doi: 10.11720/wtyht.2026.1400
杨丹, 刘可微, 郭莉莎, 等. 联合反褶积滤波与曲波变换的 GPR 成像算法[J]. 物探与化探, 2026, 50(4): 739-749. https://doi.org/10.11720/wtyht.2026.1400
Yang D, Liu K W, Guo L S, et al. A GPR imaging algorithm combining deconvolution filtering and curvelet transform[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2026, 50(4): 739-749. https://doi.org/10.11720/wtyht.2026.1400

联合反褶积滤波与曲波变换的 GPR 成像算法

杨丹[1], 刘可微[1], 郭莉莎[1], 赵思琦[2], 魏来[2], 佃松宜[2]
(1. 成都兴蓉市政设施管理有限公司, 四川 成都 610065; 2. 四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘 要: 探地雷达(GPR)回波信号的分析和解释大多依靠专业人员的经验, 具有较强的主观性, 影响检测效率与准确性。针对抑制钢筋信号后的空洞信号特征不显著导致成像效果不佳的问题, 提出一种联合反褶积滤波与曲波变换的分层频域距离偏移成像(deconvolution and curvelet-based layer range migration, DC-LRM)算法。为压缩子波旁瓣、增强弱反射信号特征, 该算法在数据预处理流程中引入反褶积滤波来实现空洞边界能量聚焦; 为保留曲线边缘细节特征、提升成像质量, 引入了曲波变换。二者联合的 LRM 算法可在突出信号主频成分的情况下, 刻画空洞目标几何特征, 提升成像质量。

关键词: 探地雷达; 反褶积; 曲波变换; 空洞成像
中图分类号: TP241.3; P631; P31 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-8918(2026)04-0739-11

0 引言

随着地下介质探测需求的持续增长, 探地雷达(GPR)因具有无损、快速和图像直观等特点, 在城市地下管线、空洞及不良地质体探测中发挥着越来越重要的作用[1]。探地雷达成像算法是 GPR 数据处理的核心环节, 其目标是将原始回波信号经去噪、校正、增益等预处理后转化为更直观的地下目标图像, 以提高检测效率。针对探地雷达数据质量提升, 已有研究分别从双边滤波、神经网络去噪等方面开展了工作, 并取得了较好的效果[2-3]。此外, 已有研究表明, 地下空洞目标的雷达扫描图像具有可归纳的几何特征, 而金属强反射体会对地下病害识别产生明显干扰[4-5]。这说明在存在强反射体干扰的复杂场景下, 空洞目标的稳定识别与准确成像仍有进一步的改进空间。

时域成像算法以反向投影(back projection, BP)成像算法为代表。2022 年, Li 等[6] 提出了一种相关加权后投影成像算法, 以抑制经典 BP 算法在 GPR 应用中引入的伪影; 雷文太等[7] 在 2024 年将 BP 成像算法与深度学习相结合, 成像效率和质量得到提升。频域成像算法中距离偏移算法(range migration, RM)是最为经典的算法之一。Zhou 等[8] 针对多层介质成像问题, 提出了一种能够防止目标失焦的分层 RM 成像算法(layered range migration, LRM); Lyu 等[9] 应用 RTM 算法以高精度对隧道衬砌空洞进行成像, 有效地确定了空洞的位置。压缩感知(compressive sensing, CS)成像算法的优点是减小数据量和计算资源耗费。Yang 等[10] 针对系统复杂度和数据采集时间较长的问题, 提出了一种基于 CS 的稀疏多输入多输出(MIMO)阵列和稀疏频率 GPR 成像方法成像方案; Zhang 等[11] 为了兼顾 GPR 运行速度和数据重构精度, 提出了一种采用正交频分复用

收稿日期: 2025-11-14; **修回日期**: 2026-05-11
基金项目: 四川省科技计划项目 (2023NSFSC1426);四川大学专职博士后研发基金项目 (2023SCU12007); 四川大学交叉学科创新基金项目
第一作者: 杨丹(1982-), 女, 硕士研究生, 研究方向为排水管网数字化管护技术。Email: yangdan_xrsz@163.com
通讯作者: 佃松宜(1972-), 男, 教授, 博士生导师, 四川省信息与自动化技术重点实验室主任。学科研究方向: 先进控制理论与人工智能算法研究, 嵌入式计算与实时智能系统的研究与开发, 机器人与智能装备的智能感知与控制技术、工业测控与智能物联。Email: scudiansy@scu.edu.cn

(OFDM)和 CS 算法的新型 GPR 设计方法, 提高了雷达的运行效率。

虽然现有的方法能够对比较简单且常见的 GPR 探测场景进行信号去噪且较为清晰准确地成像, 但针对钢筋信号干扰下的特殊场景, 需要一种实际可行且效率高的方法来进行管周空洞的探测和成像。此外, 当前的成像算法在精度和计算效率之间难以兼顾, 无法满足实际探测时的实时成像需求。因此, 为了提高用于管内探地雷达的检测精度, 并确保能够及时提供可靠的空洞目标信息, 迫切需要对现有的去噪算法和成像算法进行改进和优化。

1 地下介质反褶积模型

1.1 反褶积原理

根据地下介质的褶积模型, GPR 的回波信号 $\boldsymbol{x}_n(t)$是由无数个反射子波形成的组合波, 即雷达静态子波$\boldsymbol{\omega}_n(t)$与地下反射系数序列$\boldsymbol{r}_n(t)$的褶积结果, 同时考虑实际采集时的噪声干扰$\boldsymbol{n}_n(t)$, 有[12]:

$$\boldsymbol{x}_n(t)=\boldsymbol{\omega}_n(t)*\boldsymbol{r}_n(t)+\boldsymbol{n}_n(t);\ \ n=1,2,\cdots,N。 \tag{1}$$

由式(1)可知, 满足褶积模型的接收信号可以表示成为基本子波与反射系数之间的卷积加上环境干扰信号, 而反褶积就是为了从其中的已知量基本子波来反推, 以得到地下介质的反射系数序列。总体而言, 就是设计一个反滤波器$\boldsymbol{u}_n(t)$, 使得反射系数序列近似等于接收信号输出的数学期望, 即:

$$\boldsymbol{r}_n(t)\approx\boldsymbol{E}[\boldsymbol{x}_n(t)*\boldsymbol{u}_n(t)]。 \tag{2}$$

式中: $\boldsymbol{E}$ 表示数学期望; $\boldsymbol{u}$为待求的反滤波器系数向量。根据 Wiener 最小均方误差准则, 令实际输出与期望输出之间的均方误差最小, 可得到反滤波器系数所满足的 Wiener-Hopf 正规方程[12-13]:

$$\boldsymbol{R}_{\omega}\boldsymbol{u}=\boldsymbol{p}_{d\omega}。 \tag{3}$$

式中: $\boldsymbol{R}_{\omega}$为输入子波$\boldsymbol{\omega}(t)$的自相关矩阵; $\boldsymbol{p}_{d\omega}$为期望输出$\boldsymbol{d}(t)$与输入子波$\boldsymbol{\omega}(t)$的互相关序列。预测反褶积中, 期望输出通常取为输入子波的λ步延迟形式, 即$d_i=\omega_{i+\lambda}$, 其中λ为预测步长。由此求得$\boldsymbol{u}$后, 将其与输入信号褶积, 可突出输入中不可预测的有效反射成分, 并抑制可预测的多次波分量。

1.2 探地雷达信号子波提取

反褶积滤波处理的核心, 是将雷达子波作为已知量, 构建式(3)中的自相关矩阵和互相关序列, 并求解反滤波器系数。而现实情况下往往很难准确知道雷达子波的具体形式, 难以直接将其作为已知量进行计算求解。因此, 根据文献 [13], 可以从 GPR 的原始回波中直接取出一道信号作为近似的雷达子波, 并据此构建$\boldsymbol{R}_{\omega}$和$\boldsymbol{p}_{d\omega}$, 再由式(3)求解反滤波器系数, 对原始 GPR 信号进行滤波处理。

2 DC-LRM 成像算法

反褶积滤波能够压缩子波旁瓣并抑制多次波干扰, 但其主要作用于一维回波信号, 对二维 B-scan 图像中的曲线边缘和局部结构特征表征仍有限。而与传统的小波相比, 曲波变换是一种多尺度、多方向、高度方向选择性的稀疏变换[14], 特别适合表示具有曲率或边缘特征的二维信号。通过引入曲波变换, 可以增强分层与结构边缘的表示能力[15], 同时还能根据不同尺度与方向, 匹配不同层次的结构特征, 在分层频域距离偏移成像中使信号具有明显的分层方向性, 提升成像匹配度。

2.1 曲波变换原理

从稀疏表征理论视角分析, 连续曲波变换与小波、脊波变换均采用基函数与信号的内积运算实现数据稀疏表征[14], 其数学框架可表述为:

$$c_{j,l,\boldsymbol{k}}=\langle f,\varphi_{j,l,\boldsymbol{k}}\rangle=\int_{R^2}f(\boldsymbol{x})\overline{\varphi_{j,l,\boldsymbol{k}}(\boldsymbol{x})}\mathrm{d}\boldsymbol{x}。 \tag{4}$$

式中: $c_{i,j,k}$ 表示二维信号 $f(x)$ 在尺度 j、方向 l 和位置 k 处的曲波变换系数; $\varphi_{j,l,\boldsymbol{k}}$表示与 3 个参数对应的曲波函数; j、l、$\boldsymbol{k}$均为曲波变换的索引参数; $\boldsymbol{x}$为空间位置向量; $\langle,\rangle$表示二维平方可积函数空间中的内积; 上划线表示复共轭。

曲波基函数可由母曲波经尺度变换、旋转和平移得到, 因此能够对 B-scan 图像中的空洞回波双曲线边缘进行稀疏表征。本文将曲波变换引入预处理流程, 用于增强分层结构和空洞边界的方向性特征, 为后续 LRM 聚焦成像提供更清晰的目标响应[15]。

2.2 DC-LRM 算法原理

在本文分层地质结构探测场景中, 传统 RM 成像算法因未充分考虑介电参数分层特性, 易引发目标体空间定位误差。因此, 本节从 Zhou 等[8] 提出的分层介质中的 RM 算法即 LRM 出发, 提出改进的 LRM 算法。

根据图 1 所示, 天线与探测界面相距 h, 层状介质结构被 z=0 界面划分为上下两个区域。此时的探测系统可以忽略发射天线, 而 A 被认为是一个互易波源, 在$t=0$时刻以速度$v/2$激发上行电磁波, 在分界面发生折射现象, 波速也变为$c/2$, 最后以此速度被天线接收。如此, 便可以重新建立 z=0 平面上下两个介质区域内的表达式并求解, 得到 x、z 方向上

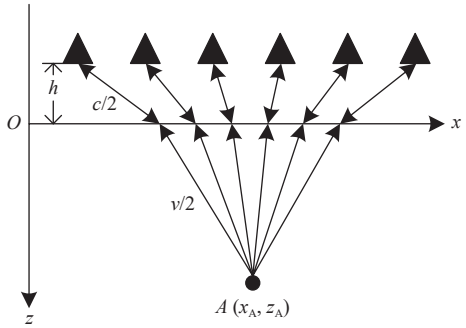


图 1　分层介质中的互易模型

Fig. 1　Reciprocity model in layered media

的波数域 k 与 ω 的关系:

$$k_x^2 + k_z^2 = \left(\frac{\omega}{c/2}\right)^2 。\tag{5}$$

LRM 算法的核心处理流程始于对接收平面 $z = h$ 处采集到的电场数据作二维傅里叶变换, 并将其映射至对应的频率—波数域, 并利用波场延拓关系, 得到分界面处的电场。

基于以上分析, 可以得到 LRM 算法的成像流程, 其计算量相比于传统的 RM 算法只增加了逐点的点乘运算, 故其在修正成像位置、提升成像精度的同时, 运算速度几乎保持不变。联合反褶积滤波和曲波变换后的 LRM 成像算法(DC-LRM)流程如图 2 所示。

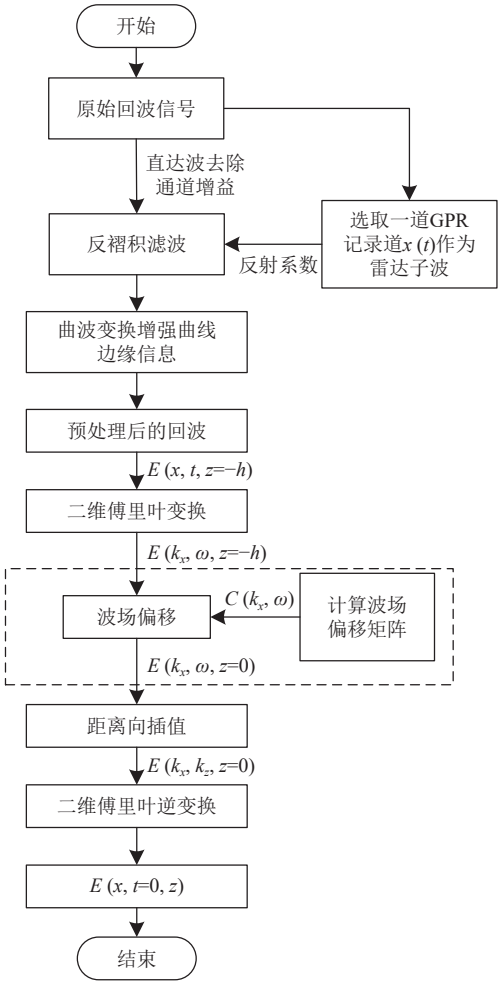


图 2　DC-LRM 算法流程

Fig. 2　Flowchart of the DC-LRM algorithm

3　仿真结果及分析

仿真采用探地雷达专用软件 gprMax3.0 版本, 该软件采用 Yee 算法, 利用时域有限差分法求解三维 Maxwell 方程组, 其返回值为 z 方向的电场值。

设置一个 2.5 m×0.65 m 的区域, 上半部分(2.5 m×0.35 m)为混凝土介质, 其中在深度 0.15 m 处埋设了 16 根直径为 4 mm 的钢筋, 前 6 根间隔 200 mm, 后 10 根间隔 100 mm; 下半部分(2.5 m×0.3 m)为土壤介质, 其中设置了 3 个矩形空洞病害(图 3, 空洞内部为空气)。3 个空洞大小一致, 均为 200 mm×100 mm, 彼此间的横向距离为 500 mm; 模型 1 的空洞距离地面 350 mm, 模型 2 的空洞从左至右距离地面分别为 350、450、550 mm。

将原始 GPR 信号经直达波去除、预测反褶积、FIR 带通滤波、曲波变换等预处理后进行 LRM 成像。从图 4 显示的成像效果可知: 使用未改进的 LRM 成像算法, 主要是将 GPR 回波数据中电场幅值更大的

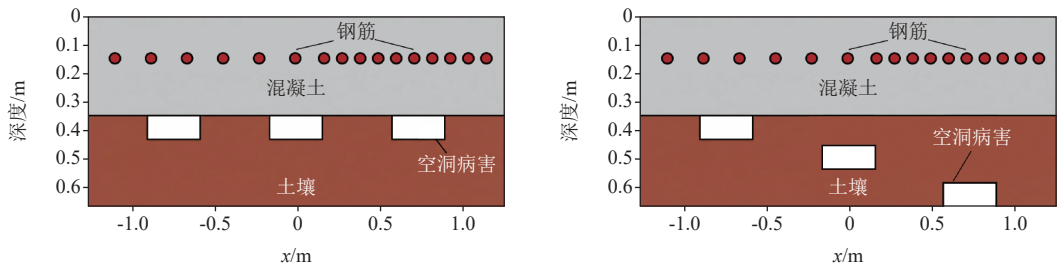


图 3　空洞模型示意

Fig. 3　Schematic of various cavity models

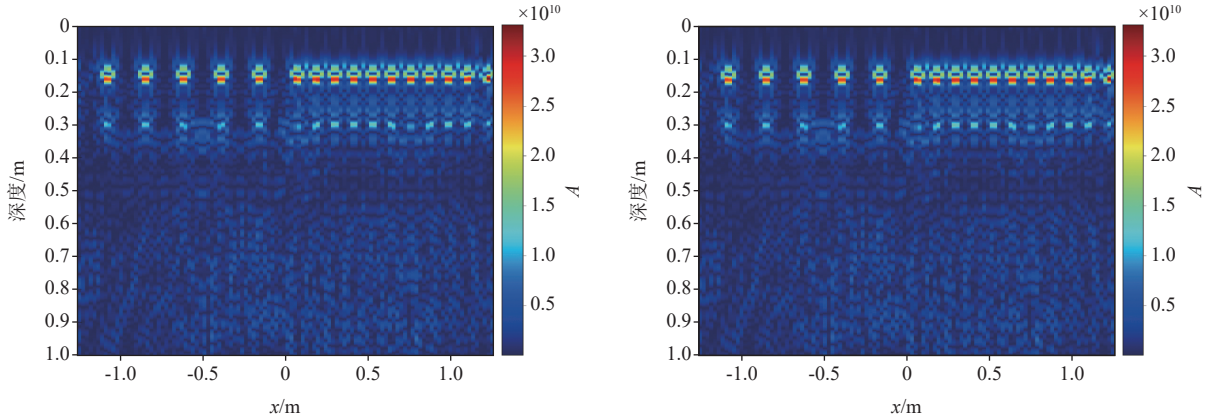


图 4　预处理后的数据直接成像结果

Fig. 4　Direct imaging results of the preprocessed data

钢筋进行成像，仿真所设置的 16 根钢筋分布在图中清晰可见；但同时，由于空洞信号被淹没在幅值更大的钢筋回波中，导致其几乎在成像结果中不可见。

利用本文算法进行预处理后得到的成像结果见图 5。虽然还是可以看到模型左侧钢筋的影响，但空洞目标的回波信号（图 5 中红框区域）已表现出明显的双曲线特征。经后续的 LRM 成像操作后，得到的两个模型成像结果如图 6 所示。需要说明的是，图 5、图 6 的纵轴（深度）由回波双程走时按等效介电常数换算得到，属于表观深度，由于本仿真模型为混凝

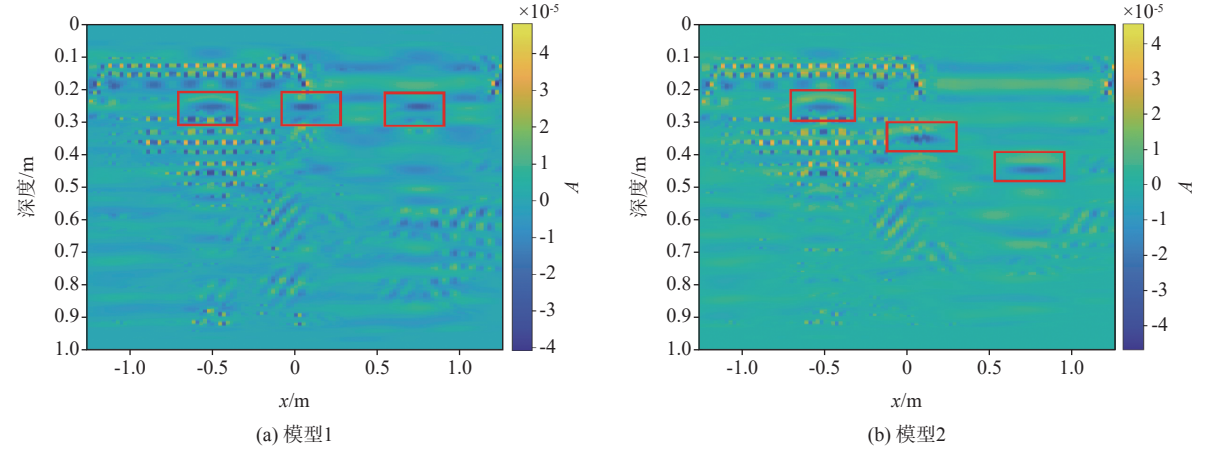


图 5　模型经本文算法前期预处理后的 B-scan 图像

Fig. 5　B-scan images of the models after preprocessing by the proposed algorithm

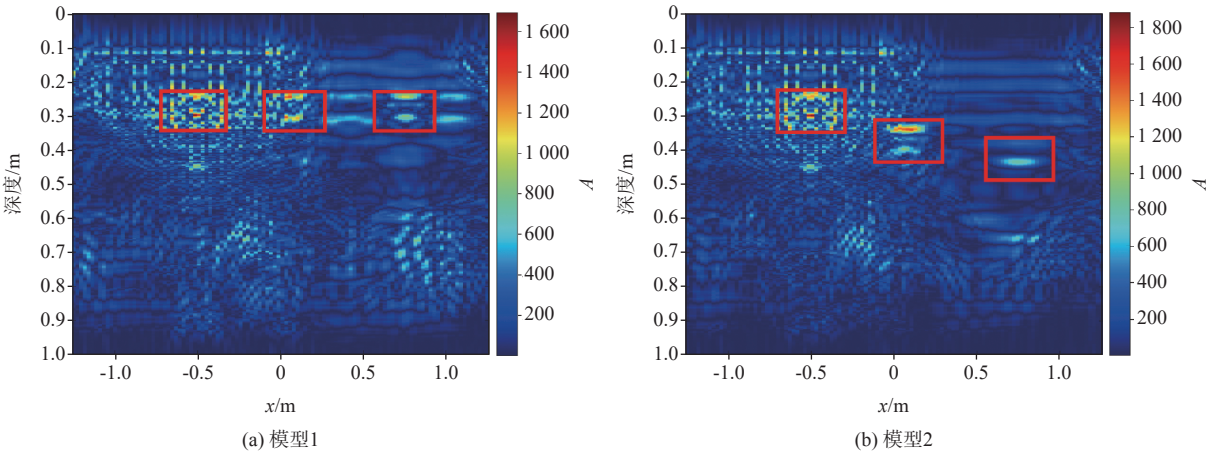


图 6　模型经本文 DC-LRM 成像算法处理后的成像结果

Fig. 6　Imaging results of the models processed by the proposed DC-LRM imaging algorithm

土—土壤分层介质, 上下层介电参数不同, 采用单一等效参数换算会引入一定深度的偏差, 因此, 图中深度标注主要用于处理效果的对比及目标定位参考。

图 6 中可以明显看到空洞聚焦成像的效果(红框区域), 表明本文所提算法能够有效抑制钢筋回波信号并对空洞目标成像, 以此判断空洞的位置和大小。此外, 图 5、图 6 局部浅层仍可见钢筋残留, 这是由于钢筋间距变化导致横向回波非平稳, 统一预测反褶积/阈值参数在不同区域的抑制程度存在差异所致。该残留主要位于浅层强反射带, 对空洞目标的成像聚焦与定位结论不构成影响。

4　实验结果及分析

4.1　实物场景搭建

在试验场地上首尾连接放置 2 根长度为 2 m 的 DN1200 管道, 分别为国标规定的Ⅱ级管和Ⅲ级管, 其主要参数见表 1。接口处的喇叭型口是为了防止管道在役时被淤泥堵塞以及减缓水流速度降低冲刷力度。管道两侧埋填土壤, 同时尽可能使土壤紧密程度一致, 并且排除其中的大型杂质(如砖块、石块等), 使整个土壤环境与真实排水管道周围土壤环境保持基本一致。填埋过程中, 手动为部分土壤介质区域增加湿润度以模拟真实地下管道管周的土壤环境, 其余部分保持原有湿润度不变。填埋土壤的相对介电常数(ε_r)和电导率(σ)分别为: 潮湿土壤, ε_r=12.0, σ=1×10^{-2} S/m; 干燥土壤, ε_r=5.0, σ=5×10^{-4} S/m。

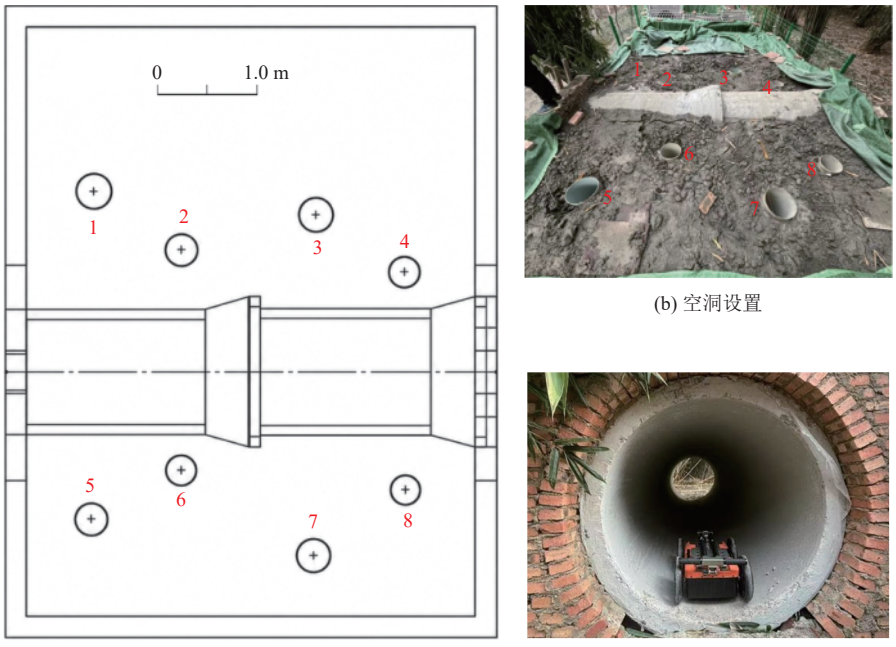
图 7 为搭建的实测实验平台的平面布置及其对应的实测场景。管道两侧的土壤内用合适口径的 PV 管人为隔绝出圆形空洞, 每侧各 4 个, 标号为 1～8。其中, 2、4、6、8 号空洞直径为 315 mm, 离管壁的距离分别为 500、200、500、200 mm; 1 号、7 号空洞直径为 400 mm, 离管壁的距离分别为 1 200、1 000 mm; 3 号、5 号空洞直径为 355 mm, 离管壁的距离均为 800 mm。两侧空洞埋深为 0.2~1.2 m, 符合实际情况下排水管道周围空洞可能的分布, 也满足现有 GPR 产品在管内钢筋干扰下的测量深度和精度要求。

表 1　DN1200 管道Ⅱ级管(Ⅲ级管)主要参数

Table 1　Main parameters of DN1200 pipeline grade Ⅱ pipe (grade Ⅲ pipe)　　mm

管内径	管壁厚	管外径	骨架层位	环向筋			纵向筋	
				直径	环内径	螺距	直径	根数
1 200	120	1 440	内层	6(7)	1 240(1 240)	49.2(45.0)	6(7)	12(12)
			外层	6(7)	1 388(1 386)	72.1(75.1)	6(7)	12(12)

注: ()内为Ⅲ级管参数。



(a) 平面布置　　(b) 空洞设置　　(c) 管道放置

图 7　实测实验平台布置及实测场景

Fig. 7　Experimental testing site plan and actual testing scenario

4.2　实验实施过程

在该实测场景中进行实验主要分为两个步骤：①根据空洞埋设距离和大小，选择合适的 GPR 产品，在空洞埋设方向沿既定测线进行测量，收集原始回波信号；②对原始回波数据进行分析，观察其是否满足应用需求。

4.2.1　数据采集方式

为了能够获得钢筋屏蔽下的空洞回波信号，保证测量效果，同时兼顾探测深度与钢筋对电磁波的屏蔽作用，测试选用大连中睿 GA 型探地雷达，其中心频率为 900 MHz，测距轮的距离为 12 cm，主要参数如表 2 所示。为得到更利于分析的空洞目标回波信号，满足分辨率和深度要求，设置采样点数 1 024 个、时窗 30 ns，采集模式选择点测模式。

表 2　探地雷达参数

Table 2　Ground penetrating radar instrument parameters

基本信息	对应参数和模式
中心频率	900 MHz
最大发射频率	400 kHz
耦合方式	地面耦合
模数转换器位数	16bit
最大扫描速度	512扫/s
取样点数	256、512、1 024、2 048、4 096、8 192
时窗范围	1~8 000 ns
采集模式	时间模式、距离模式、点测模式

由于管道内空间有限，操作人员将探地雷达主机底部的传感器紧密贴合在管道内壁的曲率面上。在数据采集过程中，作业人员双手持握雷达控制单元，沿预先标定的管道轴向中心测线进行横向匀速移动，移动速度控制在 0.5 m/s 以内，以保证数据采样密度。图 8 所示为现场作业姿态。由于左右两侧均有埋设的空洞，因此，测量时左右两侧分别沿各自测线获取原始回波信号。



(a) 从左侧测量　　(b) 从右侧测量

图 8　数据采集过程示意

Fig. 8　Schematic of the data acquisition process

4.2.2　原始回波信号分析

探地雷达沿测线移动，原始回波信号所形成的 B-scan 图像如图 9 所示，可见几乎全是直达波和钢筋信号，空洞目标回波信号被淹没在其中；中间和右侧的明显特征为接口处向下凹陷的喇叭口，表明探地雷达在遇到不平整界面和目标时，能通过回波信号特征来进行判别。虽然在图 9 两侧的空洞位置处并没有表现出双曲线特征，但从其一维 A-scan 图像可知(图 10)，在空洞深度的采样点接收到了信号，只是与直达波和钢筋回波相比幅值过小。图 10 为两侧回波信号水平采集的第 10 道数据并进行了局部放大，说明其在深度方向上的特点。

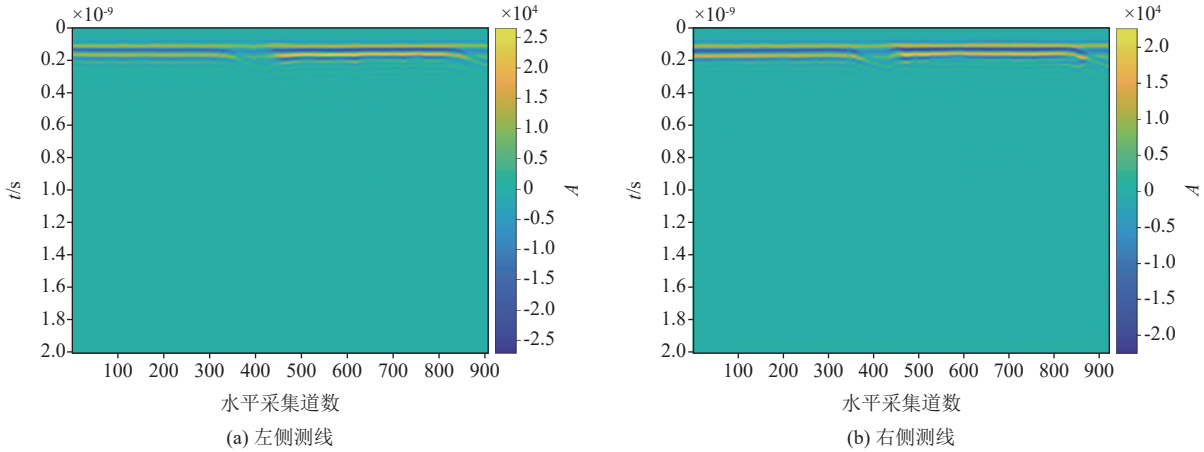


图 9　原始回波信号形成的 B-scan 图像

Fig. 9　Raw B-scan image

从图 10 可知，管道混凝土界面和钢筋所在位置对应的电场返回值幅度很大，相对而言，所设置的空洞位置返回电场值很小。因此在图 9 的 B-scan 图像中肉眼几乎不可分辨目标信号，但其返回的微弱信

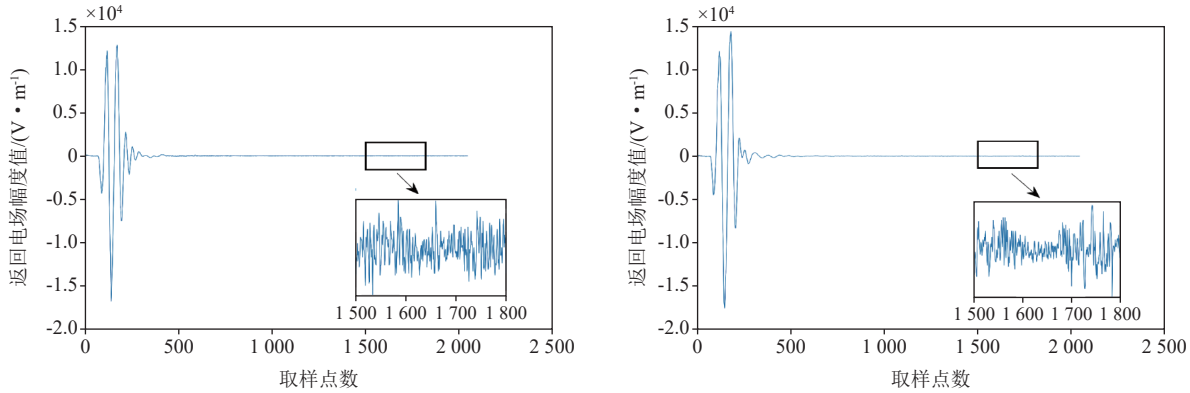


图 10　两侧原始信号第 10 道回波信号 A-scan 图像

Fig. 10　A-scan image of the 10th trace of the raw signals on both sides

号经后续算法去除直达波、抑制钢筋信号后能有效凸显, 并依据所获取空洞目标回波特征成像, 最终达到易于判断和检测的效果。

4.3　实验结果与分析

经前期数据采集后, 得到几组沿左右测线测得的原始回波数据, 再经过前文所述的预处理流程, 即静态背景去除和预测反褶积处理后, 得到预处理后的回波数据所构成的 B-scan 图像(图 11)。

与图 9 相比, 无论是沿左侧还是右侧测线采集的原始数据中, 直达波所造成的高能量干扰(集中在顶部区域)已经被有效压制, 剩下的高亮度区域主要是钢筋回波分量; 靠近顶部的强波形能量条带在图 11 中基本消除, 提升了浅层目标的可辨识度。同时, 通过预测反褶积处理, 图中钢筋回波多次波的干扰也得到了明显削弱。图 9 中浅层结构下方存在一定的伪反射条带, 在处理后的图像中显著减少(图 11), 从而使有效反射波形更加清晰, 地下结构层次更加分明, 目标回波特征更加突出。这些处理显著提高了 GPR 图像的信噪比与解释准确性, 为后续的目标检测与成像分析提供了更可靠的基础。

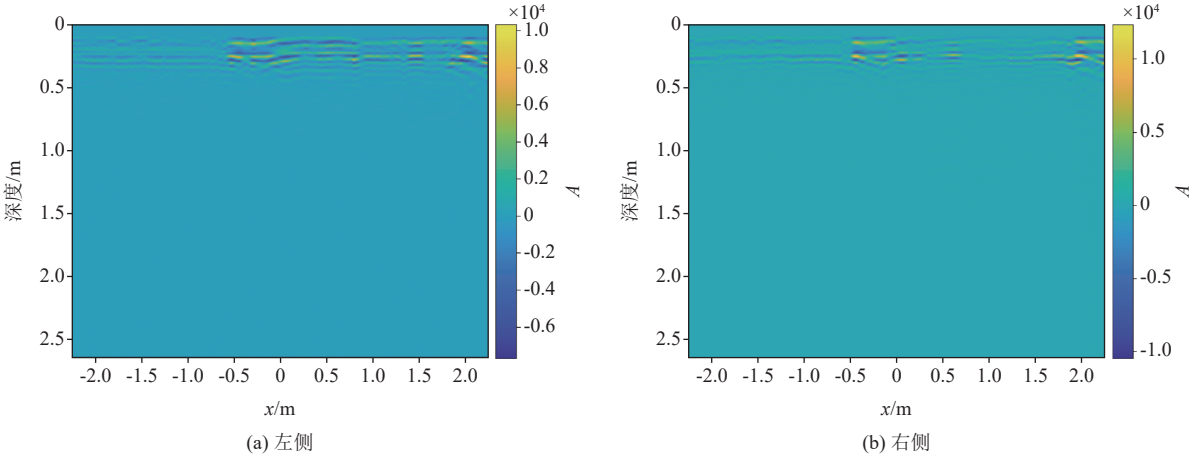


图 11　预处理后的信号 B-scan 图像

Fig. 11　Preprocessed B-scan image

4.3.1　钢筋抑制效果对比

由于实际情况下管道内的钢筋分布更为复杂, 同时土壤分布和介质并不是单一的, 因此, 仅去除静态背景分量和多次波干扰后, 从图 11 中还是很难观察到地下空洞目标的回波特征。所以, 实际测量信号经预处理后的回波数据还要再经过信号增益和滤波处理, 以增强深层以及弱反射信号, 提高图像整体对比度和可视性。

对于增益方式, 其主要作用是抑制浅层强反射、增强深层弱信号, 因此选用适用于大多数地球物理反射剖面的基于均方根的自动增益, 它能够使能量归一化, 使强弱反射波均衡展示。对于第 i 个采样点 x_i, 取其邻域窗口 $x_{i-n},\cdots,x_i,\cdots,x_{i+n}$, 则自动增益后的信号可表示为:

$$x_i^{\text{gain}} = \frac{x_i}{RMS_i}, \tag{6}$$

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{2n+1}\sum_{k=-n}^{k=n} x_{i+k}^2}\ 。 \qquad (7)$$

同时，为了使目标回波信号更加凸显，对增益后的数据进行滤波处理，核心目的是增强目标回波的频段，抑制表示大部分钢筋信号的高频信号。因此，在上述处理流程后，使用 FIR 带通滤波器进行滤波，得到处理后的 GPR 回波信号（图 12）。

对比图 11、图 12 可知，经信号增益和滤波处理后，图像对比度显著提升，深层区域的反射波被增强，细节结构更加清晰。增益处理有效均衡了浅层与深层反射的能量差，使得深层弱信号得以呈现垂向滤波抑制了部分背景噪声，同时增强了主频波形，使得波形边界更加清晰，整体层状结构更连续，目标轮廓更加易于分辨，图像具备更高的可解释性。

图 13 展示的是经过直达波去除、自动增益、带通滤波及钢筋信号抑制等处理步骤后的最终 B-scan 图像（红色矩形框为空洞目标反射波位置）。从图像整体可看出：由于实际情况下钢筋分布更密且横向区域有一根螺旋前进钢筋贯穿整个管道，导致去除钢筋信号后空洞回波信号不太清晰，但还是能分辨整体轮廓。同时，在图像中红色矩形框所选定的多个区域（分布于不同深度与水平位置），均可观察到局部高能反射特征；这些反射波形呈现一定的孤立性与非线性，形态上区别于层状背景，具有空洞回波特征；表明空洞目标在图像中能被显现，具备空间定位性。原始数据中常见的钢筋回波信号通常表现为浅层高幅度、规则性强的强反射条纹，在图 13 中此类反射已基本不可见，说明钢筋干扰已被有效去除，避免了其对空洞信号的混叠导致检测和判别准确性的降低。

4.3.2　成像结果对比

实物测试中，原始数据采集后也经过与仿真实验类似的预处理流程，只是此次验证是在实测数据

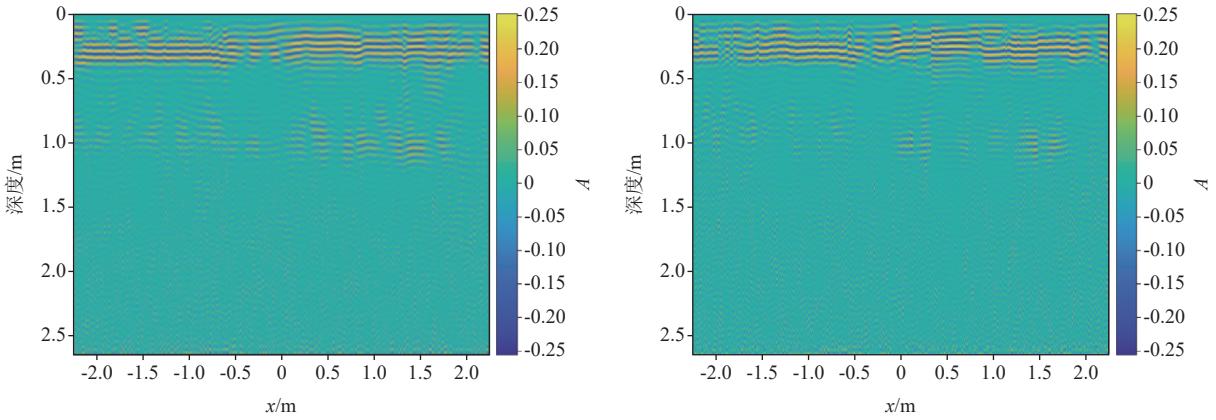


图 12　增益＋滤波处理后的信号 B-scan 图像

Fig. 12　B-scan image after gain and filtering

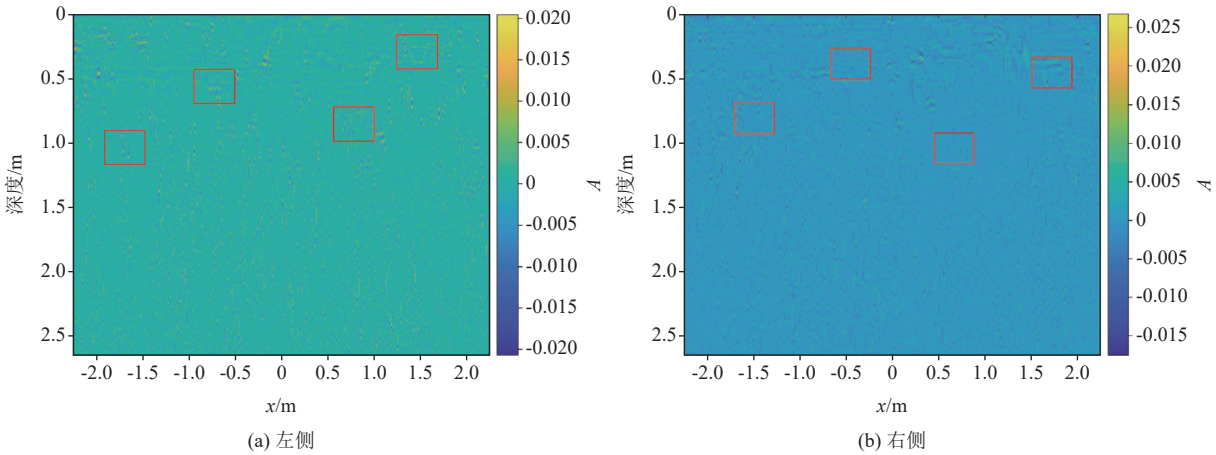


图 13　钢筋影响抑制效果

Fig. 13　Results of rebar interference suppression

上进行的, 该数据特点相比于仿真数据有 2 点不同: 一是实际采用的 D1200 管道中的钢筋有两层, 实测数据受钢筋影响因素更大; 二是土壤中所含杂质更多, 信号中噪声更大。因此, 在原本预处理流程上加入了与上一节相同的增益和滤波处理, 使空洞回波的微弱信号经预处理后能更好凸显。

图 14 为得到的 B-scan 图像。可见经过前序预处理流程后, 钢筋回波和多次波被有效抑制, 同时, 通过曲波变换加强对空洞目标信号的边缘表征, 双曲线特征明显(图中框出区域所示)。但图 14b 只能明显观察到 5、6、8 这 3 个空洞回波, 推测 7 号空洞由于填埋的土壤中具有较多杂质, 导致回波信号未能被有效提取, 所以几乎无双曲线特征。

对图 14 所示的数据进行成像, 也即用本文提出的 DC-LRM 算法对 2 个 B-scan 图像进行成像处理(图 15)。从成像结果中明显可分辨出地下空洞目标的大致位置; 深层区域(z>1.5 m)信噪比降低, 反射能量接近背景水平, 说明该区域所配置的电磁波穿透能力有限。整体成像结果反映了 GPR 系统在复杂场地条件下的成像能力, 处理算法对目标增强和噪声抑制效果显著。

需要说明的是, 图 14、图 15 中部分空洞目标(如 3、5、7、8 号空洞)的特征相对不明显, 这主要与实测场景下目标回波信噪比较低有关。一方面, 实际采用的 DN1200 管道内存在双层钢筋, 且钢筋分布更复杂, 电磁波在传播过程中易受到更强的屏蔽、散射及多次反射影响; 另一方面, 实测回填土体的湿度、密实度及杂质分布存在空间非均匀性, 不同位置会引入不同程度的杂波干扰与能量衰减。此外, 不同空洞与管壁距离、埋深及相对测线位置不同, 部分目标还受到接口喇叭口等局部结构响应的影响, 导致其在 B-scan 图像中的双曲线边缘特征较弱。由于后续 DC-LRM 成像是对预处理后保留下来的有效回波进行聚焦, 因此当目标原始回波较弱或局部被掩盖时, 其在最终成像结果中通常仅表现为较弱异常, 而难以形成与其他空洞同等清晰的聚

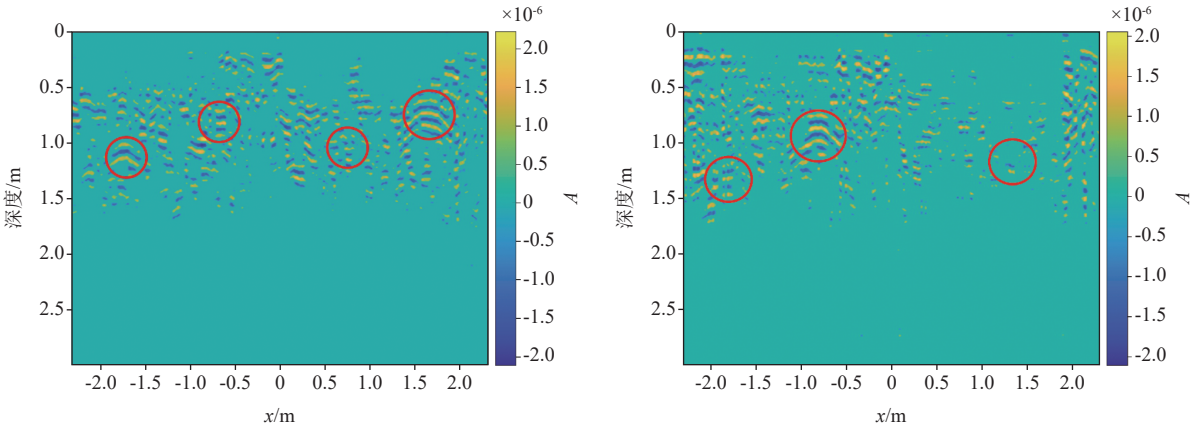


图 14　实测数据经预处理后的 B-scan 图像

Fig. 14　Preprocessed B-scan images of the field data

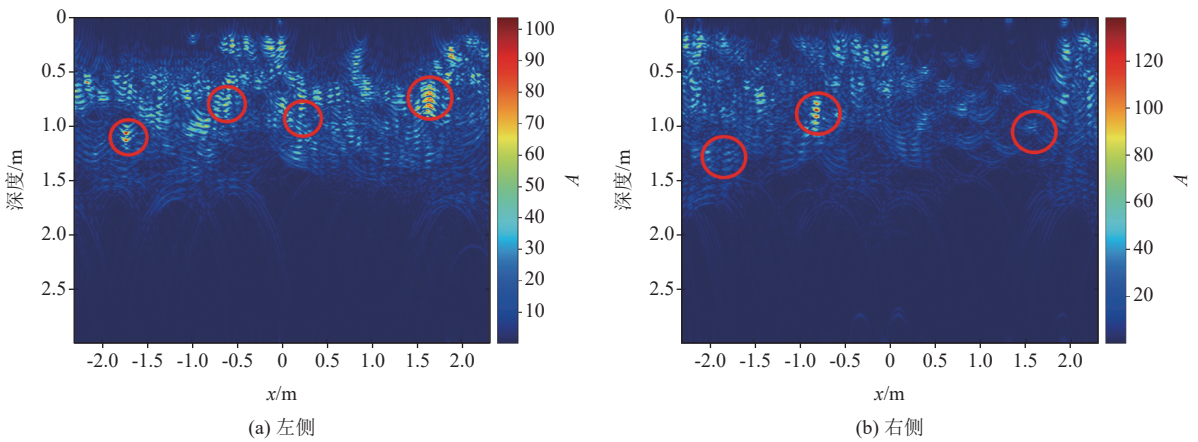


图 15　实测数据最终成像结果

Fig. 15　Final imaging results of the field data

焦成像效果。

5 结论

针对钢筋信号被抑制后多次波反射严重,使得空洞目标特征不显著导致成像效果不佳的问题,本文提出一种联合反褶积滤波与曲波变换的成像算法——DC-LRM。首先从原始回波信号出发去除直达波并进行通道增益;随后基于地下介质褶积模型,选取记录道中的一道代表性雷达信号近似作为雷达子波,求解反滤波器系数,以实现对多次波干扰的抑制。同时,针对此类具有曲率或边缘特征的二维信号,引入曲波变换,增强分层与结构边缘的表示能力。在仿真模型和实测数据上的实验结果表明,该成像算法能在成像前有效分离和去除钢筋信号的同时增强空洞目标回波双曲线特征,实现准确成像。

参考文献(References):

[1] 韩佳明, 仲鑫, 景帅, 等. 探地雷达在黄土地区城市地质管线探测中的应用 [J]. 物探与化探, 2020, 44(6): 1476−1481.
Han J M, Zhong X, Jing S, et al. The application of geological radar to urban geological pipeline detection in the loess area[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(6): 1476−1481.

[2] 吴嵩, 宁晓斌, 杨庭伟, 等. 基于神经网络的探地雷达数据去噪 [J]. 物探与化探, 2023, 47(5): 1298−1306.
Wu S, Ning X B, Yang T W, et al. Neural network-based denoising for ground-penetrating radar data[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2023, 47(5): 1298−1306.

[3] 张斯薇, 吴荣新, 韩子傲, 等. 双边滤波在探地雷达数据去噪处理中的应用 [J]. 物探与化探, 2021, 45(2): 496−501.
Zhang S W, Wu R X, Han Z A, et al. The application of bilateral filtering to denoise processing of ground penetrating radar data[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(2): 496−501.

[4] 韩佳明, 牛宇凯, 刘明明, 等. 地下方形空洞地质雷达成像机理研究 [J]. 物探与化探, 2022, 46(3): 685−692.
Han J M, Niu Y K, Liu M M, et al. Ground penetrating radar imaging mechanisms of underground square cavities[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(3): 685−692.

[5] 肖敏, 陈昌彦, 贾辉, 等. 金属管线对探地雷达探测道路地下病害的干扰 [J]. 物探与化探, 2016, 40(5): 1046−1050.
Xiao M, Chen C Y, Jia H, et al. The study of the interference region around metal pipeline in underground disease detection of urban road[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2016, 40(5): 1046−1050.

[6] 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.

[7] 雷文太, 隋浩, 姜和俊, 等. 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 [J]. 电子学报, 2024, 52(12): 4023−4036.
Lei W T, Sui H, Jiang H J, et al. DABP: A deep learning based auto focusing back projection imaging method for ground penetrating radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(12): 4023−4036.

[8] Zhou L, Su Y. GPR imaging with RM algorithm in layered mediums[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5): 934−938.

[9] Lyu Y Z, Wang H H, Gong J B. GPR detection of tunnel lining cavities and reverse-time migration imaging[J]. Applied Geophysics, 2020, 17(1): 1−7.

[10] Yang J G, Jin T, Huang X T, et al. Sparse MIMO array forward-looking GPR imaging based on compressed sensing in clutter environment[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(7): 4480−4494.

[11] Zhang Y, Xia T. In-wall clutter suppression based on low-rank and sparse representation for through-the-wall radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(5): 671−675.

[12] 刘钰, 石战结, 王帮兵, 等. 探地雷达子波确定性稀疏脉冲反褶积技术 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2018, 52(9): 1828−1836.
Liu Y, Shi Z J, Wang B B, et al. Deterministic-wavelet sparse spike deconvolution technique for ground penetrating radar data[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2018, 52(9): 1828−1836.

[13] 刘秀娟, 邓世坤, 薛桂霞. 探地雷达信号子波提取及互相关滤波 [J]. 勘察科学技术, 2004(1): 33−35.
Liu X J, Deng S K, Xue G X. Extraction of wavelet for ground penetrating radar and removal of noise[J]. Site Investigation Science and Technology, 2004(1): 33−35.

[14] Candès E, Demanet L. Curvelets and Fourier integral operators[J]. Comptes Rendus Mathématique, 2003, 336(5): 395−398.

[15] 李林峰, 曹玉苹, 李哲, 等. 基于曲波变换-联合双边滤波的二维地震数据随机噪声去除方法研究 [J]. 石油物探, 2023, 62(4): 633−644.
Li L F, Cao Y P, Li Z, et al. A 2D seismic data random noise elimination method based on curvelet transform-joint bilateral filtering[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2023, 62(4): 633−644.

A GPR imaging algorithm combining deconvolution filtering and curvelet transform

YANG Dan[1], LIU Ke-Wei[1], GUO Li-Sha[1], ZHAO Si-Qi[2], WEI Lai[2], DIAN Song-Yi[2]

(1. *Chengdu Xingrong Municipal Facilities Management Co., