

## 基于梯度方向一致性和特征分解的红外小目标检测算法

范明明<sup>1</sup>, 田少卿<sup>2</sup>, 刘 凯<sup>2</sup>, 赵嘉鑫<sup>3</sup>, 李云松<sup>1</sup>

- (1. 西安电子科技大学 通信工程学院, 陕西 西安 710071;
2. 西安电子科技大学 计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710071;
3. 长春长光睿视光电技术有限责任公司, 吉林 长春 130102)

**摘要:** 在复杂的海天背景下, 现有红外小目标检测算法存在虚警率高的问题, 文中深入分析目标和背景的特征差异, 首先, 提出了一种基于灰度差和梯度方向一致性的方法, 增强了小目标并抑制了部分背景杂波, 其次, 结合特征分解法进一步抑制了锐利边缘背景, 最后, 采用自适应阈值分离出小目标。实验结果表明, 与五种现有算法相比, 所提出的检测算法能够在不同复杂场景都有效降低虚警率, 大大提升信杂比(SCR)和背景抑制因子(BSF), 并且具有良好的鲁棒性。

**关键词:** 红外小目标检测; 灰度差; 梯度方向一致性; 特征分解

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA202049.0126001

## Infrared small target detection algorithm based on gradient direction consistency and eigendecomposition

Fan Mingming<sup>1</sup>, Tian Shaoqing<sup>2</sup>, Liu Kai<sup>2</sup>, Zhao Jiaxin<sup>3</sup>, Li Yunsong<sup>1</sup>

- (1. School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;
2. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China;
3. Changchun Changguang Insight Vision Optoelectronic Technology Co., Ltd, Changchun 130102, China)

**Abstract:** Under the complicated sea and sky background, the existing infrared small target detection algorithms have the problem of high false alarm rate. In this paper, the feature differences between the target and the background were deeply analyzed. Firstly, a method based on gray difference and gradient direction consistency was proposed. The small target was enhanced and some background clutter was suppressed. Secondly, the sharp edge background was further suppressed by combining the eigendecomposition method. Finally, the adaptive threshold was used to separate the small target. The experimental results show that compared with the five existing algorithms, the proposed detection algorithm can effectively reduce the false alarm rate in different complex scenes, greatly improve the signal-to-clutter ratio (SCR) and the background inhibitory factor (BSF), and have good robustness.

**Key words:** infrared small target detection; gray difference; gradient direction consistency; eigendecomposition

收稿日期: 2019-10-11; 修订日期: 2019-11-21

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61571345)

作者简介: 范明明(1996-), 女, 硕士生, 主要从事红外小目标检测方面的研究。Email: mmfanxidian@163.com

导师简介: 李云松(1973-), 男, 教授, 博士, 主要从事图像/视频处理、芯片设计方面的研究。Email: ysl@mail.xidian.edu.cn

## 0 引言

红外弱小目标检测技术是军事侦察领域的研究热点之一,该技术以红外目标监测系统为载体,利用背景和目标之间的红外辐射差异来进行目标检测<sup>[1]</sup>。与雷达探测系统相比,红外目标检测系统隐蔽性强,易于便携并且可以实现对雷达盲区的探测<sup>[2]</sup>,但由于目标距离探测设备较远,成像会受到大气扰动、光学散射和衍射等影响,小目标通常只有几到十几个像素,且具有强度小、信噪比低以及缺乏形状和纹理信息的特点,极易淹没在背景中。此外,实际应用中会遇到复杂的自然场景、云边缘以及浪花具有类似小目标的特性,会在检测时造成一定的虚警<sup>[3]</sup>。因此,在复杂海天背景的条件下,实现红外弱小目标检测的准确性和鲁棒性成为亟待解决的研究难题。

目前,红外弱小目标检测算法可以分为检测前跟踪算法<sup>[4]</sup>(Track before Detect, TBD)和跟踪前检测算法(Detect before Track, DBT)。其中,DBT 算法基于单帧图像进行检测,因具有实时性好、复杂度低及易于硬件实现等优点,因此被广泛应用于实际工程中<sup>[2]</sup>,经过几十年的发展,研究者们已经提出了很多方法。

基于滤波<sup>[5]</sup>的方法实际上是通过不同滤波模板对背景进行预测,再利用预测的背景与原图做差分,最后对差分的结果做阈值分割后检测出小目标,然而此类方法在难以获取先验信息的条件下无法获得合适的模板参数和结构元素,导致针对不同的背景环境的检测效果差异较大,这使得算法的鲁棒性较差。受人类视觉系统(HVS)的启发,Chen 等<sup>[6]</sup>首次提出了基于局部对比度的方法(LCM),该方法基于小目标与背景的差异性来构造显著图,再通过阈值操作将目标与背景分开,之后涌现出大量基于 HVS 的方法<sup>[7-11]</sup>。Han 等<sup>[7]</sup>提出了一种改进的 LCM 方法(ILCM),显著提高了小目标检测的速度;Deng 等<sup>[8]</sup>提出了基于加权局部差分测量(WLDM)的方法,通过在一定范围内找到特定尺度的局部差异最大值来提高目标强度;基于多尺度图像块对比度测量(MPCM)<sup>[9]</sup>和基于多尺度局部均匀性测量(MLHM)<sup>[10]</sup>等方法则是通过加强目标与其周围背景之间的对比度来实现小目标的检测。然而,基于 HVS 的方法在非目标的显著区域以及复杂背景边缘处容易引起大量虚警。

近年来,根据红外图像的辐射特性描述目标的特征信息的技术研究进展显著,王江安等<sup>[12]</sup>总结了小目标的四个特征,并基于特征数据融合的方法将提取出的特征融合在一起。参考文献[13-15]基于小目标具有各向同性的特性,采用了基于方向梯度的方法,较好地抑制了边缘杂波。Liu 等<sup>[16]</sup>从更高维度的角度分析红外图像的特征,将原始红外图像转换为红外梯度矢量场(IGVF),IGVF 的每个像素都包含了热强度的动态变化趋势,增加了区分目标与背景的特征信息,然后提出多尺度通量密度(MFD)的概念,有效地增强了小目标,抑制了高亮度噪声,最后采用梯度方向分集(GDD)进一步抑制强边缘背景。

文中进一步分析红外小目标的特性,首先,由红外目标的辐射特性可知,小目标在邻近区域的能量相对较强,其灰度值要高于局部邻近背景区域的灰度值,文中基于此区分小目标与均匀背景杂波。其次,小目标具有各向同性,且表现为从中心向四周亮度逐渐变暗的点扩散函数特性,故小目标周围的梯度幅值大且方向大致指向目标中心,而背景杂波的梯度方向较为杂乱,不同方向的梯度幅值差异较大,文中基于此加强背景杂波抑制。最后,文中结合特征分解法,进一步去除云边缘及海面波浪等强边缘背景。

