

doi:10.3788/gzxb20144310.1010003

荒漠背景下红外偏振弱小目标检测方法研究

薛模根, 刘晓诚, 刘晓, 杨钊

(偏振光成像探测技术安徽省重点实验室; 陆军军官学院 光电技术与系统实验室, 合肥 230031)

摘 要: 针对荒漠背景下红外弱小目标检测问题, 提出了一种基于稳定性矩阵恢复和双窗滤波的荒漠红外偏振弱小目标检测方法. 分析得出红外偏振 Q 参量图的背景相似性最高, 采用改进型形态学滤波可以增强其背景相关性. 检测时将 Q 图背景看成一个具有低秩特性的矩阵, 弱小目标看成是破坏其低秩性的冗余数据, 建立稳定性矩阵恢复荒漠背景抑制数学模型, 然后对背景抑制结果采用双窗滤波分割出目标, 完成检测. 实验结果证明了该方法的有效性和稳健性, 具有较强的应用价值.

关键词: 红外偏振; 目标检测; 荒漠背景抑制; 稳定性矩阵恢复; 双窗滤波器

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)10-1010003-7

Research of Desert Infrared Polarization Dim and Small Target Detection Method

XUE Mo-gen, LIU Xiao-cheng, LIU Xiao, YANG Fan

(Key Laboratory of Polarization Imaging Detection Technology in Anhui Province; Laboratory of Electro & Optical Technology and System, Army Officer Academy PLA, Hefei 230031, China)

Abstract: A novel infrared polarization target detection method based on matrix recovery and double window filter, was proposed to remove the complex desert background clutter in the detection of dim and small target. Data analysis demonstrated that similarity of infrared polarization Q image background was the highest. Using morphological filter enhance the similarity of background. Q image background could be seen as a low-rank matrix, dim and small target could be seen as redundancy data which break the similarity of background. So background suppression mathematics model based on stable matrix recovery was build. Detection was completed after double window filter segments targets in background suppression result. Experimental results on real-world infrared polarization images and comparisons with state-of-the-art methods can demonstrate the effectiveness and robustness of the proposed method, and it was suitable for engineering application.

Key words: Infrared polarization; Target detection; Desert background suppression; Stable matrix recovery; Double window filter

OCIS Codes: 100.2000; 100.4994; 260.5430; 260.3060

0 引言

温度较高的环境下, 红外偏振技术可以提高目标与荒漠背景的对比度, 利于提取目标信息; 但是在温度较低环境($<20^\circ$)下, 特别是远距离探测目标时, 目标红外偏振信号较弱^[1], 目标成像尺寸较小, 缺少明显的纹理和形状等可检测性信息, 甚至淹没在起伏的背景

杂波中, 此时传统的分割方法难以直接将目标信号和背景信号分离.

研究发现, 红外偏振成像技术在增强目标信号的同时, 可以平滑杂乱背景、增强背景相关性^[1]. 利用单帧图像背景具有的相似性, 建立背景抑制数学模型, 对于后续的目标检测具有关键作用. 传统背景抑制方法是利用目标与背景的特征差异, 滤除图像中背景及噪

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61379105)资助

第一作者: 薛模根(1964—), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为光电工程、信号与信息处理. Email: 315763597@qq.com

通讯作者: 刘晓诚(1989—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为红外偏振成像探测、信号与信息处理. Email: liuxiaocheng18@sina.com

收稿日期: 2014-03-10; 录用日期: 2014-04-11

<http://www.photon.ac.cn>

音,找出感兴趣的人造目标,并确定其存在的区域位置.基于变换域的方法是通过滤除原始图像低频背景以保留高频的目标,达到背景抑制的目的,如自适应 Butterworth 高通滤波^[2]、小波域^[3]和剪切波^[4]等.而在时空域上,背景像元表现出较强的相关性,弱小目标像元呈现成“奇异点”,基于时空域方法利用这种特征差异预测背景,然后用原始图像减去预测图像,完成背景抑制,如时域假设检验^[5]、最小二乘支持向量机^[6]和数学形态学^[7]等.基于变换域的方法虽然可以获得良好的背景抑制效果,但运行速度较慢,且对复杂背景敏感.基于时空域的方法处理速度相对较快,但在实际使用时,探测系统自身的姿态变化将导致连续帧图像间存在抖动,很难继续保证帧间图像的相关性,造成漏检情况发生^[8].

与传统背景抑制方法不同,从机器学习角度看,单帧荒漠红外偏振图像中背景内部变化较缓慢,呈现低秩特性,弱小目标和噪音在图像中表现为冗余数据,破坏了背景的低秩性,呈现稀疏特性.本文分析了荒漠红外偏振图像的特点,通过数据验证了红外偏振 Q 图的背景相似性最高,并选择 Q 图做处理图;使用改进型 Top-hat 滤波器预处理单帧 Q 图,进一步增强其背景相关性;建立了稳定性矩阵恢复荒漠背景抑制数学模型,求解得到残差图像;并对背景抑制结果采用双窗滤波分割出目标,完成检测.通过多组红外偏振图像进行实验,以目标信噪比增益、标准差增益为评价指标,与小波域、形态学、显著性主成分分析^[9]等方法进行比较,该方法在低温荒漠环境下仍能有效检测伪装目标.

