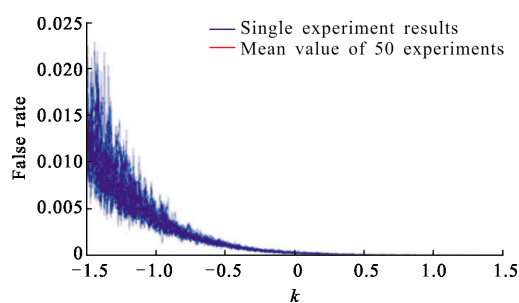
Fig.7 Threshold partition graph

进一步分析参数  $k$  与检测率与虚警率的关系,因 Hadamard 矩阵每次都是随机生成,故做 50 次试验求取平均值。图 8 表示检测率、虚警率与  $k$  的关系,可以看出单次实验数据波动较大,平均 50 次实验均值显示  $k$  基本与检测率、虚警率分别成正比、反比关系, $k$  值越大检测率越高虚警率越低,当  $k>0$



(a) 检测率与 k 的关系

(a) Detection rate with k



(b) 虚警率与 k 的关系

(b) False alarm rate with k

图 8 检测率、虚警率与 k 的关系

Fig.8 Detection rate and false alarm rate with k

时, 检测率稳定在 0.999 6, 虚警率稳定在  $10^{-4}$  数量级。在实际应用中, 可根据具体问题对检测率和虚警率的需求, 自定义 k 的取值。

## 5 结束语

文中的主要工作与结论有以下几个方面:

(1) 针对 Hadamard 矩阵构建的二维观测模型, 提出 2D NRAT 的目标检测算法, 无需重构图像, 直接将观测信号从压缩域映射到空间域, 并采用改进的自适应阈值分割法检测目标;

(2) 以真实红外图像为实验数据, 分别运用 2D NRAT、2D IAA 和 2D SLO 三种算法进行目标检测, 结果表明 2D NRAT 算法在检测率、虚警率和运算时间上都优于其他两种算法, 可应用于压缩成像的目标检测问题中;

(3) 分析了自适应阈值分割法中的参数 k 对检测效果的影响, 统计实验表明 k 与检测率成正比, 与虚警率成反比;

(4) 由于 Hadamard 矩阵的阶数都是 2 的倍数, 二维观测模型中采用 Hadamard 矩阵要求原信号的阶数也是 2 的倍数, 如文中截取图像像素大小为  $256 \times 256$ , 这就限制了该模型的应用范围, 今后需进一步研究能适应任何信号大小的观测模型及相应的压缩域到空间域的映射方法。

## 参考文献:

[1] Philip B Chapple, Derek C Bertilone, Robert S Caprari, et al. Target detection in infrared and SAR terrain images using a non-Gaussian stochastic model [C]//SPIE, 1999, 3699(14): 282-292.

[2] Haupt J, Nowak R. Compressive sampling for signal detection [C]//IEEE International Conference on Acoustics, 2007: 1509-1512.

[3] Haupt J, Castro R, Nowak R, et al. Compressive sampling for signal classification [C]//Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, 2006: 1430-1434.

[4] Wei Daozhi, Huang Shucui, Zhao Yan, et al. Non-negative sparse representation for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(S2): S223001. (in Chinese)

韦道知, 黄树彩, 赵岩. 非负谱稀疏表示的高光谱成像中的异常检测[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S2): S223001.

[5] Li Shen, Ma Caiwen, Li Yan. Survey on reconstruction algorithm based on compressive sensing [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(S1): 225-232. (in Chinese)

李坤, 马彩文, 李艳, 等. 压缩感知重构算法综述[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S1): 225-232.

[6] Wang Zhongliang, Feng Wentian, Nian Yongjian. Compressive-sensing-based lossy compression for hyperspectral images using spectral unmixing [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(S1): S126003. (in Chinese)

[7] Jahromi M J, Kahaei M H. Two-dimensional iterative adaptive approach for sparse matrix solution [J]. Electronics Letters, 2014, 50(1): 45-47.

[8] Aboozar Ghaffari, Massoud Babaie-Zadeh, Christian Jutten. Sparse decomposition of two dimensional signals [C]//ICASSP, 2009: 3157-3460.

[9] Ghaffari A, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Sparse decomposition of two dimensional signals' [C]//IEEE Int Conf Acoustics, Speech Signal Processing, 2009: 3157-3160.

[10] Van Den Berg E, Friedlander M P. SPGL1: a solver for large-scale sparse reconstruction [EB/OL]. [2013-04-09]. <http://www.cs.ubc.ca/~mpf/spgl1>.

[11] Cui Ping, Ni Lin. Joint reconstruction algorithm for distributed compressed sensing [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(12): 3825-3830

[12] Hao Yunsheng, Ye Yishan, Deng Zhenmiao, et al. FEKO sparse micro-doppler modeling and CS reconstruction method [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24 (6): 1482-1489. (in Chinese)

郝云胜, 叶艺山, 邓振森, 等. FEKO 稀疏微多普勒建模及 CS 重构方法[J]. 光学 精密工程, 2016, 24(6): 1482-1489.

[13] Ma Yongkui, Xu Peng, Gao Yulong. Optimization of the measurement matrix used for CS-based non-reconstruction detection method in cognitive radio[C]//International Conference

- on Instrumentation & Measurement, 2014: 484-488.
- [14] Xu Wenbo, Yan Zhihua, Tian Yun, et al. Detection with compressive measurements corrupted by sparse errors [C]// International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, 2017: 1-5.
- [15] Li Shaoyi, Liang Shuang, Zhang Kai, et al. Research of infrared compressive imaging based point target tracking method [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(7): 1639-1645. (in Chinese)  
李少毅, 梁爽, 张凯, 等. 基于红外压缩成像的点目标跟踪方法研究[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(7): 1639-1645.
- [16] Tian Wenbiao, Rui Guosheng, Zhang Haibo, et al. A 2-dimensional measurement model-oriented compressed Sensing reconfiguration algorithm [J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(9): 1072-1077. (in Chinese)  
田文彪, 芮国胜, 张海波, 等. 一种面向二维观测模型的压缩感知重构算法[J]. 宇航学报, 2014, 35(9): 1072-1077.
- [17] Shan Yugang, Wang Jiabao, Hao Feng. Research on surendra background extraction method based on adaptive threshold[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27 (7): 91-95. (in Chinese)  
单玉刚, 汪家宝, 郝峰. 基于自适应阈值的 Surendra 背景提取方法研究[J]. 计算机技术与发, 2017, 27(7): 91-95.
- [18] Wang Xin, Ji Tongbo, Liu Fu. Fusion of infrared and visible images based on target segmentation and compressed sensing [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24 (7): 1743-1753. (in Chinese)  
王昕, 吉桐伯, 刘富. 结合目标提取和压缩感知的红外与可见光图像融合[J]. 光学 精密工程, 2016, 24(7): 1743-1753.