2024年2月

Vol.22, No.2 Feb., 2024

Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology

文章编号: 2095-4980(2024)02-0201-08

# 基于 FCOS 算法的地下目标重建方法

朱彩球,刘庆华,卢锦椿,晋良念

(桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004)

摘 要:针对从复杂多样的探地雷达(GPR)成像中检测和定位被埋藏的物体会耗费大量人力时间成本的问题,提出一种基于深度学习的方法。采用一阶全卷积目标检测算法(FCOS)对任意目标进行定量分析,然后对目标区域进行跟踪与聚类标记,曲线拟合获取地下目标的精确位置,重构被埋藏的地下目标信息。仿真结果表明,该方法避免了传统处理算法所需的对数据进行复杂的计算,能够快速检测到目标,并且能对目标的位置与介电属性进行高精确度估计,在深度上的定位误差不大于3 cm。该方法有效实现了地下场景重构目标的位置、深度和大小。

## Underground target reconstruction method based on FCOS algorithm

ZHU Caiqiu, LIU Qinghua, LU Jinchun, JIN Liangnian

(School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

**Abstract:** Detecting and locating buried objects from complex and diverse Ground Penetrating Radar (GPR) imaging is labor-intensive and time intensive. A method based on deep learning is proposed. The quantitative analysis on arbitrary targets is performed by using the Fully Convolutional One-Stage (FCOS) object detection algorithm. The target area is tracked and labeled with clustering tags. The precise location of underground target is obtained by the curve fitting. The information is reconstructed for the buried underground target. The simulation results show that this method avoids the complex calculation required by the traditional processing algorithm, and can quickly detect the target. The position and dielectric properties of the target are estimated with high precision, and the positioning error in depth is below 3 cm. Therefore, this method effectively realizes the reconstruction of the position, depth and size of the target in the underground scene.

Keywords: Ground Penetrating Radar; deep learning; cluster marking; target reconstruction

探地雷达(GPR)是一种有效检测地下未知目标或介质界面的手段,具有探测过程快、分辨力高、探测范围广和不破坏探测目标等优点。研究者对各种 GPR 回波信号进行了大量的研究,涌现出许多的方法与策略解决目标检测问题。王建等<sup>[1]</sup>利用互相关提取回波双曲线再进行能量加权拟合,最后通过 Hough 变换完成目标检测,定位精确度较高,但计算量大,检测效率低下,且算法较为复杂。申家全等<sup>[2]</sup>和M Sezgin等<sup>[3]</sup>采用累计能量的特征检测埋藏目标,对比 Hough方法更简单,且能快速定位目标区域,但不能很好地处理目标双曲线存在重叠的情况,不同的目标能量可能会耦合。M Dogan等<sup>[4]</sup>从雷达数据提取累积能量曲线快速检测物体有无,然后基于A-Scan扫描数据的光谱含量特征进行目标分类。lbrahim Mesecan等<sup>[5]</sup>利用 GprMax 合成数据,提出三步法定位和识别地下目标。但这两种方法都需要人工处理大量数据提取有效的特征进行分类识别,且特征提取依赖性强。Paul Gader等<sup>[6]</sup>提出采用恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测器对深度相关自适应白化数据进行异常地雷检测,能有效探测目标,但公式复杂,计算量大。刘普等<sup>[7]</sup>提出基于数据行方差特性对目标定位;M Sezgin等<sup>[8]</sup>提出对处理后的图像进行模板匹配的方法识别两类金属目标。但这两种方法采用的数据非常局限,不能很好地适应复杂环境。Minh-Tan Pham等<sup>[9]</sup>采用 Faster-RCNN(Region Convolutional Neural Networks)框架模型对探地雷达图像进行训练,对目标进行识别与定位,虽然其不需要手动选取特征且更快速定位目标区域,但不能得到埋藏目标在

收稿日期: 2021-12-26; 修回日期: 2022-02-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62361015);广西无线宽带通信与信号处理重点实验室主任基金资助项目(GXKL06160110)

地下的精确位置,也没有反映目标相关的属性特征。

上述方法主要是针对目标的分类和检测,对于目标定位以及对目标的属性、大小和重建目标的研究较少。因此本文提出了从目标识别定位到分析目标参数特征,最后重构被埋藏物体的一个完整的流程。采用改进的 FCOS算法定位目标区域并识别埋藏物体的介电常数属性,利用目标定位的区域进行边缘团标记,采用聚类算法 精确定位目标球体的上表面顶点对应的回波信号时刻,最后结合介电常数属性,在地下场景准确重构目标的位置、深度、大小和材质属性。

## 1 基于FCOS算法的地下目标重建方法

该方法总体结构如图1所示,首先采集大量有效的图像数据集,输入模型进行网络训练,预测图像目标并分 类,截取目标矩形框,通过边缘团目标聚类算法对小图像目标进行处理,最后重建地下目标。



#### 1.1 目标定位及介电常数识别

采用深度学习方法,通过训练网络模型,实现在随机选取的一个图像中自动定位目标,解决非专业人士难 以识别的复杂的探地雷达目标回波数据问题,在目标定位的同时分类识别不同介电常数的目标。由于不同介电 常数的目标接收到的雷达回波数据不一样,在网络训练之前,将不同介电常数的目标进行标记,以此网络模型 训练学习图像数据中的特征<sup>[10]</sup>,更新网络的权值,实现所需功能。

目前,目标检测领域有许多可供选择的网络来训练模型,如Faster-RCNN、SSD(Single Shot multibox Detector)、YOLOv3等,但这些方法都基于锚框。即在训练网络模型前,对图像生成多个矩形锚框,并为每个锚框标记预测类别以及偏移量作为训练样本,训练模型时将得到多个预测锚框位置,然后计算预测边界框与真实矩形框的最大交并比,通过非极大抑制方法输出最佳预测边界框及其类别概率。因此面临着以下几个问题:

1) 锚框的超参数设计非常重要,极大影响检测器性能,需仔细调节;

2) 锚框难以覆盖所有形状的目标, 泛化能力较差;

3) 为取得较好的召回率,通常需选取大量的锚框,计算量以及显存消耗都比较大。

GPR回波图像数据目标清晰,结构简单,不需要大量的锚框,因此采用FCOS方法<sup>[11-12]</sup>,模型训练更为轻便。FCOS方法是一个 one-stage 的、全卷积的、逐像素预测物体的目标检测算法,实现了无锚点(anchor-free)、无提议(proposal free)的解决方案。通过去除预先定义的锚框,避免了和锚框有关且对最终检测结果非常敏感的所有超参数,如锚框数量、大小、长宽比等的运算,节省了训练过程中的内存占用,加快了网络训练速度。其框架如图2所示。

#### 1.2 基于边缘团标记的目标聚类算法

通过 FCOS 可以在图像上快速定位识别具有双曲线特征的目标位置和介电性质,但关于目标的具体坐标、深度、大小仍是未知的。因此针对探地雷达回波图像<sup>[13]</sup>,提出搜索具有抛物线特征的目标聚类算法。将边缘跟踪与团标记的方法相结合,一次扫描图像完成抛物线型目标的标记,并滤除图像中小面积噪点。该方法不需要计算大量的等价对,实现了快速分割目标的功能。



(a)

1.2.1 图像形态学处理

图像在深度学习识别之前已通过均值滤波,滤除了 地面回波,图像在一定程度上得到了增强。采用大津 法(OTSU)阈值分割算法进行图像二值化<sup>[14]</sup>,使目标更 为突出。二值化后的图像可能会存在尖锐突起或小的 孔洞,如图3所示,采用图像形态学处理使图像轮廓变 得光滑,消除一些不规则的区域。



Fig.3 Possible situations of binary images 图 3 二值化图像可能存在的情况

形态学处理中最基础的操作包括膨胀和腐蚀,开运算为先腐蚀再膨胀,闭运算为先膨胀再腐蚀。结合探地 雷达回波图像特性,本文采用闭运算,其表示为:

$$A = (A \oplus SE_1) \ominus SE_2 \tag{1}$$

式中:  $SE_1$ 为膨胀的结构算子,  $SE_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ ;  $SE_2$ 为腐蚀的结构算子,  $SE_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ .  $SE_1$ 结构算子能够很好地

弥合狭窄的间断和细长的沟壑,消除小的孔洞。SE<sub>2</sub>结构算子是根据探地雷达获得的B-Scan 图设计的,由于目标回波具有双曲线特性,在设计算子时运用这种抛物线结构能够在图像中增强该特性。 1.2.2 目标边缘跟踪并聚类标记

图像二值化后,采用边缘跟踪与团标记方法,对目标进行标记与分类。主要分为以下步骤:

1) 对预处理后的二值图像搜索目标物体。采用8-邻域边缘跟踪搜索<sup>[15]</sup>,对于一幅图像从上到下、自左到右 遍历判断*P*(*i*,*j*)为前景像素点且未被标记,保存当前区域标签、像素点坐标。每一行中连续的前景像素组成一个 序列,称为团,如图4所示。若该像素点所在的团也未被标记,记下该团的起始列号、终点列号以及其所在 行号<sup>[16]</sup>。



2) 对该像素点进行 8-邻域搜索目标边缘,顺时针进行,初始方向设定为 P5 方向,当遇到下一坐标点时进行标记,并更新当前像素点坐标。

3) 若下一个像素点回到起点坐标,则跟踪一个连通区域,目标结束;否则,继续进行遍历,寻找新的区域。 反复进行上述操作,直到整幅图像遍历完成连通区域的边缘标记,标记后的图像如图 5(b)所示。



Fig.5 Before and after labeling images 图5 标记图像前后对比

4) 对图像中的每一个团进行分类,由于每一个团的起始列号与终止 列号都被上一步中作为边缘进行了标记,因此选择团起始列号的标记作 为团分类的依据,达到标记所有像素点的目标。

5) 图像中仍存在一些小面积的噪声点,在算法遍历标记过程中设置 一个阈值,阈值为100,当像素点面积小于100时,将其置为背景像素, 即像素值为0。

6)如果图像中目标存在重叠情况,即Y型复杂情况,如图6所示, 在扫描过程中记录低点位置,如果低点大于2,会出现Y型情况,将中间 低点至最右低点的轮廓像素点赋值新标签,实现目标分割。



Fig.6 Y-type complexity 图 6 Y型复杂情况

## 1.3 目标重构

完成目标连通区域的分割与标记后,实现定位目标的具体坐标、深度、大小,然后重构地下目标场景。已 经标记好的区域通过调用 Matlab 中 polyfit 函数拟合得到抛物线,取抛物线的最大值,获得目标双曲线的顶点坐标,经过式(2)变换坐标位置,得到真实位置信息。

$$x = (i + 0.5) \times \frac{256}{640} - 0.5 \tag{2}$$

式中: i为图像顶点坐标; x为对应的原始数据目标的横坐标。

对于处理具有复杂几何形状和介电属性分布的目标体的 GPR 数据,现阶段没有更有效的重建算法。GPR 多 用于浅地表管线探测、球体探测、地雷探测等民用和军用领域,如广西境内中越战争历史遗留埋藏地雷的探测, 这类目标的一个共同特性是其剖面为一个圆形,可以利用目标体与 GPR 回波信号之间的电磁传播特性,以及目 标体本身属性等信息,重建圆形目标的位置、深度和背景介质属性信息。GPR 探测过程中,会在目标的上下表 面各自形成一条双曲线,通过抛物线拟合标记数据,取前2个顶点位置就可以获得圆形目标的上下表面在地下发 生电磁波反射的时刻,其中上表面双曲线顶点为*D*<sub>1</sub>,下表面双曲线的顶点*D*<sub>2</sub>,*D*<sub>1</sub>和*D*<sub>2</sub>之间的双程走时为Δ*t*。 GPR 信号在目标中的传播速度*v*<sub>0</sub>可表示为:

$$v_0 = \frac{4r}{\Delta t} = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon}} \tag{3}$$

式中:r为目标半径;Δt为目标上下表面的双程走时;c为光速;ε为目标介电常数。

在背景地电介质中平均传播速度v表示为:

$$v = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon_0}} \tag{4}$$

式中 ε<sub>0</sub> 为背景地介电常数。

目标的深度位置d表示为:

$$d = \frac{t_{D_1}v}{2}$$

式中t<sub>n</sub>为目标上表面时刻。

## 2 数据集的生成

采用 GprMax 探地雷达正演模拟仿真生成数据<sup>[17-18]</sup>, 实验设计的地质模型结构参数如表1所示。实验仿真 4 000 组不同目标的场景,背景地质介电常数为6,目标 随机出现在横坐标0.5~4.5 m,纵坐标0.2~0.45 m区域内, 目标半径设置范围为0.06~0.12 m,目标的介电常数选取 范围为5~50,间隔为5,共10种介电常数值。目标的位 置、半径及介电常数随机匹配,共批量生成4 000 组地下

表1 地质模拟结构参数

Tabla1	Structural	narometers	of good	logical	simulation	
Lance	Suuciai	Darameters	01 200	וטצוכםו	SIIIIuIauon	

parameter type	value			
positive performance model size	0.6 m×5.3 m			
space mesh step/m	0.01			
time window/ns	15			
initial launch antenna coordinates/m	(0.06,0.095)			
initial receiving antenna coordinates/m	(0.1,0.095)			
A-scan signal number	256			
antenna step distance/m	0.02			
incentive source frequency/MHz	900			

目标场景模型,得到回波数据后采用均值滤波的方法滤除直达波并转换成灰度图像数据。

## 3 仿真分析

实验硬件平台为 Intel(R) Core(TM)i7-7800X CPU@3.5 GHz,软件平台为 Windows 10 系统,Matlab 2016b,Python。将上述数据集的 80% 作为训练集,20% 作为验证集。模型训练迭代次数 epoch为 100,batch size 为 16,优化器采用随机梯度下降方法(Stochastic Gradient Descent Method,SGDM),初始学习率设置为 2×10-3。由于数据集较少,采用 ImageNet 预训练权重加载模型,将训练数据集输入网络模型中调整参数,不仅得到较好的预测效果,还加快了网络的训练,模型预测结果如图 7 所示。



Fig.7 Prediction results of the model 图 7 模型预测结果

FCOS 算法由于避免了大量的锚框参数运算,模型训练100次共耗时22 164 686 ms,约为6.157 h,对比 Faster-RCNN 算法,主框架训练网络与其他性能参数设置相同,同样训练100次共耗时70 116 474 ms,约为 19.477 h,将近是FCOS 算法的3 倍。

通过分析模型的损耗来评估模型训练的性能,如图 8(a)所示。在训练前期 FCOS 存在个别尖锐峰,损耗较 Faster-RCNN 稍高。原因是由于 2 个模型训练机制不同。训练中后期趋于稳定,且损耗低于 Faster-RCNN 模型。由图 8(b)可知,前中期 FCOS 模型的回归损耗高于 Faster-RCNN 模型,虽然趋势是下降的,但非常不稳定,因为 FCOS 模型采用逐像素训练方法,将每一个特征像素回归图像作为正负样本进行训练,在没有完全学习数据特征 的情况下,会存在这种波动行为。在模型训练后期,FCOS 模型效果比 Faster-RCNN 模型要好。

对于多目标识别也能得到不错的预测效果,如图9所示。对图9进行目标重建,图10(a)仿真模拟土壤真实环境,在背景环境中随机位置增加了上百个直径在0.002~1.5 mm范围内的砂土颗粒和粘土颗粒,给图像增加外部 干扰与噪声。图10(b)为图像二值化和形态学处理结果图。因此通过图像二值化和形态学处理能够有效去除图片 噪声,使图像目标与背景分割开,为后续的工作打下良好的基础。

(5)



Fig.8 Evaluating the performance of the model 图 8 评估模型的性能



Fig.9 Multi-target recognition result 图 9 多目标识别结果图



Fig.10 Comparison before and after image processing 图 10 图像处理前后对比

图 11 为聚类标记算法处理和目标曲线拟合结果图。结果表明该算法只需要一次扫描,就能够有效利用探地 雷达回波图像双曲线的边缘轮廓,对目标进行标记,并滤除小面积的噪声,耗时较少。

目标重建的图像从左到右的介电常数识别结果分别为25、35、50,根据式(3)可以求解出目标的半径,目标 重建结果如图12所示,重建得到的目标参数如表2所示,其中:*V*<sub>real</sub>为虚拟目标设置值,*V*<sub>result</sub>为虚拟目标测试结 果值,*V*<sub>abs</sub>为虚拟目标误差值。





Fig.11 Fitting result of target curve 图 11 目标曲线拟合结果图

从所示图表结果中得到,目标的介电常数与横坐标位置误差较小,而深度和半径的误差也不超过3 cm,得 到的结果与真实值非常接近,能较好地反映未知地下目标的分布情况,以及目标的材质和大小。通过神经网络 学习的方法准确获取目标的材质是目标重建的关键,这种方法避免了处理大量的原始数据,使重建目标变得简 便,大大提高了目标重建的效率。

target –	3		x/m		d/m		r/m					
	V <sub>real</sub>	V <sub>result</sub>	Vabs	V <sub>real</sub>	V <sub>result</sub>	Vabs	V <sub>real</sub>	V <sub>result</sub>	$V_{abs}$	V <sub>real</sub>	V <sub>result</sub>	$V_{\rm abs}$
1	25	25	0	0.8	0.8	0	0.39	0.40	0.01	0.08	0.08	0
2	35	35	0	1.5	1.5	0	0.41	0.44	0.03	0.06	0.06	0
3	50	50	0	2.5	2.5	0	0.27	0.25	0.02	0.10	0.11	0.01

表2 重建目标参数表 Table2 Parameters of reconstructed target

## 4 结论

本文采用改进的FCOS算法快速定位目标区域并识别埋藏物体的介电常数属性,对定位区域进行二值化,通 过特定算子加强双曲线特性,采用边缘团标记聚类算法标记分类前景像素点拟合双曲线,实现了在回波数据中 精确定位目标的上下表面的反射时刻,得到目标的准确位置与深度;最后结合识别得到的介电常数属性和上下 表面的反射时刻计算目标的半径,实现了在地下场景重构目标的位置、深度和大小。

但文章还有许多不足的地方,比如介电常数分类样本较少,无法构建大型的物质介电常数数据库,实现更 多种类材质的识别。后续会再深入研究学习体现探地雷达回波数据中的电磁响应特征的方法,对更复杂的环境 与目标进行有效分析。

## 参考文献:

- [1] 王建,袁宵,李禹,等.利用互相关和 Hough 变换快速检测探地雷达目标[J]. 电子与信息学报, 2013,35(5):1156-1162. (WANG Jian,YUAN Xiao,LI Yu,et al. Fast detection of ground penetrating radar objects based on cross correlation and Hough transform[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013,35(5):1156-1162.) doi:10.3724/SP.J.1146.2012.01134.
- [2] 申家全,闫怀志,胡昌振. 探地雷达目标检测中的加窗统计量定位方法[J]. 科技导报, 2010,28(8):51-54. (SHEN Jiaquan, YAN Huaizhi,HU Changzhen. An algorithm of window choice in depth by statistics feature in GPR target detection and location[J]. Science & Technology Review, 2010,28(8):51-54.)
- [3] SEZGIN M, KURUGOLLU F, TASDELEN I, et al. Real-time detection of buried objects by using GPR[C]// Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets IX. Orlando, FL:SPIE, 2004:541128. doi:10.1117/12.541128.
- [4] DOGAN M, TURHAN-SAYAN J. Preprocessing of A-Scan GPR data based on energy features[C]// Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XXI. Baltimore, MD:SPIE, 2016:98231E. doi:10.1117/12.2223946.
- [5] MEŞECAN İ,ÇIÇO B,ÖMÜR BUCAK İ. Feature vector for underground object detection using B-Scan images from GprMax[J]. Microprocessors and Microsystems, 2020(76):103116. doi:10.1016/j.micpro.2020.103116.
- [6] GADER P, LEE W H, WILSON J N. Detecting landmines with ground-penetrating radar using feature-based rules, order statistics, and adaptive whitening[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(11): 2522-2534. doi: 10.1109/TGRS.2004.837333.
- [7] 刘普,焦良葆,曹雪虹. 基于行方差的 GPR 图像感兴趣区域提取定位方法[J]. 软件导刊, 2020,19(6):218-222. (LIU Pu,JIAO Liangbao, CAO Xuehong. Extracting and locating ROI in GPR images based on row variance[J]. SoftWare Guide, 2020, 19(6): 218-222.) doi:10.11907/rjdk.192175.
- [8] SEZGIN M. Two dimensional template matching method for buried object discrimination in GPR data[C]// Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XIV. Orlando, FL:SPIE, 2009:73032E. doi:10.1117/12.818417.
- [9] PHAM M T, LEFÈVRE S. Buried object detection from B-Scan ground penetrating radar data using faster-RCNN[C]// 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain:IEEE, 2018:6804-6807. doi:10.1109/IGARSS. 2018.8517683.
- [10] 刘美,卿粼波,韩龙玫,等. 基于遥感影像和神经网络的城市用地功能分类[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021,19(1):132-137. (LIU Mei, QING Linbo, HAN Longmei, et al. Urban land use classification based on remote sensing images and neural network[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021,19(1):132-137.) doi:10.11805/TKYDA 2020260.
- [11] TIAN Zhi, SHEN Chunhua, CHEN Hao, et al. FCOS: Fully Convolutional One-Stage object detection[C]// 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). Seoul, Korea(South): IEEE, 2019: 9626-9635. doi: 10.1109/ICCV.2019. 00972.
- [12] TIAN Zhi, SHEN Chunhua, CHEN Hao, et al. FCOS: a simple and strong anchor-free object detector[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022,44(4):1922-1933. doi:10.1109/TPAMI.2020.3032166.

- [13] PAGLIERONI D W, CHAMBERS D H, BOND S W, et al. Buried object detection in GPR images: US 8711028 B2[P]. 2014-04-29.
- [14] PINAR A, HAVENS T C, RICE J, et al. A comparison of robust principal component analysis techniques for buried object detection in downward looking GPR sensor data[C]// Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XXI. Baltimore, MD:SPIE, 2016:98230T. doi:10.1117/12.2229076.
- [15] 左敏,曾广平,涂序彦,等. 基于等价对的图像连通域标记算法[J]. 计算机仿真, 2011,28(1):14-16,50. (ZUO Min,ZENG Guangping, TU Xuyan, et al. A connected domain labeling algorithm based on equivalence pair in binary image[J]. Computer Simulation, 2011,28(1):14-16,50.) doi:10.3969/j.issn.1006-9348.2011.01.005.
- [16] 沈乔楠,安雪晖. 基于游程递归的连通区域标记算法[J]. 计算机应用, 2010,30(6):1616-1618. (SHEN Qiaonan, AN Xuehui. Connected component labeling algorithm based on run recursive method[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(6): 1616-1618.)
- [17] 周奇才,李炳杰,郑宇轩,等. 基于 GPRMax2D 的探地雷达图像正演模拟[J]. 工程地球物理学报, 2008,5(4):396-399. (ZHOU Qicai, LI Bingjie, ZHENG Yuxuan, et al. Forward simulation of GPR image based on GPRMax2D[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2008,5(4):396-399.) doi:10.3969/j.issn.1672-7940.2008.04.003.
- [18] 尹光辉,冯雨宁,张怀凯,等. 基于 GprMax 软件的道路路基空洞探地雷达正演模拟[J]. 物探化探计算技术, 2016,38(4):480-486. (YIN Guanghui,FENG Yuning,ZHANG Huaikai,et al. Forward simulation of ground penetration radar based on the GprMax for the roadbed cavity[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2016,38(4):480-486.) doi:10. 3969/j.issn.1001-1749.2016.04.07.

## 作者简介:

**朱彩球**(1996-), 女,硕士,主要研究方向为信号与 信息处理.email:1084931889@qq.com.

**刘庆华**(1974-),女,博士,教授,主要研究方向为 自适应信号处理、阵列信号处理等. **卢锦椿**(1996-),男,硕士,主要研究方向为信号与 信息处理.

**晋良念**(1974-),男,博士,教授,主要研究方向为 超宽带雷达/毫米波雷达系统设计及信号处理.