1 荒漠红外偏振图像分析与预处理

1.1 荒漠红外偏振图像分析

虽然不同荒漠场景具有不同的特性,但总体而言一幅含有伪装目标的红外偏振图像主要包括三种信息:

1) 目标信号:检测对象,当荒漠温度较低或成像较远时,其尺寸较小,无明显形状与结构特征,对比度较低.

2) 噪音信号:固有存在具有统计分布状态的非目标信号,其除了一部分与响应波段内杂波背景的红外辐射亮度有关,主要与红外成像系统和偏振片内部参量相关.红外偏振图像的噪音主要包括白噪音和非平稳的电流噪音,通过对红外成像系统的几种基本噪音源分析,可以认为其在空间域中表现为和目标类似的高频特征,且具有随机性,在频率域同样表现出和点目标类似的高频特征.本文只涉及单帧图像处理,针对噪音这一复杂因素,是将其视为高斯分布的白噪音,通过稳定性矩阵恢复滤除.

3) 背景:荒漠红外偏振图像一个重要组成部分,主

要由自然环境中的沙堆组成,由于在形成时受到物理规律的制约,它们往往呈大面积的连续分布在空间上,在红外偏振图上可以看成是变化缓慢的低频信号.

1.2 荒漠红外偏振图像背景相似性分析

已知红外偏振成像技术具有抑制平滑荒漠背景的作用.本文通过数据进一步分析,从红外斯托克斯偏振参量(P 、 Q 、 U)图像中挑选背景抑制效果的用以后续处理.偏振参量计算如式(1),其中 $I_0(0^\circ)$ 、 $I_0(60^\circ)$ 、 $I_0(120^\circ)$ 为红外偏振成像系统获取的不同偏振方向原始图像.

$$\begin{cases} Q = \frac{2}{3}(2I_0(0^\circ) - I_0(60^\circ) - I_0(120^\circ)) \\ U = \frac{2}{\sqrt{3}}(I_0(60^\circ) - I_0(120^\circ)) \\ P = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \end{cases} \quad (1)$$

首先利用奇异值分解对目标红外偏振参量图像进行分解,图像的大量细节信息体现在图像矩阵的两个正交矩阵中,即红外偏振图像的大量目标信息体现在前几个最大的奇异值所对应的左、右奇异向量中^[10].通过奇异值分解,将原图像在其奇异值分解得到的左奇异矩阵 U 上作正交投影,就可以将包含目标信息的矩阵分解到一系列奇异值和奇异值矢量对应的子空间中.但是在式(2)中,重构矩阵时所需的奇异值数目 R 共有 $1 \sim r$ 种选择,它的选择是基于不同背景自身的相似性程度.

$$D_{m \times n} = \sum_{i=1}^r \sigma_i L_i V_i^T \quad (2)$$

其次通过实验来比较利用不同奇异值数目重构后图像保存目标信号的性能,本文引入偏差指数^[11]来确定在精确重构图像时所需的奇异值数目,其定义为重构后图像各像素的灰度值与原图像相应像素的灰度值差的绝对值,与原图像相应像素灰度值比值的平均值.它表示了重构后图像与原图像的平均灰度值之间的相对差异,反映了重构图像与原图像在目标信息上的匹配程度以及原图像背景相似性程度.

$$p_r = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |(D_r(i,j) - A(i,j))/A(i,j)|}{M \times N} \quad (3)$$

式中 p_r 为偏差指数, $A(i,j)$ 为含有目标的原始图像, $D_r(i,j)$ 为使用 r 个奇异值重构的图像, $M \times N$ 为图像的尺寸.

最后按照式(3),分别计算了十组大小为 512×640 不包括目标的荒漠背景斯托克斯参量 P 、 Q 、 U 图的平均偏差指数,发现 Q 图的相对偏差值最高,并具有一定规律性,如图 1 所示,红外偏振 Q 图重构仅需 44 个奇异值,偏差指数即达到 0.998,说明荒漠背景反映在 Q 图上呈渐变过渡状态,相似性较高,为低秩矩阵.

