

DABP: 一种基于深度学习的探地雷达自聚焦 后向投影成像方法

雷文太¹, 隋浩¹, 姜和俊², 吕荣其²

(1. 中南大学电子信息学院, 湖南长沙 410083; 2. 近地面探测技术重点实验室, 江苏无锡 214035)

摘要: 探地雷达 (Ground Penetrating Radar, GPR) 作为一种非破坏性的电磁探测技术, 已广泛应用于市政工程、交通、军事等领域的探测。复杂的地下环境中, 电磁波传播规律变得复杂, 背景介质的介电常数难以准确获得。后向投影 (Back Projection, BP) 成像算法需要预知背景介质的相对介电常数, 且需逐个计算各成像网格的散射强度值, 计算效率低。本文提出一种基于深度学习的探地雷达自聚焦后向投影 (Deep learning based Auto focusing BP, DABP) 成像方法, 设计了目标感兴趣区域 (Region Of Interest, ROI) 的检测模块, 基于地下目标的空间稀疏特征, 将 YOLOX 网络和 BP 成像机理相结合, 快速检测出目标潜在区域, 仅对该区域中的成像网格进行成像处理, 避免全域的后向投影计算, 大幅降低运算量。其次, 针对介电常数未知情况下 BP 成像难以聚焦的问题, 设计了一个自聚焦后向投影 (Auto Focusing BP, AF-BP) 成像模块, 构建了 BS-YOLOv5 网络和相应的数据集, 实现基于改进二分法的地下介质介电常数估计和自聚焦成像。然后, 设计了一个基于双阈值和积分聚焦的伪影抑制 (artifact suppression based on Double Threshold and Integral Focusing, DTIF) 模块, 进一步提高成像结果的聚焦度。开展了仿真和实测数据的成像处理和对比分析, 与 BP 成像方法相比, 仿真数据成像结果的 ISLR 指标下降了 250%、SCR 指标提升了 131%; 实测数据成像结果的 ISLR 指标下降了 322%、SCR 指标提升了 72%, 仿真实验和实测实验的成像速度均提升了 300%, 验证了所提方法在提高 GPR 成像效率和成像质量方面的有效性。

关键词: 探地雷达; 深度学习; 后向投影; 自聚焦成像; 伪影抑制

基金项目: 近地面探测技术重点实验室基金 (No.6142414221605)

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)12-4023-14

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20231144

DABP: A Deep Learning Based Auto Focusing Back Projection Imaging Method for Ground Penetrating Radar

LEI Wen-tai¹, SUI Hao¹, JIANG He-jun², LÜ Rong-qi²

(1. School of Electronic Information, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China;

2. Science and Technology on Near-Surface Detection Laboratory, Wuxi, Jiangsu 214035, China)

Abstract: As a non-destructive electromagnetic detection technology, ground penetrating radar (GPR) has been widely used in municipal engineering, transportation, military and other fields. In the complex underground environment, the propagation law of electromagnetic wave becomes complicated, and the dielectric constant of background medium is difficult to be accurately obtained. Back projection (BP) imaging algorithm needs to predict the relative dielectric constant of the background media and calculate the scattering intensity of each imaging grid one by one, so the calculation efficiency is low. This paper puts forward the imaging method of deep learning based auto focusing BP (DABP). Firstly, a region of interest (ROI) detection module is designed. Based on the sparse space characteristics of underground targets, by combining YOLOX network and BP imaging mechanism, the potential target region is quickly detected, and only the imaging grid in the region is processed, which avoids the global back projection calculation and greatly reduces the amount of computation. Secondly, aiming at the problem that BP imaging is difficult to focus when the dielectric constant is unknown, an auto focusing BP (AF-BP) imaging module is designed, BS-YOLOv5 network and corresponding data set are constructed, and dielectric constant estimation and auto focusing imaging of underground media based on improved dichotomy are realized.

Then, an artifact suppression based on double threshold and integral focusing (DTIF) module is designed to further improve the focusing degree of imaging results. Compared with BP imaging method, ISLR index of simulation data decreased by 250% and SCR index increased by 131%. ISLR index of measured data imaging results decreased by 322%, SCR index increased by 72%, and imaging speed of simulation experiment and measured experiment increased by 300%, which verified the effectiveness of the proposed method in improving GPR imaging efficiency and imaging quality.

Key words: ground penetrating radar; deep learning; back projection; auto focusing imaging; artifact suppression

Foundation Item(s): Foundation Project of Science and Technology on Near-Surface Detection Laboratory (No.6142414221605)

1 引言

GPR (Ground Penetrating Radar) 是一种有效的地下无损探测技术^[1-3], 通过地面的发射天线将电磁波辐射到地下, 电磁波在电磁特性不连续处会产生反射和散射, 部分电磁散射信号被地面的接收天线所接收, 进而实现地下目标探测. 由于具有高分辨率、高效率、低成本和非破坏性的特点, GPR 在交通工程、土木工程、军事和环境科学等领域均有广泛的应用^[4-8].

地下目标成像处理技术是 GPR 领域的关键技术, 包括以下几类方法: 基于后向投影的目标成像算法^[9]、基于逆时迁移的目标成像算法^[10]、基于距离偏移的目标成像算法^[11]和基于衍射层析的目标成像算法^[12]等. 其中, BP (Back Projection) 成像算法对收发天线构型的约束较弱, 基于“延迟-求和”的计算过程可以补偿传播衰减, 是常用的 GPR 成像算法. BP 成像方法需要对成像区域中的每一网格分别做相关的加法和乘法等聚焦运算, 时间复杂度较高. 而地下目标在空间上通常是稀疏的, 若能仅在有目标的区域进行成像, 不仅可以大幅减少成像的计算时间, 还能一定程度上避免对非目标的成像. 深度学习技术的发展, 为目标区域框定提供了潜在的解决办法^[13-17]. 在目标检测方面, 深度学习网络通过输入的图像特征来输出目标检测结果, 经过训练后可以实现实时处理. 因此, 将深度学习中的目标检测方法引入 BP 成像过程, 有望大幅缩短 BP 成像时间.

另外, BP 成像算法需要预知地下介质环境的相对介电常数, 否则成像结果难以完全聚焦, 会呈现出过聚焦或欠聚焦的特征. 杨忠委等人^[18]基于波场相关性设计了一种自聚焦成像方法, 但该方法需要进行大量的时频域变换和积分运算, 时间复杂度较高; Feng 等人^[19]通过自动聚焦指标估计合适的偏移速度, 以减少偏移过程中的目视检查和校正次数; Li 等人^[20]通过估计相位误差来补偿运动误差, 提出了一种基于 Prewitt 算子和粒子群优化的自聚焦方法; 雷文太等人^[21]研究了基于 BP 成像结果聚焦特征的介电常数估计方法. 对于 BP 成像中介电常数未知的情况, 目前常用的处理方法就是设定一个介电常数估计区间, 对每个估计值分别进行成像, 再对成像

结果的聚焦度加以评估, 效率较低, 精度难以保证. 基于不同介电常数估计下成像结果的不同散焦特征, 通过设计深度学习网络并构造数据集, 可以实现近实时的介电常数估计, 进而实现自聚焦 BP 成像.

此外, GPR 对地探测时, 发射信号的带宽是有限的. 对冲激脉冲体制而言, 发射信号是一个零均值的冲激脉冲, 在时域是有一定扩展宽度的, 并非理想的冲激脉冲函数. 对其他体制而言, 回波信号经处理后, 在时域也有一定扩展. BP 成像是对这些有一定时域扩展的回波信号进行聚焦处理, 通常会在成像结果上显示上下 2 个强散射中心, 实际上这 2 个散射中心对应于 1 个目标. 这种现象称为 BP 成像的强伪像或伪影, 伪影的存在使得目标定位和识别难度增大. 文献[22, 23]通过引入加权因子和双阈值算法, 对目标进行增强, 弱化伪影; Zhou 等人^[24]引入了乘法因子, 将 BP 算法的流程优化为延迟、相乘、求和, 在一定程度上削弱伪影; Burkholder 等人^[25]提出了相干因子的概念, 通过抑制低相干特征来提高成像质量. 上述方法实现了一定程度的伪影抑制和聚焦提升, 但不能应用于精细成像场合. 需要进一步研究 BP 成像中的伪影抑制算法, 提高成像结果的聚焦度.

本文提出一种基于深度学习的探地雷达自聚焦后向投影成像方法, 该方法内包含 3 个处理模块. ROI (Region Of Interest) 检测模块将 YOLOX 网络和 BP 成像机理相结合, 快速检测出目标潜在区域, 仅在该区域内成像, 避免全域的后向投影计算, 节省计算量; AF-BP (Auto Focusing BP) 成像模块通过构建 BS-YOLOv5 网络, 构造数据集, 设置介电常数估计范围预测地下介质的介电常数值, 实现介电常数未知情况下的 ROI 区域中的自聚焦成像. DTIF (artifact suppression based on Double Threshold and Integral Focusing) 模块用来抑制 ROI 区域中的成像伪影. 设计了基于幅度阈值的目标点和待定点分割方法, 通过相似度阈值将每个待定点划分为目标点和背景点, 再采用基于积分的聚焦方法来抑制伪影, 提高成像质量.

2 DABP 成像方法

2.1 ROI 检测模块

作为单阶段目标检测算法的代表,YOLOX算法的目标检测速度较2阶段目标检测算法有很大的提升^[26].传统的BP成像算法是对整个待成像区域的网格进行计算,时间复杂度高.而地下目标的空间分布通常是稀疏的,没必要对非目标区域进行成像计算.将YOLOX网络和BP成像相互结合,仅对目标潜在区域进行成像,可以在保证成像质量的前提下提高成像的速度.

首先,对于已知的GPR B-scan数据,设其尺寸为 $U \times V$,单道A-scan的时窗为 T .然后确定待成像区域 $I(x, z)$ 的尺寸,其沿测线方向范围为 L_x ,深度为 L_z ;成像后的图像尺寸为 $M \times N$,其中, M 为沿深度方向的离散数目, N 为沿测线方向的离散数目.令B-scan数据中成像区域的每个网格的长宽相同,即 $d_z = d_x$.可以得到:与数据采集时的测线范围相同,且在测线方向上的成像尺寸设为 $N = \rho V$ (ρ 为正整数);并且可以获得 d_x ,有 $d_x = L_x / N$;成像的最大深度为 $L_z = T \cdot v_e / 2$,其中 v_e 为电磁波在地下介质中的传播速度.接着可以得到在深度方向上的成像尺寸为 $M = L_z / d_z$.根据以上设置,可以得到成像区域 $I(x, z)$ 的尺寸.

接着,构建YOLOX网络并构造B-scan数据集对网络进行训练.设计了仿真和实测实验,通过改变地下目标的数量(单目标、双目标或3目标)、分布(位置或深度)和种类(材质或尺寸)以及地下介质的介电常数来获取多种地下情况的GPR B-scan数据,在每个数据的B-scan顶点区域进行标注并保存为数据集.共选取了800张B-scan数据进行标注并划分训练验证集和测试集.其中,训练验证集和测试集的比例为9:1,训练验证集中训练集和验证集的比例为9:1.典型的B-scan及标注结果如图1所示.

然后,将数据送入网络进行训练和测试,进行参数调整和多次训练,直到网络收敛.本实验中,损失函数由3部分组成,第1部分为ROI预测框和真实框之间的IOU损失,第2部分为预测框内是否存在目标的二进制交叉熵损失(Binary Cross Entropy, BCE),第3部分为预测框内目标类别BCE损失,公式为

$$\text{Loss} = \text{LossR} + \text{LossO} + \text{LossC} \quad (1)$$

其中,Loss为总损失函数,LossR为ROI预测的损失,LossO为是否存在目标的损失,LossC为分类损失.当损失函数值降为2以下时,认为网络收敛,即网络能够检测出B-scan数据的顶点区域.训练过程中,损失函数的曲线如图2所示.其中,红色实线为训练集损失,橙色实线为验证集损失,绿色虚线为平滑后的训练集损失,棕色虚线为平滑后的验证集损失.

将GPR B-scan数据输入到训练好的YOLOX网络

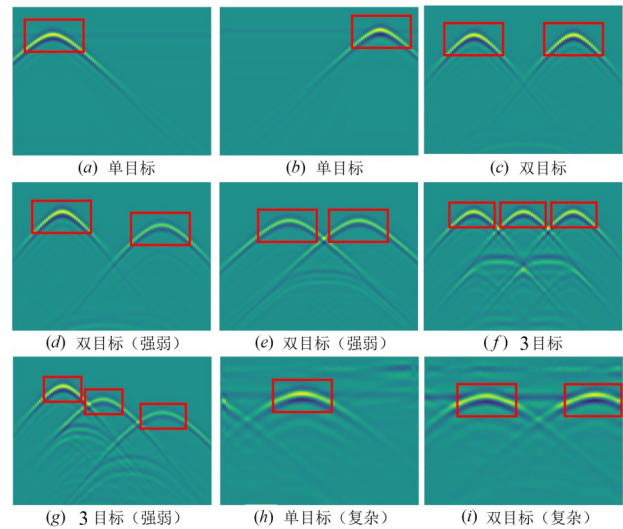


图1 典型B-scan标注结果

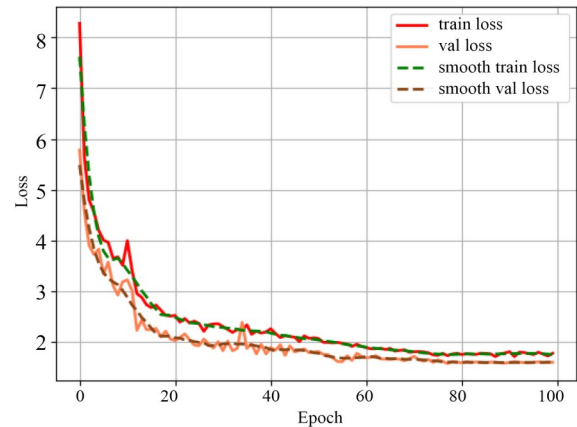


图2 YOLOX网络训练损失函数示意

中,网络会框定目标潜在区域,并输出B-scan数据中ROI的矩形框的4个角坐标的位置索引.根据输出的B-scan二维图像的尺寸,以及待成像区域的尺寸,利用它们的比例关系可以得到待成像区域目标ROI区域的四个角位置索引.对于某个角坐标的定义为

$$\begin{cases} \text{RN}_x = (\text{RL}_x / V) \cdot N \\ \text{RN}_z = (\text{RL}_z / U) \cdot M \end{cases} \quad (2)$$

其中, RN_x 为成像后沿地表方向的索引值, RN_z 为成像后沿深度方向的索引值, RL_x 为YOLOX网络对输入B-scan图像预测后所输出的沿地表方向的索引值, RL_z 为沿深度方向的索引值.

本ROI检测模块的输入为预处理后的GPR B-scan数据,输出为待成像区域中的ROI位置坐标,供后续模块在该ROI区域中进行自聚焦成像处理.该模块的处理流程如图3所示.

获得上述坐标后,在已知背景介质的相对介电常数时,也可以将该模块单独使用,仅在ROI内进行传统

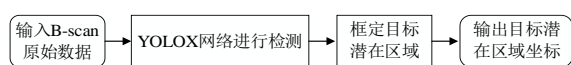


图3 ROI检测模块流程图

BP成像. 当背景介质的相对介电常数未知时, 本文设计了AF-BP成像模块.

2.2 GPR AF-BP成像模块

2.2.1 基于深度学习的BP成像结果分类

ROI检测模块实现了成像区域中潜在目标位置的框定, 但当背景介质的相对介电常数未知时, 无法直接进行成像处理. 为此, 开展了基于深度学习的BP成像结果的分类研究, 其基本出发点是: BP成像结果的

图像聚焦特征与背景介质的相对介电常数估计值有一一对应关系. 当介电常数的估计值偏大时, 采用此估计值进行BP成像后, 成像结果会呈现出开口向下的曲线特征, 即欠聚焦; 当介电常数的估计值偏小时, 成像结果会呈现出开口向上的曲线特征, 即过聚焦; 当介电常数的估计值和真实值接近或相等时, 成像结果会呈现出完全聚焦的特征. 根据上述分析, 将BP成像结果细分为5类: 欠聚焦特征(包含误差较大的欠聚焦特征和误差较小的欠聚焦特征), 完全聚焦特征和过聚焦特征(包含误差较小的过聚焦特征和误差较大的过聚焦特征). 5种BP成像结果的聚焦特征如图4所示.

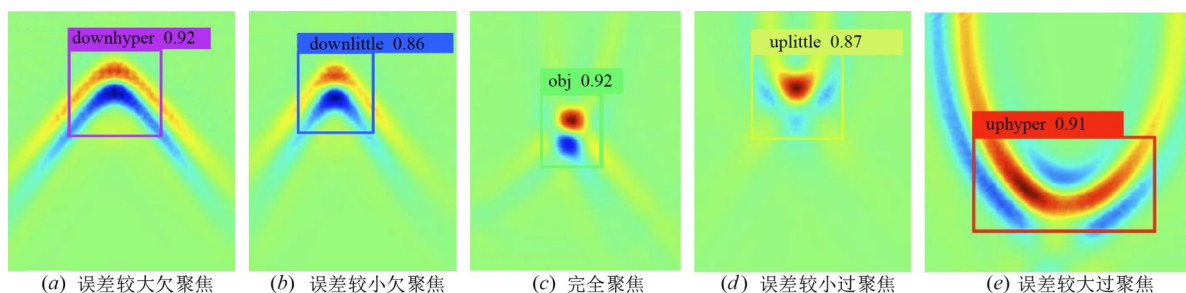


图4 BP成像聚焦特征

设计了BS-YOLOv5神经网络, 来提取成像结果的聚焦特征, 网络结构包括:

(1) 主干特征提取网络. 与YOLOv5网络相同, 该主干特征提取网络可以生成3个不同尺寸的特征图, 并没有根据BP成像结果的图像特征进行权重优化.

(2) 基于图像能量的Sim注意力模块. BP成像结果中, 总会包含1块最强散射区域, 对应其中的1个强散射目标. 正是利用最强目标的散射回波成像在图像域的特征来对成像聚焦特征进行估计. 在YOLOv5网络中增加了Sim注意力模块, 让网络在训练过程中对成像结果幅度最强区域给予更大权重.

(3) 特征增强网络. 通过多次上采样、下采样、通道相加和通道堆叠处理, 用于细化、组合和增强BP成像结果的特征.

(4) 预测头网络. 用于汇总前2层所得到的成像结果特征, 进行预测和分类.

BS-YOLOv5网络结构如图5所示, 各个模块结构如图6所示.

构造了AF-BP成像模块的训练集, 通过改变地下目标的数量、分布和种类, 获取多场景下的GPR B-scan数据. 对于每个B-scan数据, 设置1个介电常数区间, 中值为当前数据的真实介电常数. 在该区间中, 等间隔生成多个相对介电常数估计值, 对该B-scan数据进行批量的BP成像, 获得1组成像结果, 保存结果, 作为数据集. 共选取了2100张BP成像结果进行标注并划分

训练验证集和测试集. 其中, 训练验证集和测试集的比例为9:1, 训练验证集中训练集和验证集的比例为9:1. 将数据送入网络进行训练和测试, 进行参数调整和多次训练, 直到网络对BP成像结果中的聚焦特征有一个较好的检测效果.

GPR BP成像结果的基本特征: BP成像结果中总会包含1块最强散射区域, 对应于地下的强散射目标. 本文利用最强目标的散射回波经BP成像后在图像域的特征对成像聚焦特征进行估计. 基于此特征, 设计了Sim注意力模块, 输入大小为 $H \times Q \times W$ 的特征提取网络的输出特征图, 输出大小为 $H \times Q \times W$ 的经处理的特征图, 该模块有2个支线, 分别为能量均衡支线和残差支线.

对于能量均衡支线, 其中有1个能量减均模块 E_1 , 输入大小为 $H \times Q \times W$, 特征图输入到该模块后, 对其 $H \times Q$ 维度的每个二维特征图像, 计算其平均能量值, 使用原图像的每个像素减去该平均能量, 得到处理后的特征图像, 表示为

$$P_{out_i} = P_{in_i} - \text{avg}(P_{in_i}) \quad (3)$$

其中, P_{out_i} 为处理后的第 i 通道的特征图像, P_{in_i} 为处理前的第 i 通道的特征二维图像, $\text{avg}(\cdot)$ 为求平均函数.

能量减均模块输出大小为 $H \times Q \times W$, 对特征图做减均操作后, 将特征图输入到下个能量均衡模块 E_2 中, 输入大小为 $H \times Q \times W$, 减均后的特征输入到该模块后, 对于其 $H \times Q$ 维度的每个二维特征图像, 基于图像能量

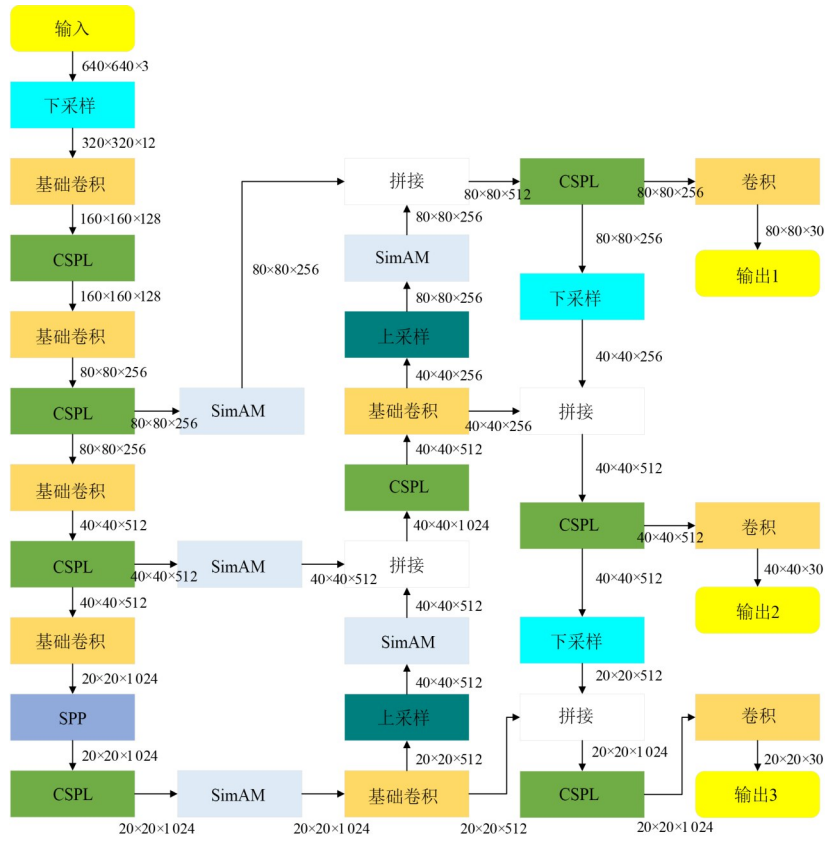


图5 BS-YOLOv5网络结构

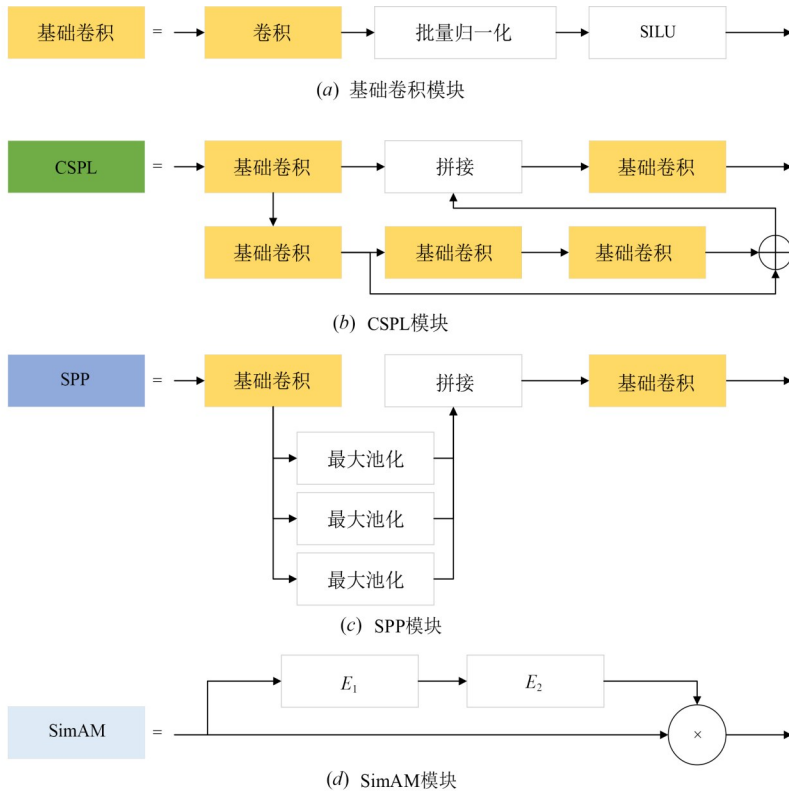


图6 BS-YOLOv5模块结构

的总和做归一化处理,得到处理后的图像,表示为

$$P_{out_i} = \frac{P_{in_i}}{4 \times \left(\sum_{i \in [0,H]} \sum_{j \in [0,Q]} P_{in_i,j} \right) / (n + 10^{-4})} + 0.5 \quad (4)$$

其中, P_{out_i} 为处理后的第*i*通道的特征图像, P_{in_i} 为处理前的第*i*通道的特征二维图像, $\left(\sum_{i \in [0,H]} \sum_{j \in [0,Q]} P_{in_i,j} \right)$ 为第*i*通道中每个像素的幅值的和, n 为像素总数减1.

归一化处理后,输出的大小为 $H \times Q \times W$,输出的特征图像幅值都被缩小到1以下,原来图像中能量较强的地方权重高,能量较弱的地方权重低,达到了给聚焦区域更加多注意力的效果.

对于残差支线,用于稳定前向传播和反向传播,输出即输入,大小均为 $H \times Q \times W$.将能量均衡支线输出结果和残差支线输出结果的对应像素求积,得到最终特征图,输入大小均为 $H \times Q \times W$,输出大小为 $H \times Q \times W$.

对于每个输入的BP成像结果,网络会输出当前结果是欠聚焦、过聚焦或完全聚焦.若为欠聚焦,则认为当前预测的介电常数偏大;若为过聚焦,则认为当前预测的介电常数偏小;若为完全聚焦,则认为当前的介电常数预测准确.

2.2.2 AF-BP成像模块流程

网络训练完毕后,对成像结果进行预测,采用改进的二分法对介电常数预测区间进行迭代和更新,预测地下介质的介电常数,步骤如算法1所示.

上述算法中, α 为当前介电常数预测过程中对区间的补偿值, $\text{rand}(\text{front}, \text{stern})$ 为在 front 和 stern 之间取随机值,0.05为误差系数,即可接受预测的误差最大值为5%.该补偿值避免了真实介电常数被移出介电常数预测区间的情况.GPR AF-BP成像模块整体流程如图7所示.

2.3 DTIF模块

2.3.1 基于双阈值的伪影去除

对ROI内进行BP成像后,对成像结果设置2个阈值:幅度阈值和相似度阈值.幅度阈值为用于区分目标和背景像素点划分的边界,BP成像后大于该阈值的各像素点直接被确定为目标;相似度阈值为对于某个在目标边缘附近的点(无法被直接确定为目标或背景),通过计算其与目标的相似度来区分目标和背景像素点的边界.

(1) 幅度阈值的设置和处理

首先对ROI内进行BP成像,然后找到ROI内绝对值最大的1个正像素点和负像素点,记其像素值分别为 P_{\max} 和 N_{\max} ,记 P_{\max_x} 和 P_{\max_z} 分别为正像素值最大点在地表和深度方向的索引值, N_{\max_x} 和 N_{\max_z} 分别为负像素值最小点在地表和深度方向的索引值,记ROI在深

算法1 AF-BP成像

输入: 初始介电常数预测区间 $[\epsilon_{\text{left}}, \epsilon_{\text{right}}]$,初始介电常数 ϵ_0 ,待成像区域尺寸 $M \times N$

输出: AF-BP成像结果,地下介质的介电常数 ϵ

开始:

1. $\epsilon_{\text{now}} \leftarrow \epsilon_0$
 2. FOR $i \leftarrow 0$ TO M DO
 3. FOR $j \leftarrow 0$ TO N DO
 4. 对成像区域内每个网格BP成像,获得成像结果 - 5. 将输入BS-YOLOv5网络,网络输出的聚焦点特征类别BPH
 - 6. WHILE BPH != 完全聚焦 DO
 - 7. $\alpha \leftarrow \text{rand}(0, 0.05) \cdot \epsilon_{\text{now}}$
 - 8. IF BPH == 误差较大的欠聚焦 OR 误差较小的欠聚焦 THEN
 - 9. $\epsilon_{\text{right}} \leftarrow \epsilon_{\text{now}} + \alpha$
 - 10. ELSE
 - 11. $\epsilon_{\text{left}} \leftarrow \epsilon_{\text{now}} - \alpha$
 - 12. $\epsilon_{\text{now}} \leftarrow \frac{(\epsilon_{\text{left}} + \epsilon_{\text{right}})}{2}$
 - 13. 使用新的 ϵ_{now} 对成像区域内每个网格BP成像,获得新的 - 14. 将输入BS-YOLOv5网络,网络输出的聚焦点特征类别BPH
 - 15. $\epsilon \leftarrow \epsilon_{\text{now}}$
 - 16. 输出AF-BP成像结果和地下介质的介电常数 ϵ
- 结束

度方向的上边界为 F_z ,过程如算法2所示.

算法2中, L_1 的意义为目标能量较大的部分(目标部分), L_2 的意义为 P_{\max} 到ROI的上边缘的距离作为能量较小的一部分(背景部分).将目标部分除以目标部分加背景部分,近似于目标区域幅值大小占总幅值区域大小的百分比,如图8所示.

对于某个成像单元,若其像素值在 $[t \cdot P_{\max}, P_{\max}]$ 或 $[N_{\max}, t \cdot N_{\max}]$ 之间,则可直接将其认为是目标点,不做处理;若其像素值在 $[0, t \cdot P_{\max}]$ 或 $(t \cdot N_{\max}, 0]$ 之间,那么认为该成像单元为待定点,不能直接定义其是目标还是背景,后续使用相似度阈值进行处理.

(2) 相似度阈值的设置和处理

对于相似度阈值 λ ,对每个待定点设置1个有限长为“十”字形的模板,模板在4个方向上的长度相等,处理过程如算法3所示.

算法3中, λ_{up}^* 、 λ_{down}^* 、 λ_{left}^* 、 λ_{right}^* 分别为待定点模板中4个方向的目标相似值, $\text{floor}()$ 表示向下取整函数, $\text{mean}()$ 表示取平均函数, $\text{LM}()$ 表示在模板长度内的最大目标相似值.相似度阈值的设置和处理如图9所示.

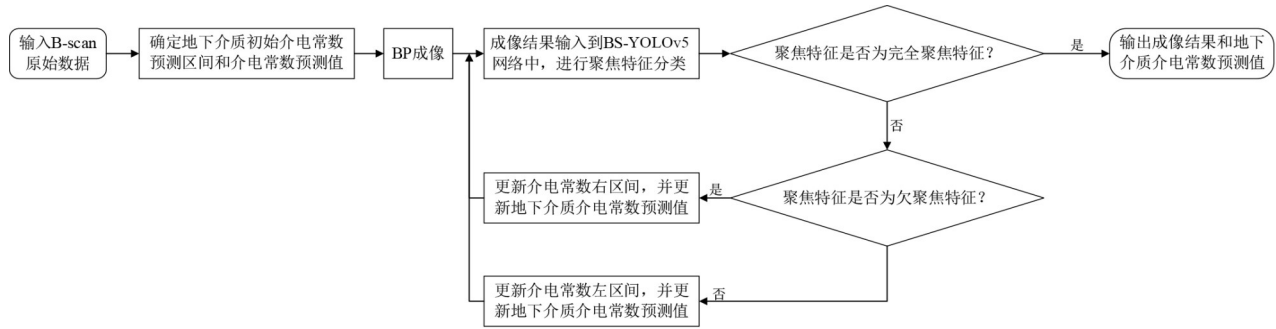


图7 GPR AF-BP成像模块流程

算法2 幅度阈值的设置及处理

输入: $P_{max}, N_{max}, P_{max_x}, P_{max_z}, N_{max_x}, N_{max_z}, F_z$, 地下介质介电常数 ϵ , 待成像区域尺寸 $M \times N$

输出: 经过幅度阈值处理的成像中间结果 $img2$; 幅度阈值参数 t

开始:

1. $t \leftarrow 0$
2. FOR $i \leftarrow 0$ TO M DO
3. FOR $j \leftarrow 0$ TO N DO
4. 用介电常数 ϵ 对成像区域内每个网格BP成像, 获得成像结果 $img2$
5. $L_1 = \sqrt{(P_{max_x} - N_{max_x})^2 + (P_{max_z} - N_{max_z})^2}$
6. $L_2 = P_{max_z} - F_z$
7. $t = L_1 / (L_1 + L_2)$
8. FOR $i \leftarrow 0$ TO M DO
9. FOR $j \leftarrow 0$ TO N DO
10. $tmp \leftarrow img1[i][j]$
11. IF $t \cdot N_{max} < tmp < t \cdot P_{max}$ THEN
12. 标记该成像单元为待定点
13. 输出幅度阈值成像中间结果 $img2$, 幅度阈值 t

结束

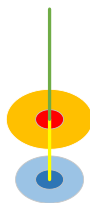


图8 确定幅度阈值大小中因子 t 的示意(黄色为 L_1 , 绿色为 L_2)

2.3.2 基于积分的聚焦成像

对于2.3.1节中的处理结果, 其特征分为2种: 一种为列上的像素值全为0, 另一种为列上至少有1个像素值不为0. 对于后一种情况, 其列的幅度的变化趋势是: $0 \rightarrow$ 该列最大值 $\rightarrow 0 \rightarrow$ 该列最小值 $\rightarrow 0$, 而成像后的期望目标列幅值的变化趋势会是: $0 \rightarrow$ 该列最大值 $\rightarrow 0$. 根据

算法3 相似度阈值的设置及处理

输入: 成像中间结果 $img2$, 待成像区域尺寸 $M \times N$; $P_{max}, N_{max}, P_{max_x}, P_{max_z}, N_{max_x}, N_{max_z}$, 幅度阈值参数 t

输出: 经双阈值处理的成像结果 $img3$

开始:

1. $\lambda_{up}, \lambda_{down}, \lambda_{left}, \lambda_{right}, k \leftarrow 0$
2. WHILE $img2[P_{max_z} - k][P_{max_x}] \geq t \cdot P_{max}$ DO
3. $k \leftarrow k + 1$
4. $\lambda_{up} \leftarrow k$
5. $\lambda_{down}, \lambda_{left}, \lambda_{right}$ 的计算类似上述循环, WHILE 对应到各自的方向
6. $\lambda = \min(\lambda_{up}, \lambda_{down}, \lambda_{left}, \lambda_{right})$
7. $\lambda_{len} = \text{floor}(\text{mean}(\lambda_{up}, \lambda_{down}, \lambda_{left}, \lambda_{right}))$
8. 负像素的相似度阈值类似上述正像素计算过程
9. FOR $i \leftarrow 0$ TO M DO
10. FOR $j \leftarrow 0$ TO N DO
11. IF $img2[i][j]$ 为待定点 THEN
12. $\lambda_{up}^*, \lambda_{down}^*, \lambda_{left}^*, \lambda_{right}^*, k \leftarrow 0$
13. WHILE $k \leq \lambda_{len}$ and $(img2[i - k][j] \geq t \cdot P_{max}$ OR $img2[i + k][j] \leq t \cdot N_{max})$ DO
14. $k \leftarrow k + 1$
15. $\lambda_{up}^* \leftarrow k$
16. $\lambda_{down}^*, \lambda_{left}^*, \lambda_{right}^*$ 的计算类似上述循环, WHILE 对应到各自的方向
17. $\lambda_{max} = \text{LM}(\lambda_{up}^*, \lambda_{down}^*, \lambda_{left}^*, \lambda_{right}^*, \lambda_{len})$
18. IF $\lambda_{max} < \lambda$ THEN
19. $img2[i][j] \leftarrow 0$
20. $img3 \leftarrow img2$
21. 经双阈值处理的成像结果 $img3$

结束

这2种变化趋势, 提出了基于定积分的聚焦算法, 定积分在函数曲线上的运算过程可以看作是曲线下的面积累加. 对于每个像素点, 设置1个长度为 $2e+1$ 的测试区间 C , 包括了该像素点(位于中心)以及上下 e 个像素点. e 为区间 $(L_1/2 - 1, L_1/2 + 1)$ 中的任一整数, 其中 L_1 为



图9 相似度阈值的处理

绝对值最大的正负像素点的坐标之间的距离,处理过程如算法4所示.

算法4 基于积分的聚焦成像

输入: 经双阈值处理的成像结果 $img3$, 待成像区域尺寸 $M \times N$

输出: DABP 成像结果 $img4$

开始:

1. FOR $j \leftarrow 0$ TO N DO
2. $Line \leftarrow img3[:,j]$
3. IF $\max(Line) > 0$ THEN
4. $integral \leftarrow 0$
5. FOR $i \leftarrow 0$ TO M DO
6. $Integral \leftarrow Integral + Line[i]$
7. IF $(img3[i][j] > 0 \text{ and } \max(C) \neq img3[i][j])$ OR
8. $\left(\left(img3[i][j] == 0 \text{ and } \min\left(\frac{\Delta C[0:e]}{\Delta e}\right) < 0 \right) \right.$
 $\left. \text{AND } \max\left(\frac{\Delta C[e+1:2e+1]}{\Delta e}\right) > 0 \right)$ OR
9. $(img3[i][j] < 0)$ THEN
10. $img3[i][j] \leftarrow img3[i][j] + integral$
11. $img4 \leftarrow img3$
12. 输出 DABP 成像结果 $img4$

结束

算法4中, C 为该像素点的测试区间, $\frac{\Delta C[0:e]}{\Delta e}$ 为区间 C 前 e 个像素对应的变化趋势, $\frac{\Delta C[e+1:2e+1]}{\Delta e}$ 为区

间 C 后 e 个像素对应的变化趋势. 经过基于积分的聚焦成像, 用一个比例关系来对聚焦后的位置进行校准, 减小目标的定位误差, 表示为

$$d = \frac{D_{old}}{D_{new}} \cdot d_{old} \quad (5)$$

其中, d 为每个像素更新后的深度位置, D_{old} 为更新前的每个像素的深度位置, D_{new} 为后处理后正幅值最大处的深度位置, d_{old} 为后处理前正幅值最大处的深度位置. 经过基于积分聚焦成像, 输出 DABP 最终的成像结果.

3 实验与分析

为验证本文所提方法的有效性, 本节将对仿真数据和沙箱实测数据进行成像处理, 并给出每个模块的处理结果及分析.

3.1 实验场景

3.1.1 仿真实验

采用 $gprMax^{[27]}$ 仿真软件对二维探测场景进行仿真, 单发单收天线采用合成孔径方式对地下目标进行探测, 探测场景如图10所示, 参数配置如表1所示.

3.1.2 实测实验

在实验室沙箱进行实测实验, 沙箱中的介质为干燥石英砂, 实测数据由 GSSI SIR4000 设备采集, 中心频率为 2 GHz, 其他设置的参数与仿真实验相似, 处理过程与仿真条件下相同, 实测实验场景如图11所示.

3.2 ROI 检测模块

对于 ROI 检测模块, 设计仿真实验用于检测其对于地下目标感兴趣区域框定的准确性, 输入为仿真

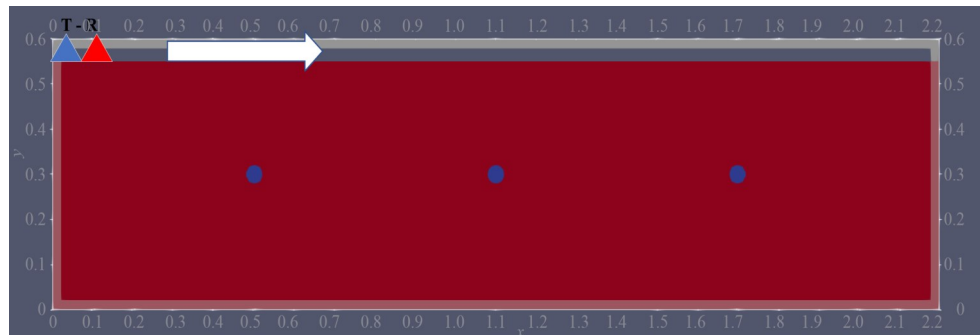


图10 仿真实验的实现场景示意

表 1 仿真实验参数表

模型相关参数		发射-接收天线相关参数	
模型尺寸	2.2 m × 0.6 m × 0.002 m	发射天线发射波形	Ricker子波
单元格尺寸	0.002 m × 0.002 m × 0.002 m	中心频率/MHz	800
介质厚度/m	0.55	仿真实验时窗/ns	15
介质的相对介电常数	2.5	发射-接收天线起点	(0.1,0.55,0)
介质的相对磁导率	1.0	发射-接收天线终点	(2.1,0.55,0)
地下目标类型	金属圆柱体	发射-接收天线步长/m	0.02
地下目标尺寸/m	半径0.02~0.05	扫描次数	100
地下目标深度/m	0.2~0.4	—	—



图 11 实测实验的实际场景

B-scan 数据,输出为 ROI 区域对应于待成像区域的四角坐标. YOLOX 网络训练后,即可实现对 ROI 区域的框定. 仅在 ROI 区域中采用 BP 成像算法,即可获得整个区域的成像结果,如图 12 所示,成像算法的耗时间对比如表 2 所示.

结果显示,ROI 检测后 BP 成像算法能够大幅压缩对非目标区域的成像运算,在成像效率方面较现有 BP 成像方法有大幅提升.

表 2 各 BP 成像方法的成像时间对比

BP 算法	BP	WBP	MBP	ROI 检测后 BP
运行时间/s	91.11	97.34	155.96	13.03

3.3 GPR AF-BP 成像模块

获得 3.2 节中 ROI 区域的四角坐标后,将其输入到 AF-BP 成像模块中,经 BS-YOLOv5 网络训练后,使用 AF-BP 成像模块进行介电常数估计和自聚焦成像,AF-BP 成像模块的输出结果为自聚焦成像结果和地下介质介电常数的预测值.

3.3.1 仿真实验

首先设置相对介电常数估计区间为[1,15],设置当前介电常数值为 8,进行自聚焦成像,再对估计区间和当前介电常数值进行更新,成像过程如图 13 和表 3 所示.

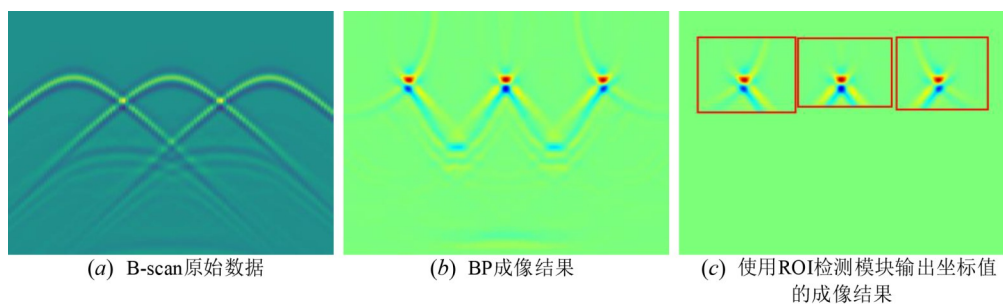


图 12 ROI 模块实验结果

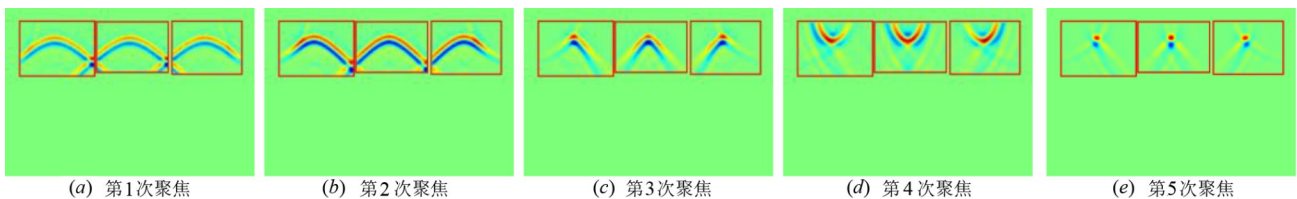


图 13 仿真成像结果

表3 自聚焦BP成像仿真实验过程

聚焦次数	当前介电常数	左区间	右区间	聚焦类别
0	—	1	15.00	—
1	8.00	1	8.22	欠聚焦
2	4.61	1	4.84	欠聚焦
3	2.92	1	3.04	欠聚焦
4	2.02	1.98	3.04	过聚焦
5	2.51	—	—	完全聚焦

自聚焦完成时,相对介电常数预测值为2.51,和仿真场景中的预设值2.5仅偏差0.4%.

3.3.2 实测实验

首先设置相对介电常数估计区间为[1,12],设置当前介电常数值为6.5,进行自聚焦成像,再对估计区间和当前介电常数值进行更新,成像过程如图14和表4所示.

自聚焦完成时,相对介电常数预测值为3.29.通过在沙箱中放置标准体目标,测得干砂的相对介电常数

表4 自聚焦BP成像实测实验过程

聚焦次数	当前介电常数	左区间	右区间	聚焦类别
0	—	1.00	12.00	—
1	6.50	1.00	6.52	欠聚焦
2	3.76	1.00	3.94	欠聚焦
3	2.47	2.40	3.94	过聚焦
4	3.17	3.04	3.94	过聚焦
5	3.49	3.04	3.53	欠聚焦
6	3.29	—	—	完全聚焦

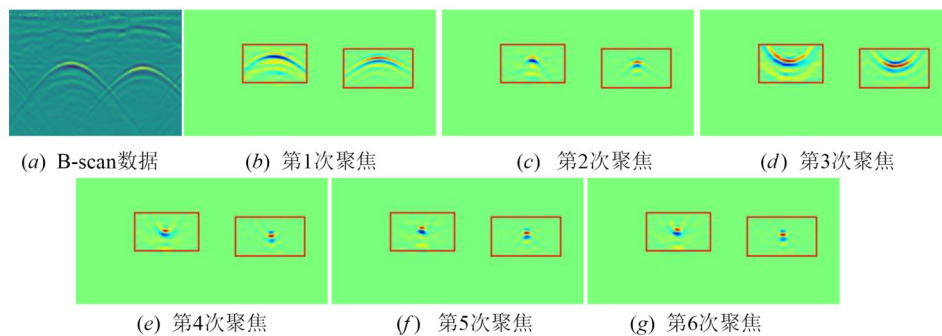


图14 实测成像结果

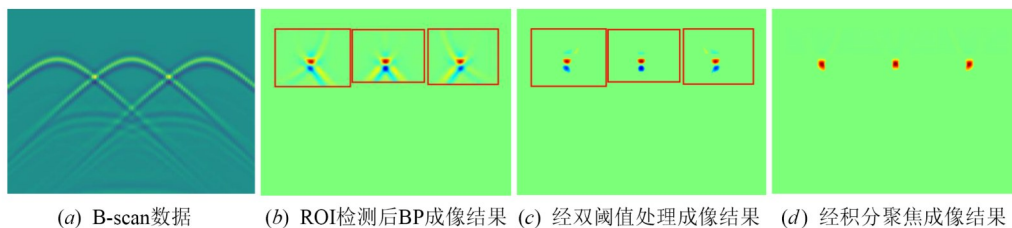


图15 DABP仿真成像结果

值为3.24. AF-BP成像模块获得的估计值和真实值相对偏差为1.54%,验证了本算法在实测环境下的有效性.

3.4 DTIF模块

在本节中,将DTIF模块应用于仿真数据实验和实测数据实验,计算成像结果的相关指标,并与其他现有的方法进行对比,将3.2节中输出的ROI区域四角坐标和3.3节中输出的地下介质介电常数输入到DTIF模块中,输出结果为DABP成像结果.

3.4.1 仿真实验

图15展示了DABP的成像结果,3个目标均实现聚焦成像.图16显示了现有成像方法(BP、MBP、WBP、CWBP^[28])的成像结果.针对成像的结果,本文使用综合旁瓣比(ISLR^[29])、目标-杂波比(SCR^[81])和成像时间(Time)对成像结果进行定量评估.综合旁瓣比(ISLR)的定义如式(6)所示,目标-杂波比(SCR)的定义如式(7)所示.

$$\text{ISLR} = 10 \lg \left[\frac{E_{\text{total}} - E_{\text{main}}}{E_{\text{main}}} \right] \quad (6)$$

其中,lg(-)是对数函数, E_{total} 是整张图像的能量, E_{main} 是目标的能量主瓣.

$$\text{SCR} = 10 \lg \left(\frac{N_c \sum_{i \in A_t} |I_i|^2}{\sum_{i \in A_c} |I_i|^2} \right) \quad (7)$$

其中,lg(-)是对数函数, I_i 表示第*i*个像素, N_c 表示在目标区域中的像素数量, N_t 表示在杂波或背景区域中的像素数量, A_t 为目标区域, A_c 为杂波或背景区域.

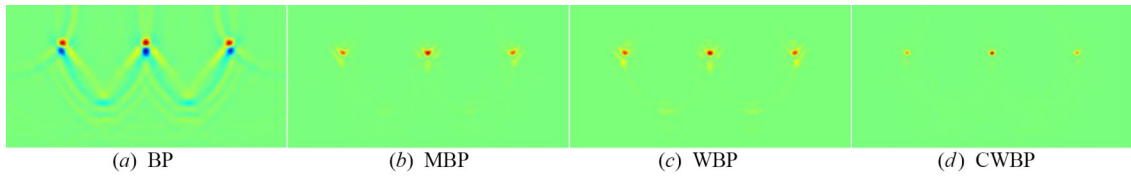


图 16 现有的方法对仿真场景进行成像的结果

表 5 给出了现有成像方法和本文成像方法的相关指标,图 17 给出了基于双阈值和积分聚焦成像结果在 2 个方向上的剖面图.

表 5 仿真实验不同的方法成像结果指标

成像方法	ISLR/dB	SCR/dB	<i>t</i> /s
BP	-4.18	20.43	91.11
MBP	-7.11	32.12	155.96
WBP	-6.27	29.39	97.34
CWBP	-10.28	40.17	194.22
DABP	-18.82	47.29	22.23

注:加粗数据表示相关指标最优.

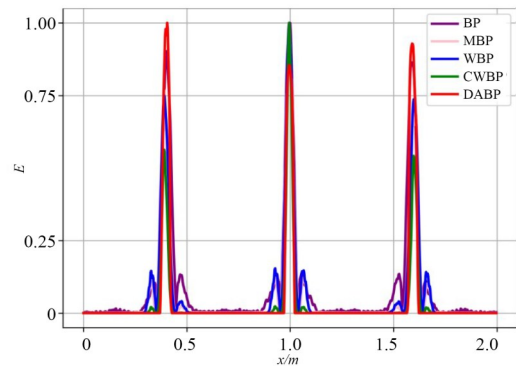
如表 5 所示,在 ISLR 指标上,DABP 较 BP、MBP、WBP、CWBP 方法分别降低了 14.64 dB、11.71 dB、12.55 dB 和 8.54 dB,DABP 有最小的 ISLR,意味着旁瓣抑制效果最优.在 SCR 指标上,DABP 较 BP、MBP、WBP、CWBP 分别提高了 26.86 dB、15.17 dB、17.9 dB 和 7.12 dB,此结果说明 DABP 成像结果中的目标散射强度更大,而非目标和背景的散射强度更小,聚焦程度更优.在计算效率方面,DABP 的处理时间比其他方法快 300% 以上.DABP 的伪影抑制效果最优,见图 17.

3.4.2 实测实验

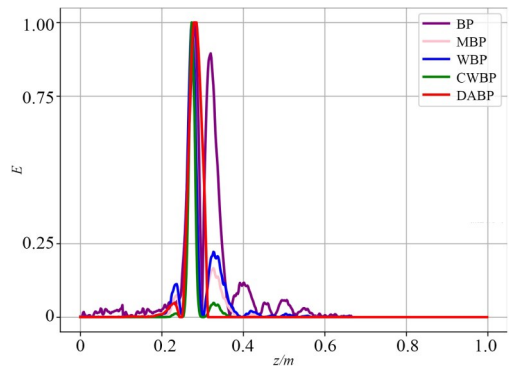
实测实验在埋有 2 根金属管的沙箱中进行,输入 3.2 节中获得的 ROI 区域 4 角坐标和 3.3 节中获得的地下介质介电常数进行成像,图 18 展示了 DABP 成像和现有方法的实测数据成像结果.

如表 6 所示,在 ISLR 指标上,DABP 较 BP、MBP、WBP、CWBP 分别降低了 9.69 dB、4.65 dB、5.38 dB 和 2.72 dB.在 SCR 指标上,DABP 较 BP、MBP、WBP、CWBP 分别提高了 18.02 dB、6.39 dB、10.02 dB 和 1.94 dB. DABP 的伪影抑制效果最优,见图 19.

上述实验中所有算法的代码均在 CPU 为 12 th Gen



(a) *x*轮廓



(b) *z*轮廓

图 17 基于双阈值和积分聚焦成像仿真实验结果在 *x* 轴和 *z* 轴方向上的轮廓

表 6 实测实验不同的方法成像结果指标

成像方法	ISLR/dB	SCR/dB	<i>t</i> /s
BP	-3.01	25.01	94.48
MBP	-8.05	36.64	154.06
WBP	-7.32	33.01	101.18
CWBP	-9.98	41.09	204.79
DABP	-12.70	43.03	23.18

注:加粗数据为伪影抑制效果最优.

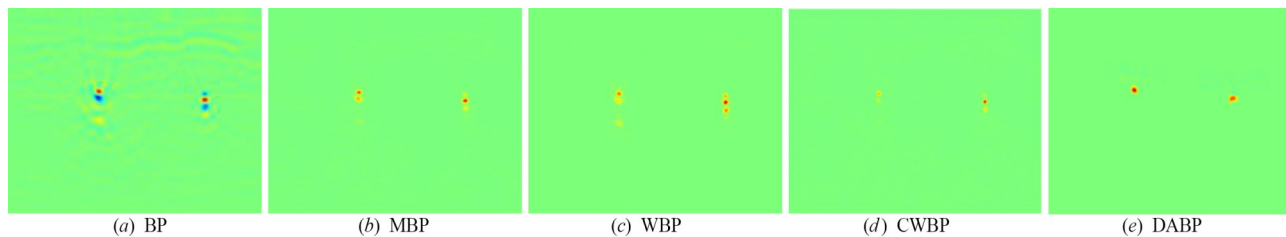


图 18 实测成像结果

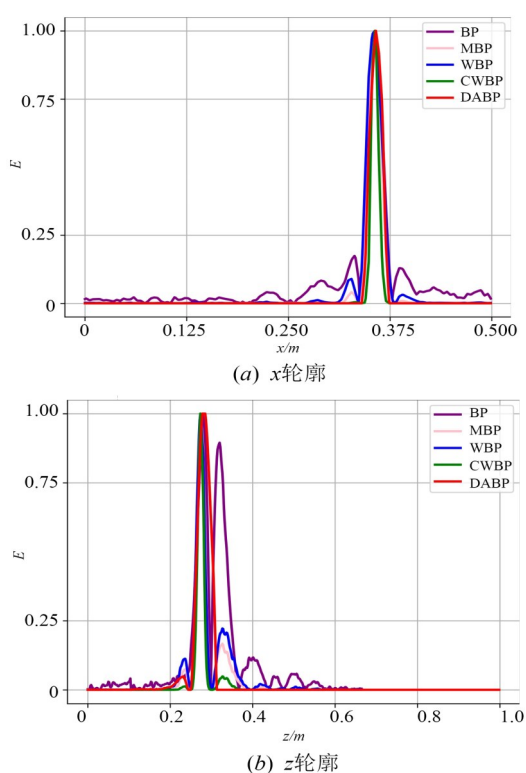


图19 基于双阈值和积分聚焦成像实测实验结果在 x 轴和 z 轴方向上的轮廓

Intel(R) Core(TM) i9-12900K 3.20 GHz, GPU 为显存大小为 12 GB 的 Geforce RTX3080Ti, 内存为 32.00 GB 的计算机上运行, 实测数据均使用 GSSI SIR4000 设备采集. 通过对仿真和实测实验的处理, 结果表明, 本文提出的方法在目标 ROI 区域框定和自聚焦成像方面, 实现了计算效率和成像质量的同时提升, 适用于 GPR 实时成像处理场合.

4 结论

本文提出了一种 DABP 成像方法, 包括 ROI 检测、AF-BP 成像和 DTIF 伪影抑制 3 个模块. ROI 检测模块将 YOLOX 神经网络和 BP 成像相结合, 获取目标潜在区域, 然后仅在目标潜在区域进行成像, 大幅减少了计算量. AF-BP 成像模块不需要在成像前预先获得地下介质介电常数确定值, 仅需 1 个初始的介电常数预测范围, 即可对 ROI 区域进行自聚焦成像, 同时获得背景介质的相对介电常数估计值, 算法的时间复杂度低. DTIF 模块采用双阈值算法抑制伪影, 采用基于积分的聚焦算法提高成像结果的聚焦度. 采用仿真和实测数据开展了实验验证, 并与现有的 BP、MBP、WBP 和 CWBP 算法进行了对比分析, 验证了 DABP 算法在提高成像效率和质量方面的有效性.

本文所提出的 DABP 成像方法的 3 个处理模块, 可

以单独或组合使用. 当预知了背景介质的相对介电常数时, ROI 检测模块输出 ROI 区域后, 可以在该区域中进行传统 BP 成像, 也可以减少计算量, 但 ROI 区域的成像质量并无提升. 在已知地下目标大致位置的前提下, AF-BP 成像模块可以实现自聚焦 BP 成像和地下介质介电常数的估计. 在已知地下介质介电常数的前提下, DTIF 模块可用于抑制 BP 成像后的伪影, 提高成像质量. 后续的研究, 将集中在 GPR 智能化处理上, 以减少“人在回路”的参与, 进一步提高算法的适应性和鲁棒性.

参考文献

- [1] JOL H M. 探地雷达理论与应用[M]. 雷文太, 童孝忠, 周畅, 译. 北京: 电子工业出版社, 2011.
JOL H M. Ground Penetrating Radar: Theory and Applications[M]. LEI W T, TONG X Z, ZHOU Y, Trans. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011. (in Chinese)
- [2] HU J H, VENNAPUSA P K R, WHITE D J, et al. Pavement thickness and stabilised foundation layer assessment using ground-coupled GPR[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2016, 31(3): 267-287.
- [3] TEŠIĆ K, BARIČEVIĆ A, SERDAR M. Non-destructive corrosion inspection of reinforced concrete using ground-penetrating radar: A review[J]. Materials, 2021, 14(4): 975.
- [4] YANG H W, YANG Z K, PEI Y K. Ground-penetrating radar for soil and underground pipelines using the forward modeling simulation method[J]. Optik, 2014, 125(23): 7075-7079.
- [5] ZHANG J, LU Y M, YANG Z, et al. Recognition of void defects in airport runways using ground-penetrating radar and shallow CNN[J]. Automation in Construction, 2022, 138: 104260.
- [6] KANIEWSKI P, KRASZEWSKI T. Estimation of handheld ground-penetrating radar antenna position with pendulum-model-based extended Kalman filter[J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 741.
- [7] CHAMYAL L S, JOSHI P, VASAIKAR S, et al. Neotectonic characterization of the Narmada-Son Fault (NSF) using field and GPR data, Gujarat, western India[J]. Journal of the Palaeontological Society of India, 2022, 67(1): 72-84.
- [8] LIU L, CHEN Q Q, HAN Y P, et al. Improved clutter removal by robust principal component analysis for chaos through-wall imaging radar[J]. Electronics, 2019, 9(1): 25.
- [9] CARIN L, GENG N, MCCLURE M, et al. Ultra-wide-

- band synthetic-aperture radar for mine-field detection[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 1999, 41(1): 18-33.
- [10] LV Y Z, WANG H H, GONG J B. Application of GPR reverse time migration in tunnel lining cavity imaging[J]. Applied Geophysics, 2020, 17(2): 277-284.
- [11] ZHOU L, SU Y. GPR imaging with RM algorithm in layered mediums[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5): 934-938.
- [12] QU L L, YIN Y Q, SUN Y P, et al. Diffraction tomographic ground-penetrating radar multibistatic imaging algorithm with compressive frequency measurements[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(10): 2011-2015.
- [13] 雷文太, 毛凌青, 庞泽邦, 等. DR-GAN: 一种无监督学习的探地雷达杂波抑制方法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(10): 3776-3785.
LEI W T, MAO L Q, PANG Z B, et al. DR-GAN: An unsupervised learning approach to clutter suppression for ground penetrating radar[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(10): 3776-3785. (in Chinese)
- [14] LUO J B, LEI W T, HOU F F, et al. GPR B-scan image denoising via multi-scale convolutional autoencoder with data augmentation[J]. Electronics, 2021, 10(11): 1269.
- [15] LEI W T, LUO J B, HOU F F, et al. Underground cylindrical objects detection and diameter identification in GPR B-scans via the CNN-LSTM framework[J]. Electronics, 2020, 9(11): 1804.
- [16] MA Y L, LEI W T, PANG Z B, et al. Rebar clutter suppression and road defects localization in GPR B-scan images based on SuppRebar-GAN and EC-Yolov7 networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-14.
- [17] 郝彤, 赵杰. 面向双曲线形态的探地雷达图像识别技术综述[J]. 电子学报, 2019, 47(6): 1366-1372.
HAO T, ZHAO J. Overview of image recognition technology of ground penetrating radar for hyperbolic shape[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(6): 1366-1372. (in Chinese)
- [18] 杨忠委, 郭聪隆, 孙浩然, 等. 基于波场互相关的探地雷达快速自聚焦成像[J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1663-1668.
YANG Z W, GUO C L, SUN H R, et al. A fast-autofocusing approach for ground penetrating radar imaging based on correlation of wavefield[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1663-1668. (in Chinese)
- [19] FENG D S, LI T, LI G C, et al. Reverse time migration of GPR data based on accurate velocity estimation and artifacts removal using total variation de-noising[J]. Journal of Applied Geophysics, 2022, 198: 104563.
- [20] LI B X, MA Y H, CHU L N, et al. A backprojection-based autofocus imaging method for circular synthetic aperture radar[J]. Electronics, 2023, 12(12): 2561.
- [21] 雷文太, 隋浩, 辛常乐, 等. 一种探地雷达自聚焦后向投影成像方法及装置: 202311255661.4[P]. 2023-12-29.
LEI W T, SUI H, XIN C L, et al. A Ground Penetrating Radar Self-Focusing Back-Projection Imaging Method and Device: 202311255661.4[P]. 2023-12-29.
- [22] LEI W T, ZENG S, ZHAO J, et al. An improved back projection imaging algorithm for subsurface target detection[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2013, 21: 1820-1826.
- [23] 雷文太, 隋浩, 毛凌青, 等. 一种探地雷达后向投影成像方法及系统: CN114966560A[P]. 2022-08-30.
LEI W T, SUI H, MAO L Q, et al. A Ground Penetrating Radar Back-Projection Imaging Method and System: CN114966560A[P]. 2022-08-30.
- [24] ZHOU L, SU Y. A GPR imaging algorithm with artifacts suppression[C]//Proceedings of the XIII International Conference on Ground Penetrating Radar. Piscataway: IEEE, 2010: 1-7.
- [25] BURKHOLDER R J, BROWNE K E. Coherence factor enhancement of through-wall radar images[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2010, 9: 842-845.
- [26] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. Yolox: Exceeding yolo series in 2021[EB/OL]. (2021-08-06)[2023-12-07]. <http://arxiv.org/abs/2107.08430v2>.
- [27] WARREN C, GIANNOPOULOS A, GIANNAKIS I. gprMax: Open source software to simulate electromagnetic wave propagation for Ground Penetrating Radar[J]. Computer Physics Communications, 2016, 209: 163-170.
- [28] LI J X, CHEN X P, XU H, et al. Artifacts suppression using correlation-weighted back projection imaging algorithm for chaotic GPR[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 3507305.
- [29] ESMAEILI NAJAFABADI H, ATAIEI M, SABAH M F. Chebyshev chaotic polynomials for MIMO radar waveform generation[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(2): 330-340.

作者简介



雷文太 男,1979年11月生,河南南阳人.
中南大学电子信息学院教授.主要研究方向为
探地雷达信号处理技术.中国电子学会会员编
号:E190035264M.

E-mail: leiwentai@csu.edu.cn



隋浩 男,1999年9月生,湖南长沙人.
中南大学电子信息学院硕士研究生.主要研究
方向为探地雷达信号处理技术.

E-mail: 214711018@csu.edu.cn



姜和俊 男,1968年5月生,江苏海安人.
近地面探测技术重点实验室高级工程师.主要
从事爆炸物探测技术研究.

E-mail: jhj68@126.com



吕荣其 男,1996年4月生,安徽宿州人.
中国矿业大学硕士研究生.主要研究方向为电
磁探测、信息技术.

E-mail: 2395404218@qq.com