## 1 文中算法介绍

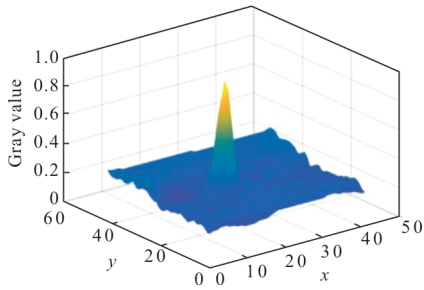
### 1.1 红外图像中的小目标及背景杂波特征分析

红外系统检测的小目标主要为飞机和巡航导弹等,这类目标存在高温尾焰、蒙皮等热辐射源,由于红外图像基于目标与背景的红外辐射差异成像,而红外辐射对温度极为敏感,故小目标比局部相邻像素的灰度值高<sup>[2]</sup>,图 1(a)为红外图像,右上角为方框中的目标区域的放大图,图 1(b)为目标区域的三维强度图。



(a) 红外图像

(a) Infrared image



(b) 目标区域的三维强度图

(b) 3D intensity diagram of target region

图 1 红外图像和目标区域的三维强度图

Fig.1 Infrared image and 3D intensity diagram of target region

由于小目标距离探测系统较远，红外成像会受到大气吸收、散射和光学系统等诸多因素的干扰。在理想情况下，一个点目标的成像是一个光斑，但点目标经过光学系统成像后，能量被分散，呈现出一个衍射光斑，灰度值从目标中心到四周逐渐减小。考虑到

图像梯度是描述图像像素之间差异的一种方法，故用梯度特征来区分小目标和背景，数字图像的梯度如公式(1)所示：

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} g_x(x, y) \\ g_y(x, y) \end{bmatrix}$$

$$g_x(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y)$$

$$g_y(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y-1) \quad (1)$$

$$\gamma(x, y) = \sqrt{g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2}$$

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)}\right)$$

式中： $g(x, y)$ 为图像中像素点 $(x, y)$ 处的梯度，梯度是一个二维列向量； $g_x(x, y)$ 和 $g_y(x, y)$ 分别代表该点水平方向和垂直方向的梯度； $\gamma(x, y)$ 和 $\alpha(x, y)$ 分别代表梯度的幅值和方向。

图 2 第 I 行列举了 5 张不同场景下的红外图像，

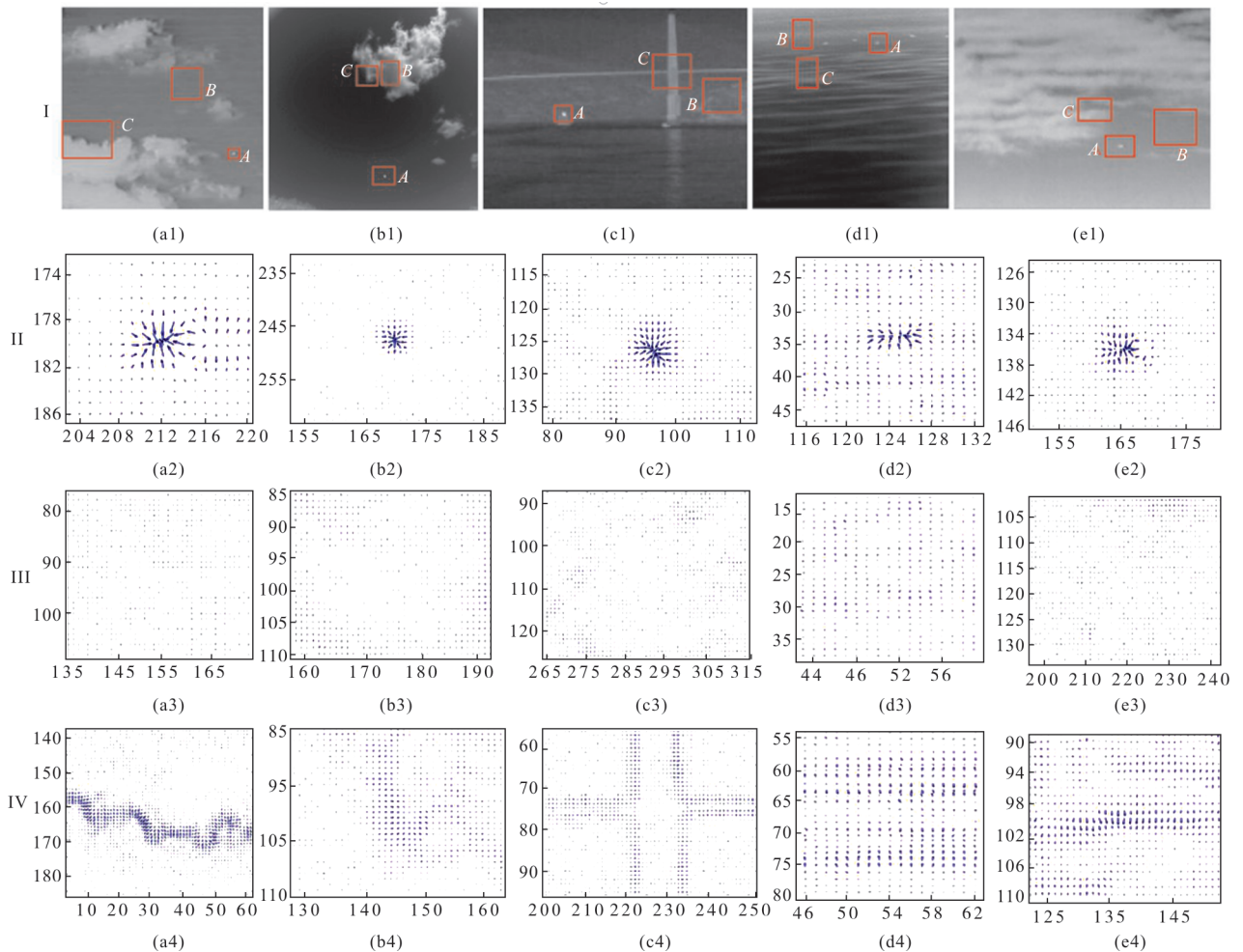


图 2 红外图像中不同区域的梯度矢量图

Fig.2 Gradient vector image of different regions in infrared image

第 II、III 和 IV 行分别为第 I 行中对应图像的 A、B 和 C 区域的梯度矢量图，梯度矢量图中的每个点都由一个矢量箭头描述，箭头的方向指示梯度矢量的方向，箭头的长度反映梯度的幅值。

A 区域是小目标所在区域，从第 II 行可以看出，小目标局部相邻像素的梯度幅值较大，且越靠近目标中心梯度幅值越大，并且梯度方向大致指向目标中心；B 区域是较为平缓的背景区域，从第 III 行可以看出，梯度幅值大多较小，梯度方向较为杂乱，并且在某一点周围的不同方向上的梯度幅值差异较大；C 区域中包含云边缘、海波和桥梁等锐利边缘，从第 IV 行可以看出，梯度方向具有高度一致性。

### 1.2 算法的具体实现

#### 1.2.1 局部灰度差

首先，利用飞机等红外小目标的灰度值高于局部相邻像素的灰度值的特性，区分小目标与均匀背景杂波，并增强小目标。选取图像中的一点  $D$ ，以  $D$  为中心选取大小为  $(2S+1)(2S+1)$  的邻域图像块  $E$ ，利用公式(2)可以算出除点  $D$  外图像块  $E$  中所有像素的均值  $\bar{f}$ ：

$$\bar{f} = \frac{1}{(2S+1)(2S+1)-1} \left( \sum_{j=1}^{2(S+1)} \sum_{k=1}^{2(S+1)} f_{jk} - f_d \right) \quad (2)$$

式中： $f_d$  为中心像素  $D$  的灰度值； $f_{jk}$  为图像块  $E$  中像素的灰度值，图像块应包含小目标周围灰度值逐渐变小的整个区域，通常情况下， $S \in [6, 9]$ 。

如果坐标为  $(x, y)$  的中心像素  $D$  的灰度值  $f_d$  比邻域均值  $\bar{f}$  高，则用公式(3)对中心像素  $D$  进行增强，否则，用公式(3)将暗斑进行剔除，得到像素  $D$  的灰度值  $F(x, y)$ ：

$$F(x, y) = \begin{cases} (f_d - \bar{f})^3 & f_d > \bar{f} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

#### 1.2.2 梯度方向一致性

参考文献[15]以图像块中心为极点建立一个极坐标系，并将图像块粗略地划分为 4 块，但是由于精度不够，并不能很好地描述目标局部相邻像素的梯度大致指向中心的特征，于是考虑增加每个图像块的区域数量，经过实验验证(参见 2.1 节)，文中将图像块平均分为 6 个区域，如图 3 所示，每个区域可以表示为公式(4)：

$$\Phi_i = \left\{ (\tau, \beta_i) \mid \frac{\pi}{3}(i-1) - \frac{\pi}{6} < \beta_i \leq \frac{\pi}{3}i - \frac{\pi}{6} \right\} \quad (4)$$

式中： $\Phi_i$  为第  $i$  个区域( $i=1,2,3,4,5,6$ )； $(\tau, \beta_i)$  为  $\Phi_i$  中的一点，由于小目标局部相邻像素的梯度方向并不是严格地指向目标中心，所以只将朝向目标中心的梯度方向归到六个梯度集合中，如公式(5)所示：

$$\Theta_{\Phi_i} = \left\{ g_{\Phi_i}(\gamma, \alpha, \tau, \beta_i) \mid \frac{\pi}{3}(i-1) - \frac{5}{6}\pi < \alpha \leq \frac{\pi}{3}i + \frac{5}{6}\pi, (\tau, \beta_i) \in \Phi_i \right\} \quad (5)$$

式中： $\Theta_{\Phi_i}$  为满足区域  $\Phi_i$  约束条件的梯度集合； $g_{\Phi_i}(\gamma, \alpha, \tau, \beta_i)$  为集合  $\Theta_{\Phi_i}$  中的梯度元素； $\gamma$  和  $\alpha$  分别代表梯度的幅值和方向。如图 3 所示，梯度  $g$  的幅值为  $\gamma$ ，方向为  $\alpha$ ， $g \in \Phi_i$ 。

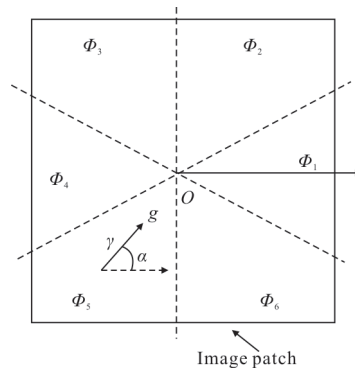


图 3 图像块的梯度区域划分图

Fig.3 Gradient region partition map of the image patch

然后分别计算每一个梯度集合中所有梯度的平均幅值  $\bar{g}_i$ ，如公式(6)所示：

$$\bar{g}_i = \frac{1}{N_i^m} \sum_{m=1}^{N_i^m} \left| |g_{\Phi_i}^m| \right|^2 \quad (6)$$

式中： $N_i^m$  为第  $i$  个梯度集合中梯度的个数，由此可以算出梯度平均幅值  $\bar{g}_i$  ( $i=1,2,3,4,5,6$ ) 的最大值  $G_{\max}$  和最小值  $G_{\min}$ ，如公式(7)所示：

$$G_{\max} = \max_{1 \leq i \leq 6} \bar{g}_i$$

$$G_{\min} = \min_{1 \leq i \leq 6} \bar{g}_i \quad (7)$$

由于小目标具有各向同性，而背景杂波的梯度不具有这种特性，定性分析可知，由于小目标周围梯度的方向是均匀分布的，故每个梯度集合的梯度数



量和梯度幅值大致相同,那么  $G_{\max}$  和  $G_{\min}$  的数值相差较小,而背景杂波则可能某几个梯度集合的梯度平均幅值较大,其余的梯度集合的梯度平均幅值较小,导致  $G_{\max}$  和  $G_{\min}$  的数值相差较大。因此,文中通过  $G_{\max}$  和  $G_{\min}$  的比值区分小目标和背景,抑制一部分背景杂波,如公式(8)所示:

$$G(x, y) = \begin{cases} \sum_{i=1}^6 \frac{G_{\max}}{G_{\min}} > K \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $G(x, y)$ 为将中心像素为 $(x, y)$ 的图像块中所有梯度累加后的梯度值,为比率参数,通常  $K \in [0.2, 0.3]$ 。由于图像块数量的选取是粗略的,对于符合上述梯度区域划分的区域,背景抑制效果较好,否则,会残留部分背景杂波,故采用特征分解法进一步减少虚警。

### 1.2.3 特征分解法

从 1.1 节的特征分析可知,云边缘和海浪等锐利边缘区域的梯度方向具有大体一致的朝向和趋势,这可以通过主成分分析法(PCA)确定,在实际求解时,通常从原始数据的协方差矩阵入手,通过特征分解得到协方差矩阵的特征值和特征向量,图像中 $(x, y)$ 处的梯度是一个二维列向量,也就是具有二维特征,因此可以求得两个特征值  $\lambda_1, \lambda_2$  及与之对应的特征向量  $e_1, e_2$ 。通过定性分析可知,若  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \geq 0$ ,则  $e_1$  的方向为主成分方向,这种情况对应于梯度方向高度一致的锐利边缘区域;若  $\lambda_1 \approx \lambda_2$ ,两个方向都无明显优势,则对应于具有各向同性的小目标。由此,可以根据算得的特征值来区分小目标和锐利边缘区域。

首先,计算协方差矩阵,如公式(9)所示:

$$COV(x, y, r) = \begin{bmatrix} c_{xx}(x, y, r) & c_{xy}(x, y, r) \\ c_{yx}(x, y, r) & c_{yy}(x, y, r) \end{bmatrix}$$

$$c_{xx}(x, y, r) = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{\substack{|x_0-x| \leq r \\ |y_0-y| \leq r}} (g_x(x_0, y_0) - \bar{g}_x)^2$$

$$c_{xy}(x, y, r) = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{\substack{|x_0-x| \leq r \\ |y_0-y| \leq r}} (g_x(x_0, y_0) - \bar{g}_x) \cdot (g_y(x_0, y_0) - \bar{g}_y)$$

$$c_{yx}(x, y, r) = c_{xy}(x, y, r)$$

$$c_{yy}(x, y, r) = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{\substack{|x_0-x| \leq r \\ |y_0-y| \leq r}} (g_y(x_0, y_0) - \bar{g}_y)^2 \quad (9)$$

式中:协方差矩阵计算区域的尺度  $r=3$ ;  $\bar{g}_x$  和  $\bar{g}_y$  分别是计算区域内所有水平梯度和垂直梯度的平均值。接下来对协方差矩阵进行特征分解,得到两个特征值  $\lambda_1, \lambda_2$ ,定义相关系数  $P(x, y)$ ,如公式(10)所示。

$$P(x, y) = \left\{ \exp \left[ - \left( \frac{\lambda_1 - \lambda_2 + \varepsilon}{\lambda_1 + \lambda_2 + \varepsilon} \right)^2 \right] \right\}^3 \quad (10)$$

式中: $\varepsilon$ 取一个很小的正数。若为锐利边缘区域( $\lambda_1 \gg \lambda_2 \geq 0$ ), $P(x, y)$ 的取值较小,若为小目标( $\lambda_1 \approx \lambda_2$ ), $P(x, y)$ 的取值较大。

### 1.3 红外小目标检测算法

由 1.2 节,笔者得到了灰度差  $F(x, y)$ 、梯度值  $G(x, y)$  和相关系数  $P(x, y)$ ,遍历整张图像,可以得到整张图像的灰度差矩阵  $F_{\text{map}}$ 、梯度值矩阵  $G_{\text{map}}$  和相关系数矩阵  $P_{\text{map}}$ 。首先,灰度差矩阵  $F_{\text{map}}$  和梯度值矩阵  $G_{\text{map}}$  进行点乘操作得到  $FG_{\text{map}}$ ,此时会有大量云边缘残留,然后,遍历相关系数矩阵  $P_{\text{map}}$ ,记录  $P_{\text{map}}$  中小于设定阈值  $t_p$  的元素坐标( $t_p \in [0.8, 0.9]$ ),将  $FG_{\text{map}}$  中这些坐标的像素值置零,得到图像  $O$ 。

$$T = m + t \times \sigma \quad (11)$$

利用公式(11)求出自适应阈值  $T$ ,其中, $m$  和  $\sigma$  分别是图像  $O$  的均值和标准差, $t$  是一个超参数,通常  $t \in [8, 10]$ 。经过阈值分割得到最终的输出图像。

## 2 实验结果

### 2.1 参数的选择

此节讨论 1.2 节中图像块区域数量  $M$  的选择问题,测试数据集为一个复杂云背景下的红外图像序列,共 350 帧,图像分辨率为  $320 \times 256$ ,选择用召回率(Recall)和虚警率(False Alarm Rate, FAR)定量评估  $M$  取不同值时算法的性能,召回率和虚警率的定义分别如下:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$\text{FAR} = \frac{FP}{TP + FP} \quad (13)$$

式中: $TP$ 、 $FP$ 、 $TN$  和  $FN$  分别表示真正例、假正例、真负例和假负例。

参考文献[15]只将每个图像块粗略地划分为 4 个区域,为了更好地描述目标局部相邻像素的梯度方向大致指向目标中心的特征,选择合适的图像块区域数量  $M$  是十分必要的。此节分别对  $M$  为 4、6 和 8 的情况进行测试,从表 1 可以看到,当  $M=4$  时,召回率虽然最高,但是虚警率高达  $9.46 \times 10^{-4}$ ,当  $M=8$  时,召回率只有 19%,当  $M=6$  时,既保证了较高的召回率,又大大降低了虚警率,故设置  $M=6$ 。

**表 1 图像块区域数量对虚警率和召回率的影响**  
**Tab.1 Effect of area number  $M$  of image patch on false alarm rate and recall rate**

$M$	FAR( $\times 10^{-4}$ )	Recall
4	9.46	0.86
6	1.96	0.83
8	6.79	0.19

**2.2 单帧图像对比实验**

为验证文中算法的有效性,首先选取 9 帧不同背景的弱小目标红外图像作为测试对象,并与

MPCM<sup>[9]</sup>、MLHM<sup>[10]</sup>、AAGD<sup>[11]</sup>、LIG<sup>[15]</sup>和 IMG<sup>[16]</sup>这 5 种现有算法进行对比实验。图 4~7 为测试图像的实验对比图,为了直观地对比各算法的性能,约定用红色矩形标注真实目标,黄色矩形标注肉眼可见的虚假目标(像素值不为零但数值极小的虚警不予标注)。

从图 4~6 可以看出,MLHM 和 AAGD 算法在背景抑制方面不如其他方法,在条纹状云边缘、破碎的云以及海面波浪区域产生了大量的虚警,MPCM 和 LIG 算法的目标增强和背景抑制的性能在一定程度上强于 MLHM 及 AAGD,但 MPCM 同时增强了类似于目标的云状结构,LIG 在条状云边缘区域也产生了较亮的虚警,从图 4 可以看出,MPCM 和 AAGD 算法对小孔状的暗区域较为敏感,故在亮云中的暗孔区域会产生高亮度的虚警。从所有对比图可以看出,文中算法能够精准地检测到小目标位置,且几乎没有肉眼可见的虚警,而 IMG 算法也表现出良好的检测性能,仅在图 4、7 中产生了较少的虚警,从主观视觉角度上,两种算法的性能不相上下。

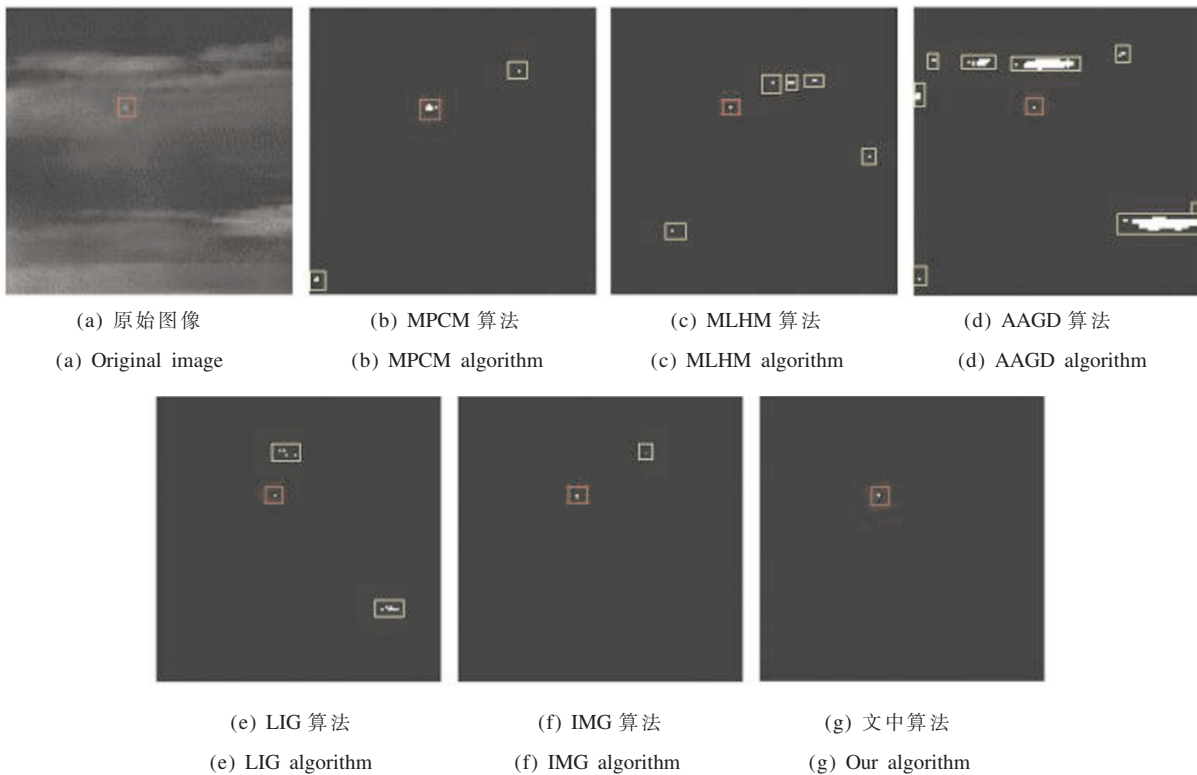


图 4 实验对比图 1

Fig.4 Experimental contrast diagram 1

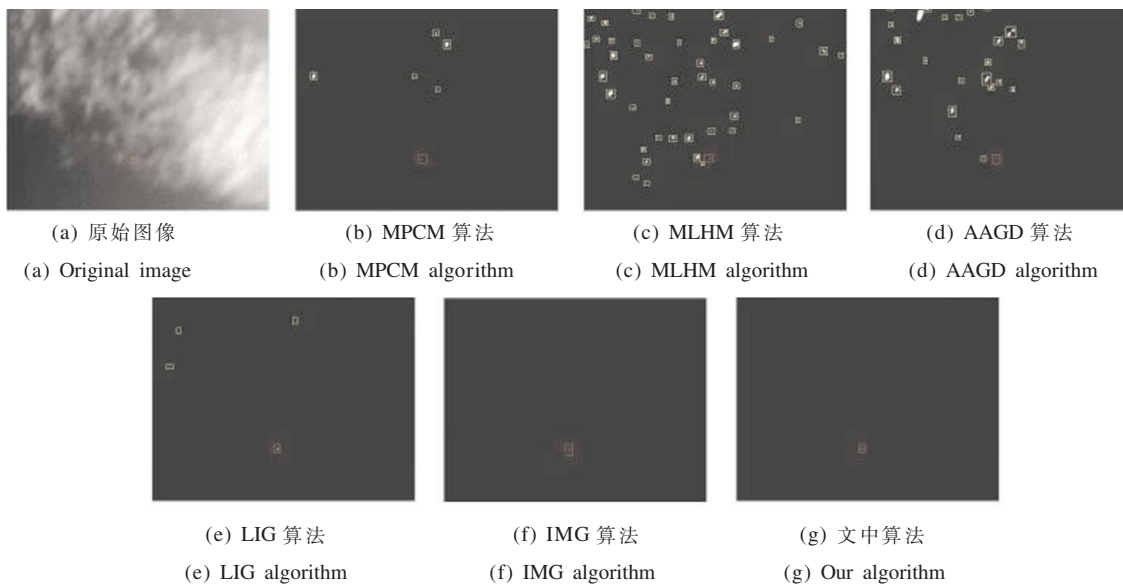


图 5 实验对比图 2

Fig.5 Experimental contrast diagram 2

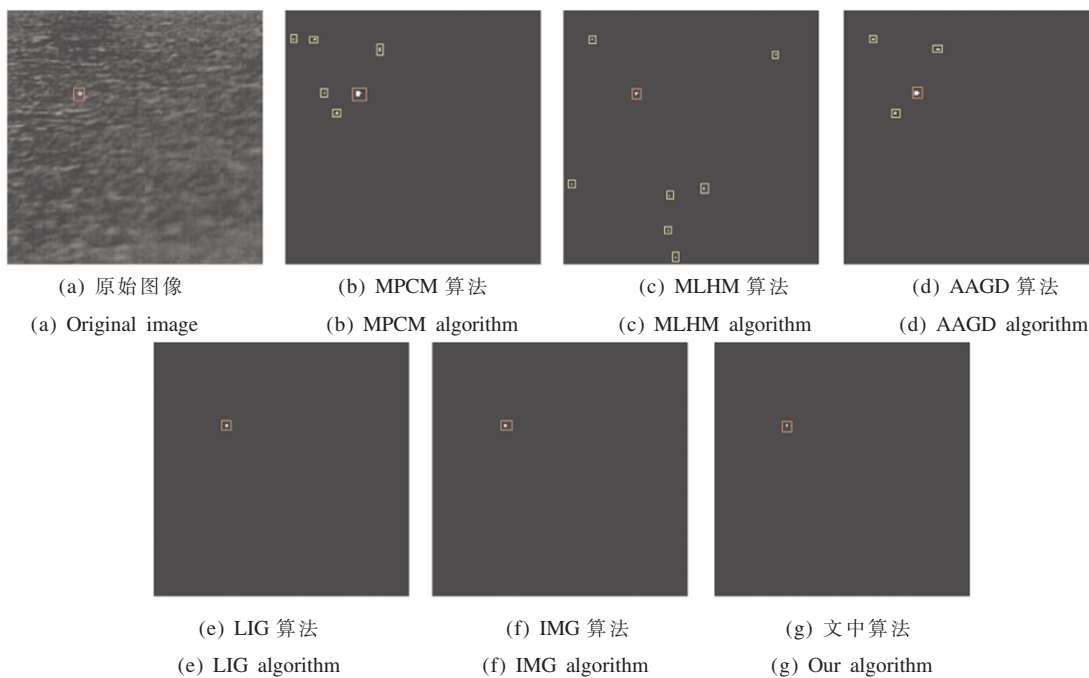
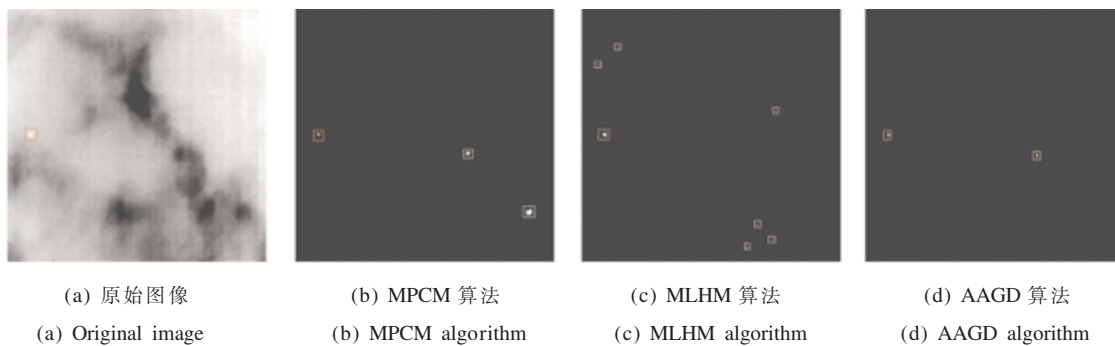


图 6 实验对比图 3

Fig.6 Experimental contrast diagram 3



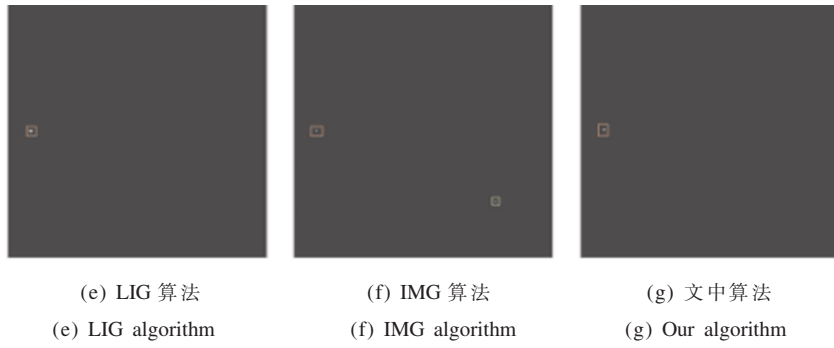


图 7 实验对比图 4

Fig.7 Experimental contrast diagram 4

为了客观评价算法的性能，分别记录 6 种算法在召回率为 1 的条件下的虚警率。从表 2 可以看出，不同图像采用 MPCM、MLHM 和 AAGD 算法检测的虚警

表 2 不同算法在测试集上的虚警率( $\times 10^{-5}$ )

Tab.2 False alarm rate of different algorithms on test set ( $\times 10^{-5}$ )

No.	MPCM	MLHM	AAGD	LIG	IMG	Ours
1	30.52	48.83	1446.62	73.25	6.10	0
2	51.93	389.45	372.93	5.90	4.54	3.54
3	35.53	20.30	22.84	0	0	0
4	52.09	13.89	6.95	1.74	1.73	0
5	138.67	15.63	25.39	0	0	0
6	174.93	116.99	135.57	61.23	5.56	6.56
7	28.80	24.00	25.60	11.20	3.90	3.20
8	41.13	18.40	47.62	0	0	0
9	28.50	12.95	0	0	0	0
Average	64.68	73.38	231.50	17.03	2.43	1.48

率都较高，说明这 3 种算法抑制背景的能力较差；而 LIG 算法的虚警率会因原始测试图像的不同而产生较大差异，说明该算法的鲁棒性较差；采用 IMG 算法检测后有 4 张图像的虚警率为 0，且有 1 张图像的虚警率最低，可看出 IMG 算法为最佳的对比算法；采用文中算法检测后达到无虚警的图像有 6 张，且平均虚警率最低，可以看出文中算法的性能优于 IMG 算法。

采用信杂比(SCR)和背景抑制因子(BSF)两个指标进一步验证算法的有效性。SCR 和 BSF 的定义如下：

$$SCR = \frac{f_T - f_b}{\sigma_b} \quad (14)$$

$$BSF = \frac{\sigma_{in}}{\sigma_{out}} \quad (15)$$

式中： $f_T$  为目标的最大像素值； $f_b$  为背景区域的平均值； $\sigma_b$  为背景的标准差； $\sigma_{in}$  为原始图像的背景标准差； $\sigma_{out}$  为滤波结果图的背景标准差。表 3 展示了测试图像的 SCR 和 BSF 值，并在 AVE 一栏列出了每个算法的 SCR 和 BSF 的平均值。

表 3 不同算法在测试集上的信杂比和背景抑制因子

Tab.3 SCR and BSF of different algorithms on test set

No.		MPCM	MLHM	AAGD	LIG	IMG	Ours
1	SCR	36.94	42.65	8.24	40.78	108.12	121.79
	BSF	3.27	3.78	0.74	3.61	9.58	10.84
2	SCR	43.38	15.97	16.32	157.39	291.09	245.70
	BSF	11.49	31.47	4.34	41.67	77.07	65.69
3	SCR	41.38	59.84	46.78	110.86	109.33	160.99
	BSF	2.45	3.54	2.76	6.55	6.46	9.57
4	SCR	41.76	64.13	90.70	125.19	179.25	179.34
	BSF	9.40	14.43	20.40	28.16	40.31	40.39



续表 3  
Continue Tab.3

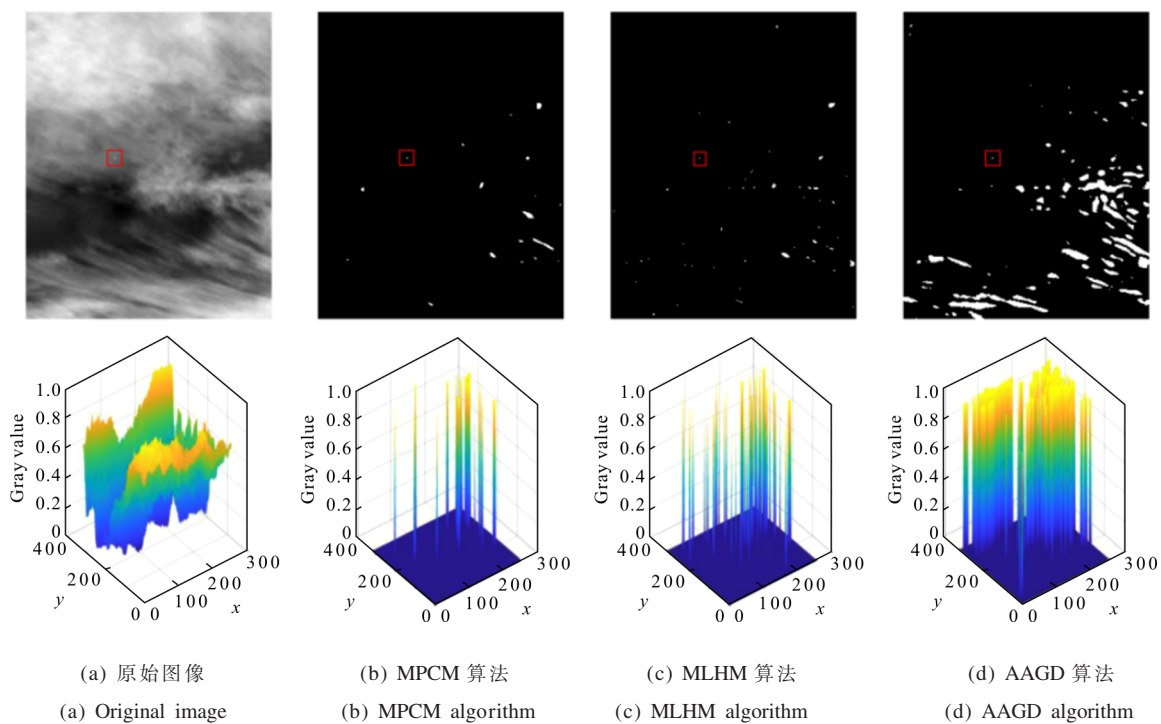
No.		MPCM	MLHM	AAGD	LIG	IMG	Ours
5	SCR	25.12	71.55	60.47	91.57	155.98	170.80
	BSF	1.90	5.41	4.57	6.92	11.79	13.00
6	SCR	23.59	29.08	26.82	63.03	217.27	264.75
	BSF	2.20	2.71	2.50	5.86	20.19	24.87
7	SCR	53.29	62.49	58.92	98.79	156.33	146.25
	BSF	6.01	7.05	6.65	11.15	17.64	18.60
8	SCR	45.81	69.73	44.80	176.40	221.81	234.87
	BSF	6.48	9.86	6.34	24.94	31.36	33.52
9	SCR	36.79	74.25	69.45	148.20	163.71	179.79
	BSF	2.66	5.37	5.02	10.72	11.84	13.10
Average	SCR	38.67	54.41	46.94	112.47	178.10	189.36
	BSF	5.10	9.29	5.92	15.51	25.14	25.51

SCR 值越大表示目标显著度越强,由表 3 可得,IMG 算法的 SCR 平均值为对比算法中最高的,且第 2 和第 7 张图像的 SCR 为最高值,而文中所提算法的 SCR 值有 7 个为最高值,由此可得文中算法能够有效地增强目标;当处理同一幅图像时,BSF 的分子是相同的,而分母取决于背景抑制后图像的残余背景,残余背景越少,分母就越小,BSF 就越大,从表 3 可以看出,文中算法的 BSF 值仅有一项不是最大值,

故其背景抑制效果最好。另外,文中算法的 SCR 和 BSF 平均值均最高,即文中算法具有良好的鲁棒性。

### 2.3 视频图像对比实验

为了验证文中算法可以有效降低虚警率,此节在一个实际视频序列上比较了 6 种检测算法。图 8、9 的图(a)展示了视频序列的示例图像及三维曲面图,图(b)~(g)展示了各算法的检测结果及三维曲面图,表 4 显示了不同检测算法的虚警率和召回率。



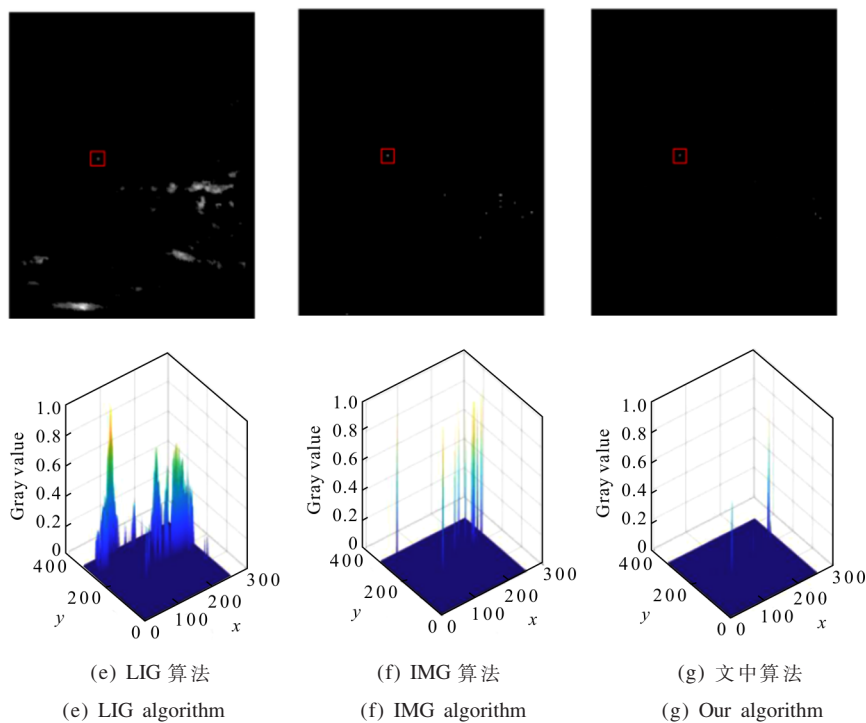
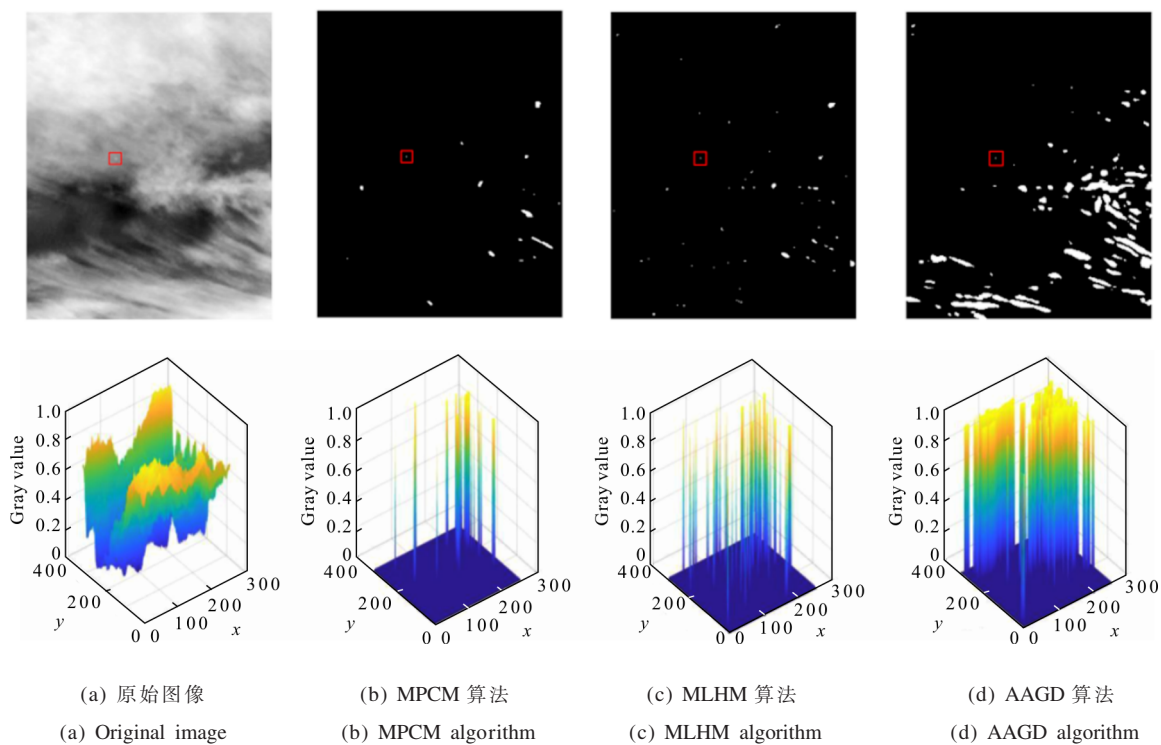


图 8 实验对比图 5

Fig.8 Experimental contrast diagram 5

从图中可以看出,图像中云层呈棉絮状,隐藏在厚云杂波中的小目标十分微弱,由于部分亮云呈现出类似于小目标的特性,故前 4 种对比算法残留的虚警较多,从三维曲面图可以清晰地看出文中算法

的虚警明显少于 IMG 算法,并且虚警强度弱于目标强度;从表 4 可以看到,文中算法的虚警率最低、召回率最高。综上所述,文中提出的算法实现了比现有算法更优异的检测性能。



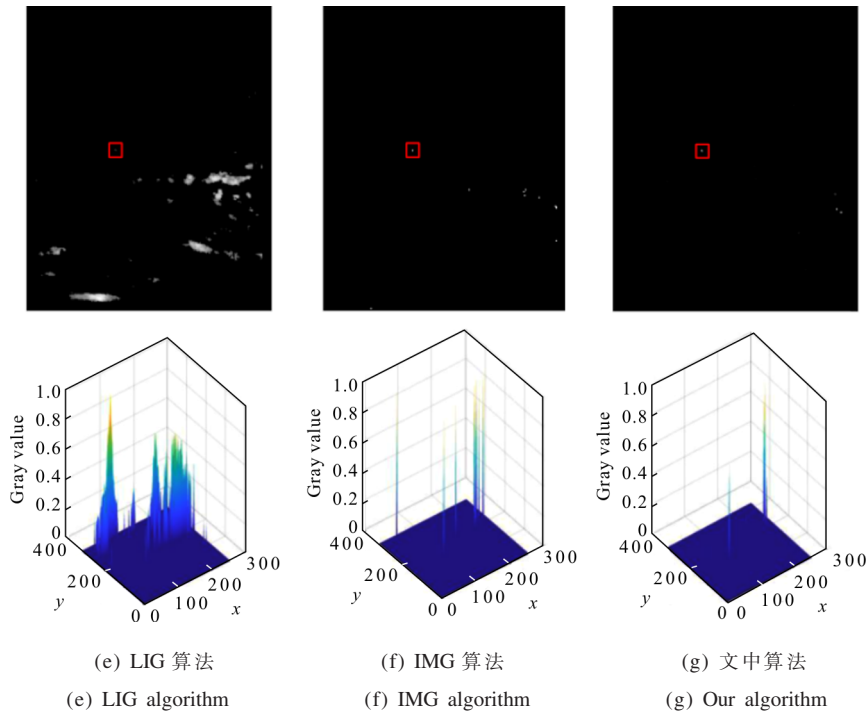


图 9 实验对比图 6

Fig.9 Experimental contrast diagram 6

表 4 不同算法在测试集上的虚警率和召回率

Tab.4 False alarm rate and recall rate of different algorithms on test set

	MPCM	MLHM	AAGD	LIG	IMG	Ours
Far( $\times 10^{-4}$ )	25.34	23.72	433.09	150.33	6.18	2.23
Recall	0.50	0.42	0.38	0.58	0.88	0.90

### 3 结 论

文中利用小目标比局部相邻像素灰度值高以及梯度方向大致指向目标中心的特性，有效地增强了小目标，并且抑制了背景杂波，同时，针对现有算法在复杂场景中虚警率较高的问题，文中算法结合特征分解法进一步抑制了锐利边缘杂波，有效地降低了虚警率。文中算法在不同复杂场景下都展现了最佳的检测性能，证明了算法具有良好的鲁棒性。

#### 参考文献：

[1] Hou Wang, Sun Xiaoliang, Shang Yang. Present state and perspectives of small infrared targets detection technology [J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(1): 1-10. (in Chinese)  
侯旺, 孙晓亮, 尚洋. 红外弱小目标检测技术研究现状与

发展趋势[J]. *红外技术*, 2015, 37(1): 1-10.

[2] Wang Haoxian, Dong Heng, Zhou Zhiqian. Overview on small target detection technology in infrared single frame image [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 56(8): 080001. (in Chinese)  
王好贤, 董衡, 周志权. 红外单帧图像弱小目标检测技术综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 56(8): 080001.

[3] Wang Kang. A detection algorithm for infrared dim target in complicated sea-sky background [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2016, 14(3): 95-100. (in Chinese)  
王康. 一种复杂海天背景下红外弱小目标检测算法[J]. *光学与光电技术*, 2016, 14(3): 95-100.

[4] Zhang Huijuan, Liang Yan, Cheng Yongmei. Advances on track before detect for dim small moving target detection [J]. *Infrared Technology*, 2006(7): 423-430. (in Chinese)  
张惠娟, 梁彦, 程咏梅. 运动弱小目标先跟踪后检测技术的研究进展[J]. *红外技术*, 2006(7): 423-430.

[5] Sun Jigang. Research on algorithm of infrared small target detection and tracking in image sequence [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2014. (in Chinese)  
孙继刚. 序列图像红外弱小目标检测与跟踪算法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2014.

[6] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A local contrast method

- for small infrared target detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2013, 52(1): 574–581.
- [7] Han J, Ma Y, Zhou B, et al. A robust infrared small target detection algorithm based on human visual system [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11 (12): 2168–2172.
- [8] Deng H, Sun X, Liu M, et al. Small infrared target detection based on weighted local difference measure [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54 (7): 4204–4214.
- [9] Wei Y T, You X G, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 58: 216–226.
- [10] Nie J Y, Qu S C, Wei Y T, et al. An infrared small target detection method based on multiscale local homogeneity measure [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 90: 186–194.
- [11] Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. A false-alarm aware methodology to develop robust and efficient multi-scale infrared small target detection algorithm [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 89: 387–397.
- [12] Wang Jiangnan, Zhu Xingjian, Zong Siguang. IR target feature analysis and fusion feature extraction [J]. *Journal of Translucation Technology*, 2005(2): 289–291. (in Chinese)  
王江安, 朱向前, 宗思光. 红外目标特征分析及融合特征提取[J]. 传感技术学报, 2005(2): 289–291.
- [13] Wang Jun, Jiang Zhi, Liu Hongyan. Infrared small dim target detection based on multi-direction gradient [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2016, 27(9): 957–962. (in Chinese)  
王军, 姜志, 柳红岩. 基于多向梯度法的红外弱小目标快速检测方法[J]. 光电子·激光, 2016, 27(9): 957–962.
- [14] Wang Jianyong, Fan Xianhu, Zhao Aigang. An infrared small target detection algorithm based on derivative gradient [J]. *Radio Engineering*, 2018, 48(12): 1077–1080. (in Chinese)  
王建永, 范小虎, 赵爱罡. 基于方向梯度的红外小目标检测算法[J]. 无线电工程, 2018, 48(12): 1077–1080.
- [15] Zhang H, Zhang L, Yuan D, et al. Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 89: 88–96.
- [16] Liu Depeng, Cao Lei, Li Zhengzhou, et al. Infrared small target detection based on flux density and direction diversity in gradient vector field[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(7): 2528–2554.