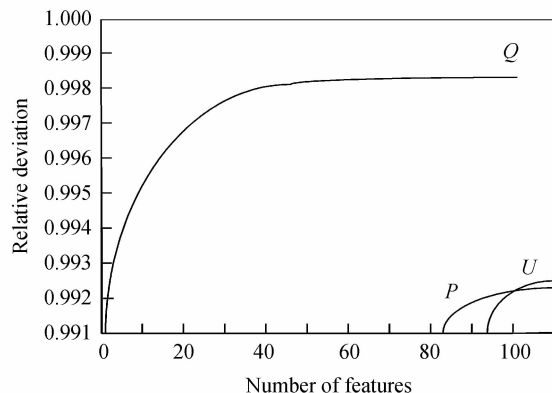
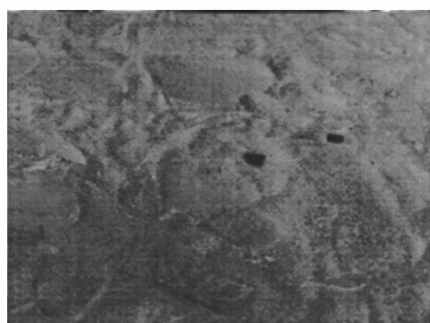
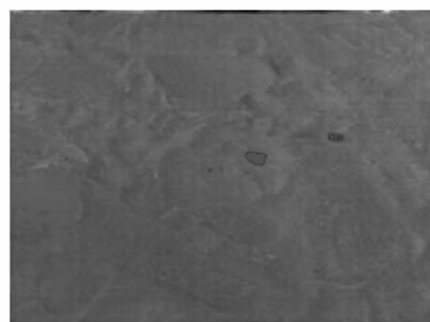


图1 偏差指数和奇异值的关系

Fig.1 Relationship between deviation and singular value

1.3 改进型形态学滤波预处理

在实际处理时,由于场景和传感器内部的热分布不均匀,红外偏振图像中的局部灰度均值变化可能较

(a) Original Q image(c) Processing Q image

大.因而对真实背景进行预测前,要考虑到背景辐射强度的起伏.选择合适的平滑滤波器预处理,可以从灰度上减弱起伏,使其成为一种非平稳但变化缓慢的二维随机过程.

目前,数字形态学已经广泛应用于数字图像处理中.其选取合适的形态学算子,利用膨胀、腐蚀、开运算,闭运算等四种基本滤波对图像进行局部最大和最小处理.在背景抑制预处理中,形态学开运算可以消除与结构元素相比较小的亮点,包括能量较弱的弱小目标,再将该预测结果与原图作差分运算即可有效平滑图像背景,滤除一定的噪声杂波,实现预处理,如式(4).

$$M(m, n) = M_{\text{origin}}(m, n) - M_{\text{origin}}(m, n) \circ b \quad (4)$$

b 为结构元素, \circ 为对原图像做开运算.图2是预处理前后的对比,可见预处理后明显提高了图像内部行列之间的相关性,利于后续矩阵恢复.

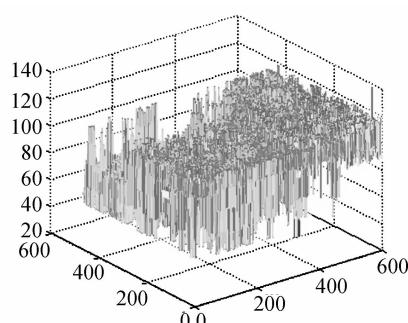
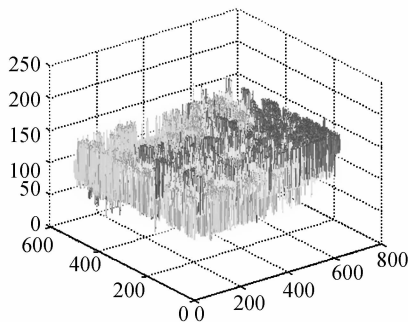
(b) Three-dimensional curve of original Q (d) Three-dimensional curve of processed Q

图2 对比图

Fig.2 Contrast images

为了避免因数值过大,造成后续处理的数据溢出.再将滤波后的图像矩阵除以一个自适应尺度因子 T ,得到新的图像矩阵 M_1 ,如式(5).

$$M_1 = M/T$$

$$s. t. T = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{m,n} (M_{ij} - \|M\|_2)^2} \quad (5)$$

2 单帧红外偏振弱小目标检测

2.1 稳定性矩阵恢复

矩阵恢复,又称为鲁棒性 PCA 或稀疏与低秩矩阵分解,是指当矩阵有恢复为低秩的可能,其中某些元素

被严重破坏后,可以自动识别出被破坏的元素,恢复原矩阵.矩阵恢复可描述为

$$\begin{aligned} \min_{A,E} \text{rank}(A) + \lambda \|E\|_0 \\ s. t. D = A + E \end{aligned} \quad (6)$$

式中目标函数为低秩矩阵 A 的秩以及稀疏矩阵 E 的零范数,这是一个 NP-Hard 问题.2009年,Wright et al.将该问题用一个凸优化问题^[12]近似表达,数学模型为

$$\begin{aligned} \min_{A,E} \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 \\ s. t. D = A + E \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数, 即矩阵奇异值的和, 近似秩. $\|\cdot\|_1$ 表示了矩阵所有元素绝对值的和, 近似零范数. λ 是一个自适应权重. 但是在实际处理中, 数据容易被随机噪音污染. 比如在人脸识别中, 人脸数据并不是严格意义上的凸函数, 通过式(7)分解得到的低秩成分实际上受到了少量冗余数据的污染, 影响了人脸主要成分的获取准确度^[13]. 为了解决这个问题, 针对式(7), 文献[13]添加了新的约束条件, 即

$$\begin{aligned} \min_{A,E} & \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 \\ \text{s. t. } & D = A + E + Z_0 \end{aligned} \quad (8)$$

Z_0 是随机噪音矩阵, 由于式(8)精确估计了低秩矩阵 A 和稀疏矩阵 E , 所以这种新的矩阵恢复数学模型又叫做稳定性矩阵恢复 (Stable-RPCA).

2.2 稳定性矩阵恢复背景抑制

预处理后的单帧目标红外偏振 Q 图像背景 (主要是荒漠) 是大量连续起伏且变化缓慢的低频信号, 其行列之间呈现较高的相似性. 从矩阵角度看, 假设获取的图像不包括目标和噪音, 剩下的背景矩阵理应具有相对较低的秩. 由于奇异点 (目标和噪音) 的存在, 破坏了图像原本具有的低秩性.

根据这一思路, 本文抑制目标红外偏振图像背景方法的核心在于, 依据稳定性矩阵恢复, 利用行列之间相关性, 将红外背景抑制转化成背景建模, 将每列间相似的部分和特有的部分分开. 这是一个凸最优化问题, 条件为原始单帧红外偏振图像矩阵, 可以分解成一个包含背景信息的低秩矩阵 L , 一个 (冗余数据) 包含目标的稀疏矩阵 S , 和一个包含随机 (主要是高斯等) 噪音的矩阵 Z . 矩阵 L 秩越低, 说明背景抑制越好, 同时矩阵 S 的 0 范数 (用 1 范数近似) 越小, 说明目标获取的精确度越高, λ 设为 $1/\max(m, n)$, 其表达式为

$$\begin{aligned} \min_{L,S} & \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 \\ \text{s. t. } & \|M - L - S\|_F \leq \delta \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $M = L_0 + S_0 + Z_0$.

2.3 增广拉格朗日乘法在背景抑制中的应用

为了提升方法的实时性, 本文采用非平滑增广拉格朗日乘法^[14]求式(9)最优解. 首先定义背景抑制数学模型的增广拉格朗日函数 ζ , 并初始化乘子 Y , 即

$$\zeta(L, S, Z, Y, \mu) = \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 + \langle Y, L - Z \rangle + \frac{\mu}{2} (\|Z + S - M_1\|_F^2 - \delta^2), Y = M_1 / \|M_1\|_F \quad (10)$$

式中 $\langle Y, L - Z \rangle = \text{Trace}(Y^T (L - Z))$, 通过交替多方向迭代更新 L, S, Z, Y , k 次后得到当 $\zeta(L, S, Z, Y, \mu)$ 最小时的 L, S, Z .

$$(L_k, S_k, Z_k) = \arg \min_{L,S,Z} \zeta_k(L, S, Z, Y, \mu_k) \quad (11)$$

式中 L 为荒漠背景信息, S 为弱小目标信息, Z 为噪音 (主要是高斯噪音) 信息, k 表示第 k 次更新. 具体更新步骤为

更新 L 时,

$$L_{k+1} = D_{\mu_k^{-1}}(M_1 - S_k - \mu_k^{-1} Y_k) \quad (12)$$

更新 S 时,

$$S_{k+1} = H_{\lambda \mu_k^{-1}}(M_1 - L_{k+1} - \mu_k^{-1} Y_k) \quad (13)$$

更新 Z 时,

$$\begin{aligned} Z_{k+1} &= \frac{\theta_k}{\mu_k + \theta_k} (M_1 - L_{k+1}) + \frac{\mu_k}{\mu_k + \theta_k} \cdot \\ & (S_{k+1} + \mu_k^{-1} Y_k), \theta_{k+1} = \frac{1 + \sqrt{1 + \theta_k^2}}{2} \end{aligned} \quad (14)$$

更新 Y, μ 时,

$$Y_{k+1} = Y_k + \mu_k (M_1 - L_{k+1} - S_{k+1} - Z_{k+1}) \quad (15)$$

$$\mu_{k+1} = 1.25 \cdot \mu_k$$

式中 $D_{\mu_k^{-1}}(Q) = UH_{\mu_k^{-1}}(\Sigma)V^*$, $(U, \Sigma, V) = \text{svd}(Q)$.

