

文章编号: 1672-8785(2021)11-0025-08

基于差分形态滤波和 Kmeans++ 聚类的 多地雷目标红外图像处理

程 曦 季茂荣 王宏伟

(陆军工程大学野战工程学院, 江苏 南京 210007)

摘 要: 针对复杂背景条件下较难完成掩埋式地雷目标红外图像分割的问题, 利用地雷外形特征和雷场多个地雷目标相似的特点, 提出了一种基于形态学和聚类算法的感兴趣区域(Region of Interest, ROI)选取方法。对原始图像消除噪声并通过差分形态滤波抑制背景后, 缩小了目标所在区域的范围; 再利用多目标在一定区域内的相似特征对可疑区域进行聚类过滤, 进一步缩小目标所在范围并将其作为图像 ROI 分别进行阈值分割; 最后根据目标的相关特征完成识别。对实测图像的处理结果表明, 该方法对掩埋式多地雷目标具有较好的分割效果和较高的定位精度, 同时算法的计算速度较快, 能满足实际探雷需求。

关键词: 红外图像分割; 差分形态滤波; ROI 选取; 地雷检测

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2021.11.004

Infrared Image Processing of Mine Targets Based on Differential Morphological Filtering and Kmeans++ Clustering

CHENG Xi, JI Mao-rong, WANG Hong-wei

(Field Engineering College, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of infrared image segmentation of buried landmine targets under complex background conditions, a region of interest (ROI) selection method based on morphology and clustering algorithm is proposed using the similarity of landmine shape characteristics and multiple landmine targets in the minefield. After eliminating the noise of the original image and suppressing the background by differential morphological filtering, the area where the target is located is reduced. Then the similar features of multiple targets in a certain area are used to cluster the suspicious areas, further reducing the target areas. The threshold segmentation is carried out respectively. Finally, the recognition is completed according to the relevant features of the target. The processing results of measured images show that this method has good segmentation effect and high positioning accuracy for buried multi-mine targets. In addition, the calculation speed of the algorithm is fast, which can meet the actual demand of mine detection.

Key words: infrared image segmentation; differential morphological filtering; ROI selection; landmine detection

收稿日期: 2021-08-04

作者简介: 程曦(1998-), 男, 安徽安庆人, 硕士研究生, 主要研究方向为目标探测与识别。

E-mail: 1248628388@qq.com

0 引言

红外热成像技术在军事目标检测和识别方面得到了越来越广泛的应用,其基本原理是根据目标与背景的温度差异来进行目标检测。利用红外成像技术探测掩埋或撒布的金属和非金属地雷,能有效解决传统电磁探测方法技术单一、效果受目标影响大和虚警率高等问题。而且基于红外成像的探雷系统可搭载在车辆与无人机上,具有成像视场角大、探测效率高等特点^[1],在地雷场快速探测和新型探雷装备研制方面都具有巨大的应用前景。

目前,红外成像探测和图像处理较易实现对地面撒布式地雷的探测。但是对于掩埋式地雷而言,受分辨率、背景干扰、成像距离等因素的影响,红外图像背景复杂、轮廓不规则且对比度较差,从中提取目标较为困难^[2-3]。常用的图像分割方法有阈值分割、分水岭变换、梯度分割、基于区域的分割以及基于神经网络与深度学习的方法等^[4]。但由于地雷目标在红外图像中的占比较低,对整幅图像的灰度贡献较低,常用的阈值分割和分水岭变换方法无法很好地对其进行分割,而且主要研究集中在对单个地雷目标的分辨上,没有充分利用地雷目标轮廓特征、雷场中多个地雷相似性等信息。因此,图像处理存在地雷轮廓梯度变化不明显、锐化处理后与目标轮廓相似度低等问题。而已有机器学习算法的训练样本需求量大,时间和成本消耗大,难以满足实际应用需求。

针对上述问题,本文利用单个地雷在红外探测图像中具有明显局部高亮的特性,结合地雷目标的外形特征,并根据实际应用中雷场通常由多个地雷组成的特点,提出一种基于形态学和改进 K 均值(Kmeans++)聚类算法的 ROI 选取方法,以实现掩埋式地雷目标红外探测图像的有效分割和快速准确定位^[5-7]。

1 问题分析

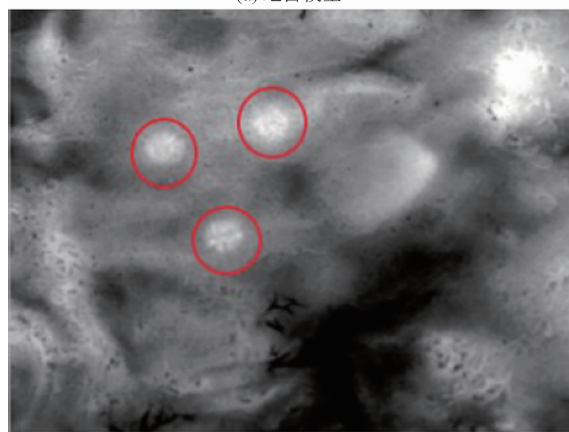
采用图像分割技术可将红外图像中的目标与背景分离。常用的方法利用了灰度特征、空

间分布特征、梯度特征等^[8]。由于土壤背景所占比例远大于目标,且存在凹凸不平或植被等情况,实际拍摄的地雷目标(掩埋在土壤中)红外雷场图像呈现背景信息复杂、干扰高亮区域多的特点,使得整幅图像的灰度分布无明显特征。如果图像本身分辨率也较低,那么地雷目标的梯度特征有时还不如背景中杂草、凹凸物明显,也就难以实现背景与目标的有效分割。

图 1(a)所示为某型杀伤人员地雷模型。除内部火工器和装药由惰性材料代替外,该模型的其他组件不变。它的红外特征与实雷基本一致。根据作战应用要求,将三个地雷模型埋设在沙土中,并利用红外成像仪拍摄原始图像(见图 1(b))。其中,红色圆圈处为埋设的三枚地雷。



(a)地雷模型



(b)原始红外图像

图 1 杀伤人员地雷及其红外图像

图 2(a)所示为采用灰度直方图得到的图像处理结果。由于地雷目标所占像素比例小且

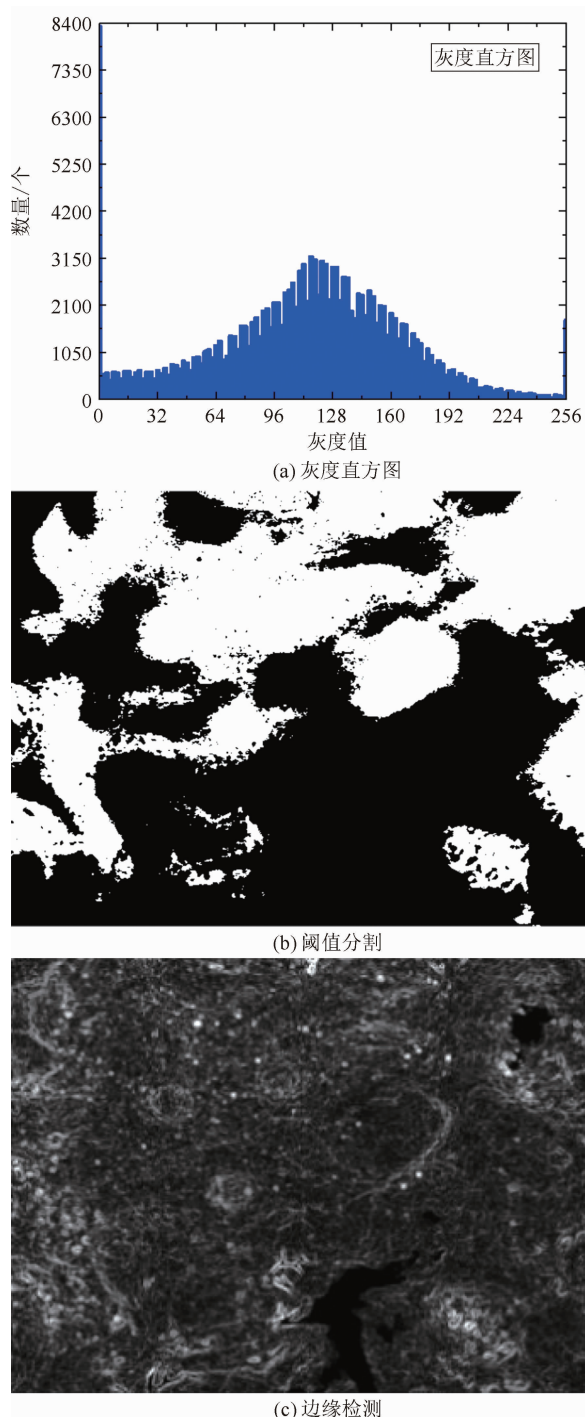


图 2 常见图像分割结果

背景较为复杂(存在埋设干扰物和土壤凹凸不平等影响),灰度直方图中的灰度分布无明显特征,因此无法使用常用的分水岭算法等来完成背景与目标的分割。图 2(b)所示为采用全局阈值分割的效果。由于地雷目标所占面积较小,对整体灰度的影响较小,所以使用全局阈值分割的效果也不好。图 2(c)所示为采用 So-

bel 算子^[9-10]的边缘检测分割结果。该方法利用图像边缘较剧烈的梯度变化来完成分割,其图像噪声信息和背景干扰信息均被突出。虽然显示了目标边缘信息,但由于经处理的掩埋式地雷轮廓信息不够规则,目标的圆形、椭圆形特征不明显,难以将目标准确有效提取出来。

因此,对于具有固定外形特征和尺寸的地雷目标,可采用将整幅图像拆分成若干个与目标大小相近区域的方法来增大目标与背景之间的差异。在每个区域内完成图像分割,实现目标与背景的分隔^[11]。同时利用雷场中多个地雷外形相同或相似的规律,通过聚类方法实现对多个目标的准确提取。基于上述分析和研究思路,快速寻找图像 ROI 并进行图像区域预处理,将整幅图像分割成多个区域,再利用其局部阈值完成分割,最后结合 Kmean++ 聚类算法来实现对掩埋条件下多个地雷目标红外图像的有效处理。

2 算法设计

在白天室外条件下,单个地雷在红外图像中属于局部“热点”^[12-13],且具有以下三个典型特征:(1)局部区域的灰度统一性;(2)像素大小范围已知;(3)轮廓近似为圆形或椭圆形。因此,可利用前两个特征进行 ROI 选取,并利用第三个特征进行目标聚类和形状识别。

算法流程如图 3 所示。首先,通过用低通滤波和差分形态滤波进行图像预处理来缩小目标所在范围,然后根据多目标的相似特征,通过 Kmeans++ 聚类确定可疑区域、设定图像 ROI,再采用阈值分割算法来完成目标与背景分离,最后利用地雷目标的形状与大小特征完成识别。

2.1 图像预处理

2.1.1 频域低通滤波

原始图像经傅里叶变换后由高斯低通滤波器再进行傅里叶反变换,滤除图像高频成分,获得图像的低频成分。其作用是使图像模糊,消除图像噪声和细节等高频信息,保留图像灰度等低频信息;将尺寸和亮度较小的物体过滤

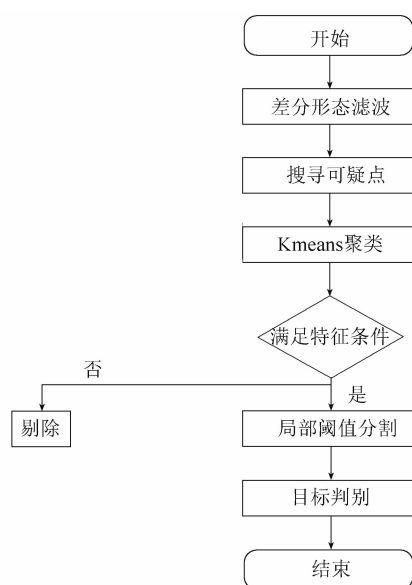


图3 算法设计流程图

掉, 使较大物体易于检测。

2.1.2 差分形态滤波

形态学中的顶帽运算用于抑制背景、消除图像噪声、提取目标成分^[14-15]。差分形态滤波通过两个尺度结构元的差分顶帽运算来补偿噪声, 其主要步骤如下^[16]:

(1) 将略大于目标的结构元与原图进行开运算, 过滤掉目标和噪声, 而仅剩背景成分;

(2) 将略小于目标的结构元与原图进行开运算, 滤除噪声成分, 而保留目标和背景成分;

(3) 最后两次滤波后将图像相减, 噪声就被补偿, 图像仅存在目标信息。

基于上述方法对含有地雷目标的红外图像进行预处理。虽然经过处理后的图像除了含有地雷目标之外, 还包含土壤背景中干扰物或土壤的部分高亮区, 但大部分图像冗余信息已被筛选掉, 因此整幅图像的 ROI 选取范围大大缩小。

在保留的区域内计算平均灰度值, 并计算每个区域的质点。由于目标温度高于背景, 可通过筛除质心处低于平均灰度值的像素区域来完成图像的预处理。

2.2 ROI 选取

通过预处理确定的图像的区域中心点分别是目标和干扰的质心。由于整幅图像包含多个

地雷目标, 各目标在一定区域内具有相似性, 而干扰部分则具有随机性。通过设定相同大小的窗口分别计算设定的特征参数, 并使用聚类方法自动归类, 从而实现目标 ROI 的选取。

2.2.1 特征向量设定

目标在其局部范围内存在两个明显特征: 一是与背景存在温度差异; 二是从中心点沿各方向到目标边缘处的温度均呈下降态势^[17]。因此根据这些特征和目标尺寸来计算特征参数。在已知拍摄高度、相机焦距和物体大小的条件下, 可以根据相似定理估算出目标物体在图像中的尺寸。而差分滤波后的区域大小并不一定是目标本身的尺寸, 因此提取各区域的中心点, 并为其设立与目标尺寸相近的窗口来计算相关参数, 从而进一步区分目标与干扰。

图 4 所示的椭圆区域代表尺寸为 $m \times n$ 的目标。红色区域 A 为其外接矩形, 窗口 M 的大小为 $(1+p)m \times (1+p)n$, 尺寸略大于目标, p 取 0.5~1。区域 B 表示窗口 M 除去区域 A 的外环部分, 属于背景成分。 $R_1 \sim R_4$ 分别是左右上下四个不同位置的背景区域, 在图中用绿色矩形表示。 $S_1 \sim S_4$ 分别为从中心出发沿左右上下四个方向的向量, 在图中用红色箭头表示。

设置以下两个参数 a_1 和 a_2 :

$$a_1 = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 (T - T_{R_i}) \quad (1)$$

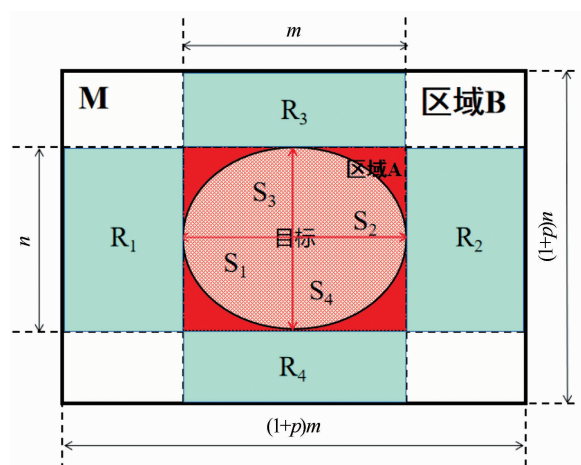


图4 窗口示意图

式中, T 为中心点的灰度值; T_R 为区域 R_i 的灰度均值; a_1 代表各背景区域与目标区域灰度差的均值, 即背景与目标的温度差异。

$$a_2 = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^d (T_i - T_j) \quad (2)$$

式中, T_i 为向量 S_i 起点的灰度值(即区域中心点的灰度值); T_j 为向量 S_i 第 j 个点的灰度值; d 为该向量的长度; a_2 反映目标区域内沿不同方向温度的平均变化情况。

将上述参数作为区域中心点的特征向量。在同一幅图像中, 各个地雷目标处于相同的背景背景下, 因此其特征向量存在一定的相似性。根据区域中心点分别设立窗口并计算特征向量, 然后进行 Kmeans++ 聚类。

2.2.2 Kmeans++ 聚类

Kmeans++ 算法基于数据与初始点的欧氏距离进行聚类, 在图像处理中的应用是根据彩色图像 RGB 颜色特征或灰度图像灰度特征对每个像素进行分类^[18], 实质上是对像素的聚类。它具有计算速度快、效率高的特点, 其基本步骤如下^[19]:

- (1) 在样本集 χ 中随机选择一个初始中心点;
- (2) 计算每个样本到已有初始中心点的最近欧氏距离 $d(x)$, 然后计算每个样本被选为下一个聚类中心的概率 $\frac{d(x)^2}{\sum_{x \in \chi} d(x)^2}$, 并根据各样本的被选概率挑选下一个聚类中心;
- (3) 重复步骤(2)直到选择完 k 个聚类中心;
- (4) 计算剩余点与 k 个质心的欧氏距离, 并把距离中心较近的分为同一类;
- (5) 根据新的分类集合重新计算质心;
- (6) 重复步骤(4)和(5), 直到质心不再发生变化或达到迭代次数为止。

在此基础上, 根据探测目标的特征对算法进行改进, 将聚类目标由单通道的灰度像素变为多通道的特征向量, 从而提高聚类精度。同时聚类对象从图像的每个像素点降低为某个区域的中心点, 以降低聚类的工作量。此时并不知道目标属于哪一类, 但目标类特征向量的相

似性比其他类别的相似性更高, 其他类别特征向量存在更多随机性。可将每个类别中各点到聚类中心的平均距离最小作为目标类的判据。在筛选出目标类的可疑点后, 分别以这些点为中心设立窗口 M 来作为图像 ROI。

2.3 阈值分割与目标识别

筛选出目标的 ROI 后, 目标在该局部区域内所占比例大, 背景内部无明显差异。此时采用阈值分割方法可达到较好效果, 从而实现目标的识别。该步骤采用基于最大类间方差的 Otsu 图像二值化分割算法^[20], 并根据地雷目标的形状特征进行目标识别, 具体如下: 在经二值化分割后含有地雷目标的 ROI 的基础上, 通过目标的面积、周长以及占最小外接矩形的比例等信息进行判别。根据估算的目标尺寸信息可将目标近似为圆形或椭圆形, 并计算面积与周长的理论值。然后将二值化后的目标面积与周长分别与理论值相比, 得到面积比与周长比。同时依据目标的似椭圆特性计算其最小外接矩形, 得到目标面积与该矩形面积的比值。根据面积比、周长比、最小外接矩形占比进行加权平均, 获得最终的判别结果:

$$S_i = 1 - |1 - \frac{1}{3}(k_1 + k_2 + bk_3)| \quad (3)$$

式中, S_i 是置信参数; k_1 、 k_2 、 k_3 分别是面积比、周长比和最小外接矩形占比; b 为系数, 取 1.4~1.7 (本文取 1.5)。

3 实测图像处理及分析

采用 NECH2640 红外热像仪拍摄用于处理的红外图像。拍摄背景为沙土, 使用的地雷均是直径为 8 cm 的某型杀伤人员地雷。实验选择沙土背景下白天和夜晚场景的两幅地雷图像。其中每幅图像均包含 3 颗地雷目标, 场景分辨率为 640×480 。

图 5(a)和图 5(c)所示分别为白天、夜间典型场景下的原始红外图像。图 5(b)和图 5(d)所示分别为两者经差分形态滤波后的结果。它们将噪声成分补偿掉, 仅包含目标和部分干扰的信息, 并标记了这些“目标”区域。

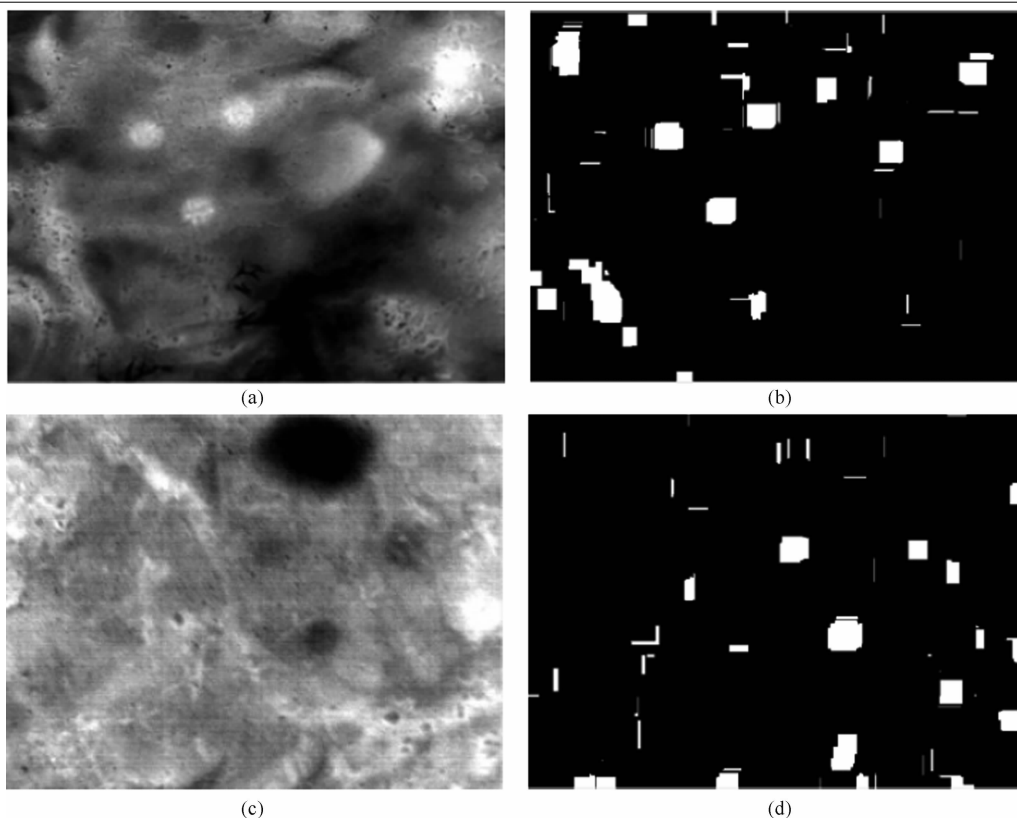


图 5 差分形态滤波效果：(a)白天场景图像；(b)白天图像经差分形态滤波后的结果；(c)夜间场景图像；(d)夜间图像经差分形态滤波后的结果

表 1 列出了可疑区域的面积占比(差分形态滤波后目标可疑区域面积与原始图像面积的比值)。可以看出，两幅图像的平均面积比仅为 10%左右。除去大量背景、噪声等冗余区域后目标的锁定范围减小，大大提升了识别效率。

表 1 差分形态滤波效果

| 过滤效果 | 图像 1 | 图像 2 |
|----------|--------|--------|
| 可疑区域面积占比 | 0.0931 | 0.1322 |

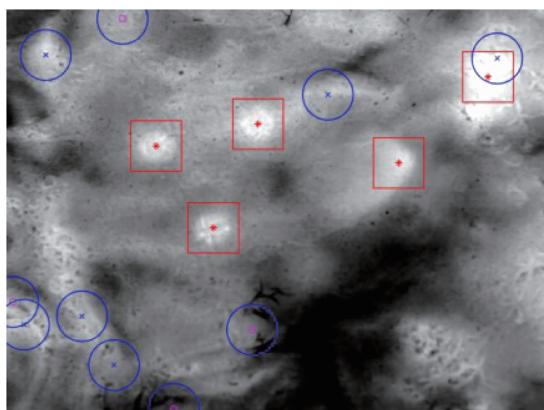
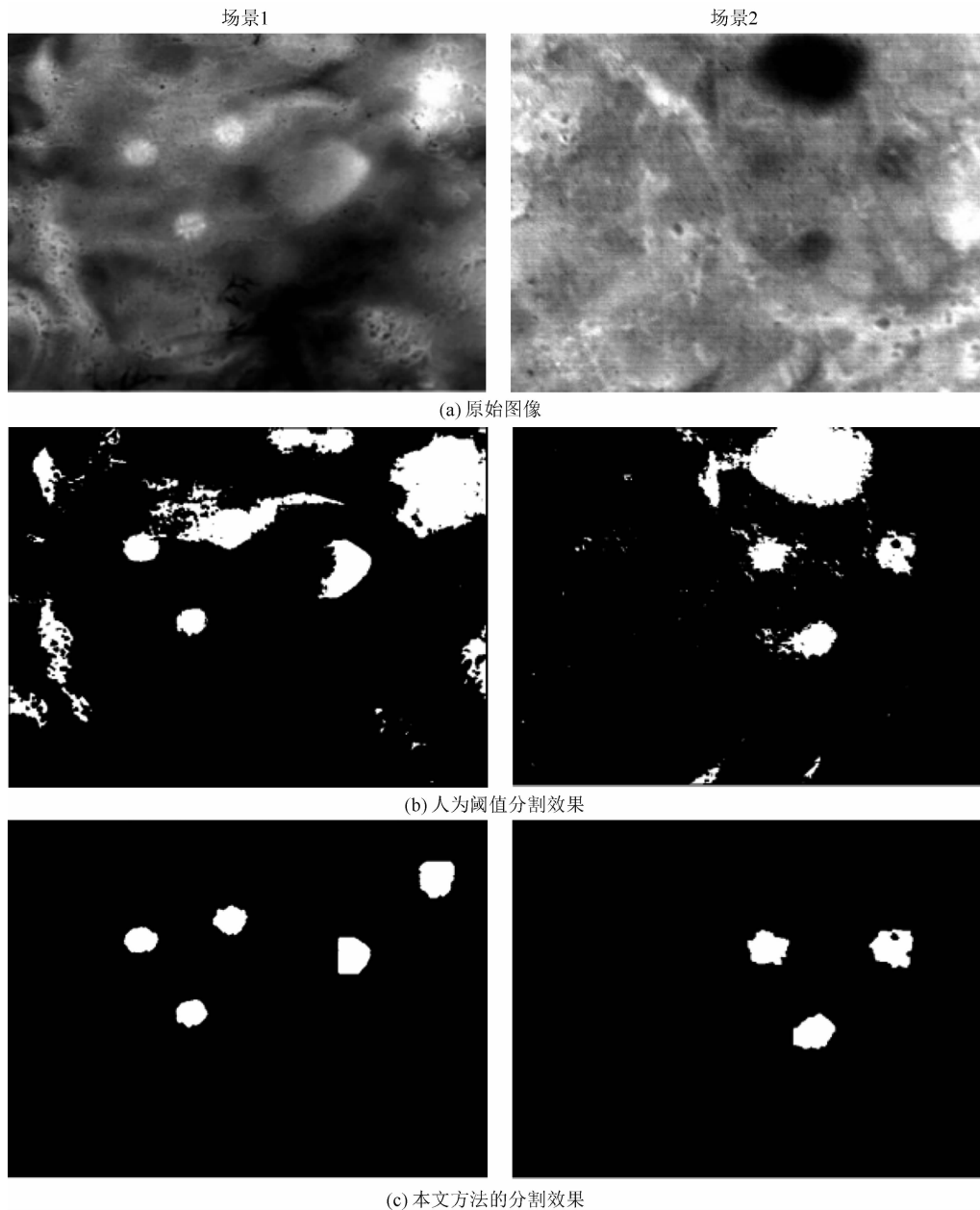


图 6 Kmeans++ 聚类结果

图 6 所示为对白天场景图像进行 Kmeans++ 聚类后的结果。三类中心点分别为红色、蓝色和紫色。其中，地雷目标和一部分干扰点被划分为红色一类，并用红色矩形圈出；干扰类用蓝色圆形圈出。完成聚类后，以标签为“地雷疑似物”的所属样本点为中心，分别选取窗口 M (红色矩形区域) 作为图像的 ROI。聚类时，类别数设定过小会导致后续工作量增大；类别数过大会导致某些地雷目标被划分到其他类中，出现过分类的情况。在本例中，将类别数 k 设为 3 即可满足实际要求。

图 7(a)所示为两个场景的原始红外图像。图 7(b)所示为人为设定阈值的分割效果，即使在手动选择最佳阈值时分割出的目标所保留的冗余信息仍较多，无法克服较多的干扰，不能满足实际地雷目标识别提取的要求。图 7(c)所示为本文方法的分割效果。在寻找到最佳的 ROI 后，使用局部的 Otsu 阈值分割来将地雷目标较完整地提取出来，然后再根据可疑目标



(c) 本文方法的分割效果
图 7 分割效果示意图

的面积、周长等信息完成最终判别。

表 2 列出了对白天场景图像进行阈值分割后目标与剩余干扰项的各个特征参数。可以看出, 目标的面积和周长差异均小于 10%; 目标的大致形状为椭圆, 其最小外接矩形面积比在区间 $[0.6, 0.7]$ 之内; 目标的平均中心偏移距离不到 1 个像素, 经粗略计算可得实际偏移距离不到 2.5 mm, 目标位置的定位精度较高; 地雷目标的置信系数达到 0.90 以上, 可作为最终目标判别的标准。

本文完成了实验检测。经 Kmeans++ 聚类后, 部分图像中目标的“高亮”特征不明显导致了漏检, 因此若能对目标区域进行图像增强则会降低漏检率。目标的平均中心偏移率小于 $1/30$, 算法的平均运行时间为 0.074 s。

4 结论

本文利用单地雷目标在红外图像中的局部高亮特性, 并根据实际应用中雷场多地雷目标的特点提出了一种基于形态学和 Kmeans++ 聚类算法的 ROI 选取方法, 实现了对掩埋式地

表 2 阈值分割后目标与干扰的各个特征参数

| 特征参数 | 面积比 | 周长比 | 矩形比 | 中心偏移 | 置信系数 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 地雷 1 | 0.97089 | 0.96203 | 0.65821 | 0.99104 | 0.97341 |
| 地雷 2 | 1.05717 | 0.96642 | 0.69184 | 0.92017 | 0.96224 |
| 地雷 3 | 0.97193 | 1.07922 | 0.61839 | 0.71498 | 0.99289 |
| 干扰 1 | 1.22453 | 1.28069 | 0.59615 | 3.62267 | 0.86852 |
| 干扰 2 | 2.01559 | 1.98602 | 0.63201 | 2.13182 | 0.35013 |

注：矩形比指目标与其最小外接矩形的面积之比；中心偏移为搜寻的目标中心点与分割后目标中心点的欧氏距离(单位为像素)

雷目标红外探测图像的有效分割和准确定位，解决了多目标、复杂背景下的掩埋式地雷图像识别问题。实验结果表明，该方法的目标识别率较高，分割效果良好，且算法运行速度较快，可以满足实际探测要求。但是由于天气条件的限制，当外部辐射量不足时，目标的红外特征不太理想，影响了图像的分割效果。后续仍需从硬件设备和图像增强两方面解决相关问题。

参考文献

- [1] 鹿红星. 红外成像技术在地雷探测中的应用[J]. 红外, 2004, 25(7): 7-11.
- [2] 苗青. 红外热成像在地雷探测中的应用研究[D]. 太原: 中北大学, 2016.
- [3] 孙强, 吴薇, 王健, 等. 单幅红外图像上的地雷检测[J]. 光电工程, 2009, 36(2): 45-49.
- [4] 杨旭. 地雷场红外图像处理方法[J]. 红外, 2005, 26(3): 15-18.
- [5] 张洁玉. 基于图像分块的局部阈值二值化方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(3): 827-831.
- [6] 向涛. 基于显著区域提取的红外图像舰船目标检测[J]. 电讯技术, 2020, 60(7): 785-790.
- [7] 孙力. 基于 ROI 与自适应 Ostu 相结合的图像分割算法[J]. 现代电子技术, 2011, 34(6): 1-3.
- [8] 张龙, 乔铁柱. 一种红外图像的二值化分割算法研究[J]. 红外技术, 2014, 36(8): 649-651.
- [9] Heath M D, Sarkar S, Sanocki T A, et al. Comparison of Edge Detectors: A Methodology and Initial Study[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 69(1): 38-54.
- [10] 李洁, 袁知博, 秦嘉悦. 基于 Sobel 算子边缘检测的太阳电池缺陷特征提取方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 63-68.
- [11] 曹健, 陈红倩, 毛典辉, 等. 基于局部特征的图像目标识别问题综述[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(S2): 258-262.
- [12] 郝争辉, 王高. 地雷对土壤表面红外辐射的影响[J]. 红外, 2017, 38(10): 31-36.
- [13] 朱康, 徐玉清, 张国进, 等. 埋设地雷红外探测机理研究[J]. 红外与激光工程, 2003, 32(5): 448-451.
- [14] 刘莉, 钱雪飞, 刘珊, 等. 改进高帽变换的红外目标增强和提取算法[J]. 激光与红外, 2020, 50(7): 882-888.
- [15] Messelink W A C M, Schutte K, Vossepoel A M, et al. Feature-Based Detection of Landmines in Infrared Images[C]. SPIE, 2003, 4742: 479081.
- [16] 孙亮. 数学形态学在红外图像预处理中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2005.
- [17] 蔡敏, 荣嵘. 基于数学形态学的小孔光斑中心测量方法[J]. 激光杂志, 2020, 41(9): 52-56.
- [18] Chen T W, Chen Y L, Chien S Y. Fast image segmentation based on K-Means clustering with histograms in HSV color space[C]. Cairns: IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing, 2008.
- [19] 卞永明, 高飞, 李梦如, 等. 结合 Kmeans++ 聚类和颜色几何特征的火焰检测方法[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(1): 1-6.
- [20] Ostu N, Nobuyuki O, Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram IEEE transactions on systems [J]. IEEE Trans syst man & Cybern, 1979, 9(1): 62-66.