H_ε 为收缩算子, 其表达式为

$$H_\varepsilon(Q) = \max(|Q| - \varepsilon, 0) \cdot \text{sgn}(Q) \quad (16)$$

更新结束后, 由原始红外偏振图像减去得到的最优低秩背景 L 和噪音矩阵 Z , 即可得到残差图像 S_1 , 完成背景抑制.

2.4 双窗滤波分割目标

稳定性矩阵恢复背景抑制方法大大降低了噪音和背景杂波, 目标也已显著性显示, 但大视场大靶面成像使得潜在噪音 (背景杂波、噪音) 点数量依然太多, 需要通过阈值分割方法提取目标. 本文利用弱小目标与邻域灰度间的不连续性, 使用双窗滤波器剔除潜在噪音, 分割出候选目标. 双窗滤波器如图 3 所示, 与传统滤波器仅有两个同心的滤波窗口不同, 双窗滤波器在目标窗与背景窗之间加一个缓冲窗, 可以减少目标和背景的重叠, 使目标和背景的差别更加显著. 采用目标窗口的像素均值 μ_t 与背景窗口的像素均值 μ_b 的比值 $h = \mu_t / \mu_b$ 作为分割的判据, 判决阈值为图像灰度均值, 若某个像素点处求得的比值 h 小于某一阈值, 则将该像素的灰度值赋为 0, 否则赋为 255.

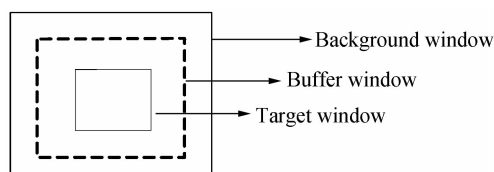


图 3 双窗滤波器

Fig. 3 Double window filter

2.5 方法设计

单帧弱小目标检测方法流程如下:

1) Step 1 预处理

形态学滤波处理单帧红外图像, 再将处理后矩阵除以自适应阈值, 得到新矩阵 M_1 , 如式(4)、(5).

2) Step 2 迭代更新

用式(10)、(11)分解矩阵 M_1 , 交替多方向迭代得到 L, S, Z, Y, ζ_μ .

3) Step 3 循环终止条件

判断由式(10)得到的 ζ_k 是否小于一个阈值 δ (本文 δ 取 10^{-7}), 且连续两次 ζ_k 的差值是否小于另一个阈值 $\Delta\mu$, 如式(17). 如果都小于转至 Step 4, 输出 L, Z , 否则继续迭代更新 L, S, Z, Y, ζ_k .

$$\Delta\mu = (\zeta_{k+1} - \zeta_k) / (\zeta_{k+1} + \zeta_k) \quad (17)$$

4) Step 4 背景抑制

将背景图像 L 和噪音信息 Z 与原始图像 M 相减得到残差图像, 实现弱小目标背景抑制.

5) Step 5 目标分割

采用双窗滤波分割背景抑制得到的残差图像, 完成单帧红外偏振图像弱小目标检测.

3 实验结果与分析

实验中以三镜头红外偏振探测系统获取的实际红外偏振图像为样本. 基于 CPU 为酷睿双核 2.66GHz, 内存为 2G 的 PC 机, 软件平台为 matlabR2010b 完成实验. 由于本文的目标检测核心是背景抑制, 在分割目标前, 将本文方法先和另外两种具有代表性的背景抑制方法, 即小波域方法^[3]、形态学 Top-hat 滤波方法^[7]进行比较. 为保证实验数据具有一定的代表性, 本文选取的实验图像为两组在荒漠中拍摄的伪装目标红外偏振 Q 图像, 环境温度分别为 15℃ 和 26℃, 成像距离 200 m. 图像大小均为 512×640 , 目标在 20 个像素以内, 对比度小于 10%, 如图 4 所示. 图像中用圆形标识

的部分为目标, 每幅图包含两个目标: T_1 和 T_2 .

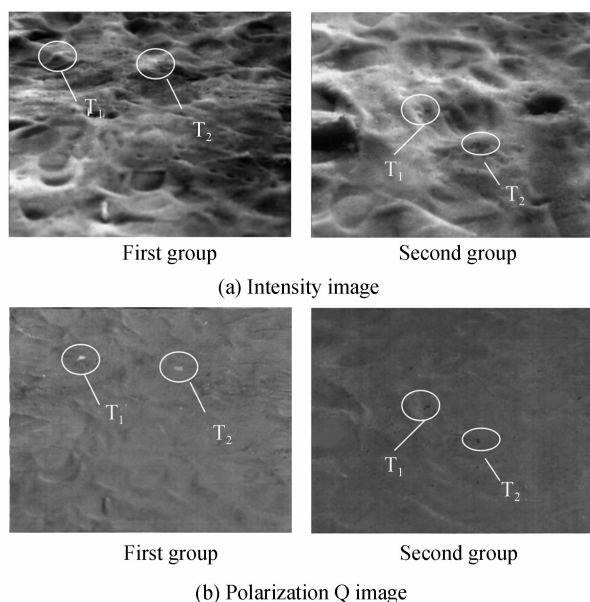


图 4 实验图像

Fig. 4 Experiment images

3 种方法对图 4 所示的 2 幅图像的目标检测结果如图 5 所示, 上面为第一组, 下面为第二组. 从左到右依次为小波域 (dB4)、Top-hat 结果图和本文 (SRPCA) 方法输出的抑制结果.

本文分别统计了图 4 (b) 中 2 幅偏振 Q 图像的目标

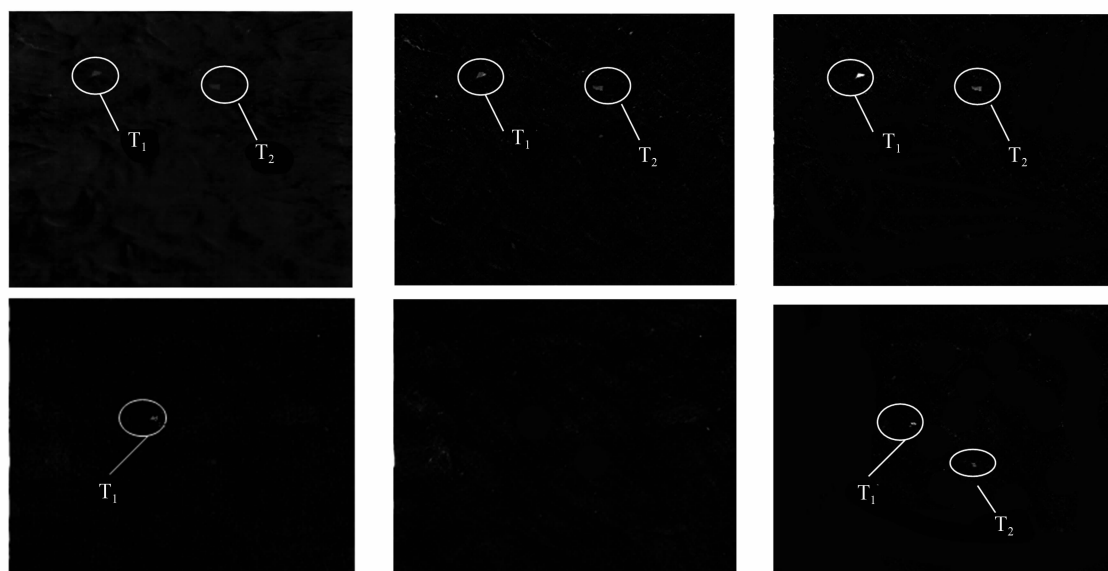


图 5 背景抑制结果

Fig. 5 Background suppression results

标输入信噪比 SNR_m 和图像输入标准差 σ_m , 图 5 中检测结果对应的目标信噪比增益 $Gain(SNR)$ 和标准差增益 $Gain(\sigma)$. 其中目标信噪比定义为: $SNR = (T - M) / \sigma$, 其中 T 为目标的灰度均值, M, σ 分别为图像区域 (包括目标) 的灰度均值和灰度标准差. 目标信噪比增益定义为: $Gain(SNR) = \lg(SNR_{out} - SNR_m)$, SNR_{out} 是目标

在残差图像中的信噪比, 图像标准差增益定义为: $Gain(\sigma) = \lg(\sigma_{out} - \sigma_m)$, σ_{out} 是残差图像的标准差^[8]. 由于原始实验图像存在背景杂波和噪音, 统计整幅图像中的信噪比受其影响无法客观地表现目标强度, 因此本文统计以目标为中心的 12×12 的窗口内目标输入信噪比 SNR_m , 以尽可能地排除杂波的影响. 背景抑制

后的结果图像包含目标和少量背景杂波,本文统计整幅结果图像中的目标输出信噪比 SNR_{out} ,输入标准差 σ_{in} 和输出标准差 σ_{out} . $Gain(SNR)$ 和 $Gain(\sigma)$ 分别代表目标增强和背景抑制的程度,评价背景抑制效果为抑制后的残差图像中目标信噪比越大越好,而背景杂波干扰越少越好,因此 $Gain(SNR)$ 值越大且 $Gain(\sigma)$ 值越小,说明方法背景抑制的效果越好^[8]. 2组实验结果统计如表1.

表1 两组图像实验结果

Table 1 Experiment results of two images

Image	SNR_{in}	σ_{in}	Methods	$Gain(SNR)$	$Gain(\sigma)$
a	3.0	7.17	dB4	0.5	-0.3
			Top-hat	0.4	-0.4
			S-RPCA	1.3	-1.2
b	4.21	7.86	dB4	1.2	-0.8
			Top-hat	0.3	-0.2
			S-RPCA	2.2	-1.7

从图4(b)可以看出,弱小目标仅占十几个像素,呈现为点状,无明显形状与结构特征,且对比度和信杂比都较低.选择分解层数 $N=4$,反向阈值 $\delta=150$ (绝对值小于 δ 的小波系数予以保留,而其它的小波系数则

作为背景分量置零),dB4小波处理后,目标被增强,但背景边缘也得到加强,残留杂波和噪音点较多.这是因为小波在复杂背景下,不能完全平滑目标边缘,导致检测概率下降.采用形态学 Top-hat 滤波方法处理后,目标也被增强,但强噪音部分没得到较好抑制,影响了后续检测处理,这是由于 Top-hat 滤波器依赖其结构元素的结构和大小等先验知识,缺乏自适应性.当目标与背景对比度较低时,如第二组,dB4小波与 Top-hat 方法都出现了漏检情况.本文方法能够很好地抑制荒漠背景,同时较好地保留增强了目标信号.如表1所示,目标信噪比增益和图像标准差增益增幅较明显.与其它方法的结果相比较,本文方法的优势在于,当目标与背景对比度较低时仍能有效检测,同时消除荒漠背景内部纹理,平滑了起伏边缘.

为了进一步评估,本文双窗滤波提取目标后,以检测目标数目和三维灰度图为评价标准,与机器学习中另外一种方法:显著性主成分分析检测方法(SPCA)^[9]进行比较.共计有4块钢板目标放在真实场景中,其中T3对比度小于8%,具体位置如图6(a)圈内所示.图6(b),(c)为处理后结果.三维灰度图如图7(a)、(b)、(c).

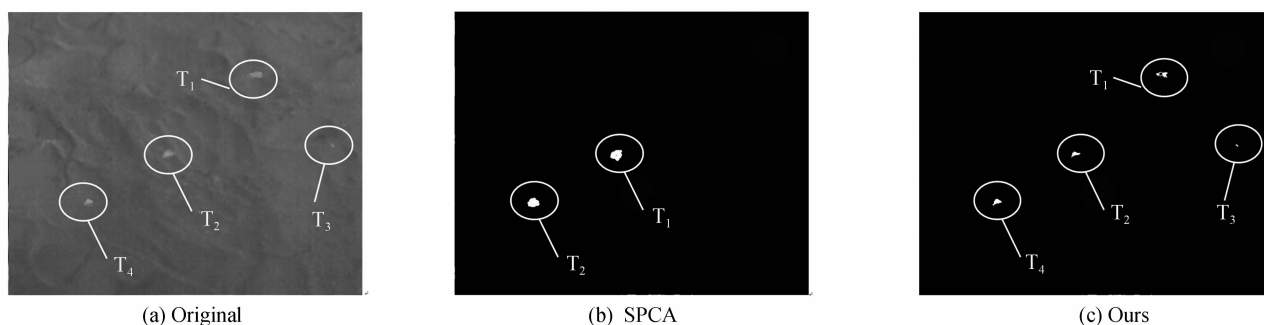


图6 多目标实验图

Fig. 6 Experiment images of several targets

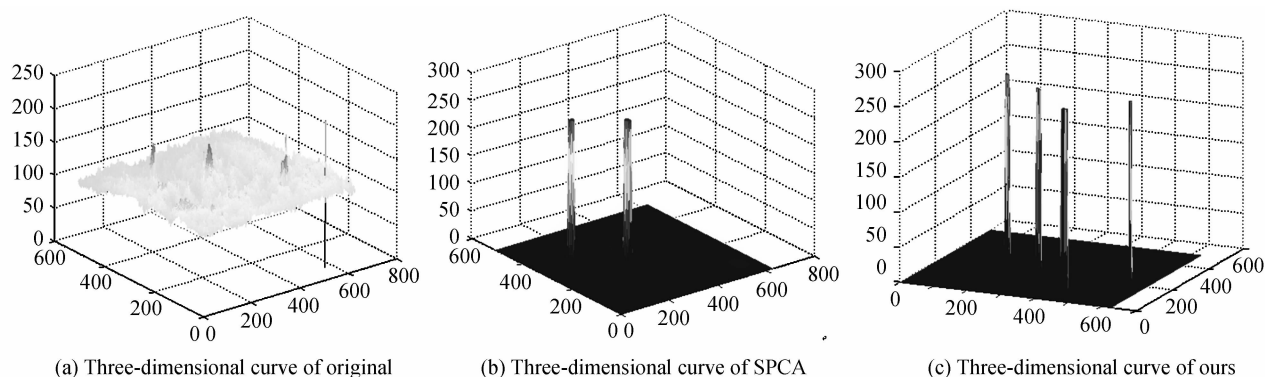


图7 三维灰度图

Fig. 7 Three dimensional images of images

由图6、7可看出,由于背景能量高于部分目标能量,不易选取合适的显著性图像阈值,造成 SPCA 方法对于强度微弱的目标难以分辨,而本文方法在抑制背

景后,采用双窗滤波目标分割方法即可以有效保存并增强弱小目标信号,从图6(c)和图7(c)中可以明显发现4个小目标.

4 结论

红外偏振成像技术具有抑制荒漠背景的优势,结合稳定性矩阵恢复,本文提出了一种单帧荒漠红外偏振图像弱小目标检测方法.首先分析了荒漠红外偏振图像的特性,选取偏振 Q 参量作为处理图,然后基于稳定性矩阵恢复和改进型形态学滤波抑制了图像背景,再采用双窗滤波将目标分割出来,完成检测,并给出了方法的具体设计思想及实现过程,最后采用真实的弱小目标红外偏振图像实验验证.结果表明,在不同背景杂波条件下,本文方法均可有效检测出强度较弱的小目标,同时抑制较丰富的背景分量,进而增强了目标.

参考文献

- [1] ARON Y, GRONAU Y. Polarization in the LWIR[C]. SPIE, 2005, **575783**: 653-661.
- [2] YANG Jie, YANG Lei. Small target detection algorithm based on infrared background complex degree description [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, **36**(3): 382-386.
杨杰,杨磊.基于红外背景复杂程度描述的小目标检测方法[J].红外与激光工程,2006,**36**(3):382-386.
- [3] ZHU Bin, FAN Xiang, MA Dong-hui, et al. Non-stable background suppress in wavelet domain of infrared image of sky [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, **37** (Supplement): 634-637.
朱斌,樊祥,马东辉,等.天空红外图像非平稳背景的小波域抑制[J].红外与激光工程,2008,**37**(增刊):634-637.
- [4] QIN Han-Lin, LI Jia, ZHOU Hui-Xin. Infrared dim and small target background suppression using shearlet transform[J]. *J Infrared Millim Waves*, 2011, **30**(2): 162-166.
秦翰林,李佳,周慧鑫.采用剪切波变换的红外弱小目标背景抑制[J].红外与毫米波学报,2011,**30**(2):162-166.
- [5] LI Zheng-zhou, PENG Su-jing, JIN Gang. Track initiation for dim small moving target tracking based on hypothesis testing [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(3): 613-617.
李正周,彭素静,金钢.基于假设检验的小弱运动目标航迹起始[J].光子学报,2008,**37**(3):613-617.
- [6] WU Yi-quan, LUO Zi-juan. Small infrared target detection based on least squares support vector machine temporal background prediction [J]. *Acta Armamentar II*, 2010, **31** (6): 678-684.
吴一全,罗子娟.基于最小二乘支持向量机时域背景预测的红外弱小目标检测[J].兵工学报,2010,**31**(6):678-684.
- [7] CAI Yang, LIN Zai-ping, ZHOU Yi-yu. Morphology filter for infrared dim and small target background suppression [J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2012, **27**(6): 38-42.
蔡阳,林再平,周一宇.基于形态学滤波的红外弱小目标背景抑制[J].电子信息对抗技术,2012,**27**(6):38-42.
- [8] ZHAO Fei, ZHANG Zhi-yong, XIAO Shan-zhu, et al. Two-prediction-architecture fused complex IR images background suppression algorithm[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2012, **34**(3): 113-118.
赵菲,张志勇,肖山竹,等.双预测结构融合的复杂红外图像背景抑制方法[J].国防科技大学学报,2012,**34**(3):113-118.
- [9] HU Tun, ZHAO Jia-jia, CAO Yua, et al. Infrared small target detection based on saliency and principle component analysis [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, **29**(4): 303-306.
胡瞰,赵佳佳,曹原,等.基于显著性及主成分分析的红外弱小目标检测[J].红外与毫米波学报,2010,**29**(4):303-306.
- [10] TIAN Y, TAN T N. Do singular values contain adequate information for face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(3): 649-655.
- [11] QIN Han-lin, ZHOU Hui-xin, LIU Shang-qian. Dim and small target background suppression method based on singular value decompose [J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2009, **30**(3): 473-476.
秦翰林,周慧鑫,刘上乾,等.基于奇异值分解的红外弱小目标背景抑制[J].半导体光电,2009,**30**(3):473-476.
- [12] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [C]. *IEEE Trans on PAMI*, 2009, 210 - 227.
- [13] ZHOU Zi-han, LI Xiao-dong, John Wright. Stable principal component pursuit [OB/OL]. Arxiv preprint arXiv: 0912.3599, 2009, [2014-03-10]. <http://www.arxiv.org/abs/0912.3599.html>.
- [14] LIN Zhou-chen, CHEN M, MA Yi, et al. The augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [C]. UIUC. Technical. Report. UILU-ENG-09-2215, 2011.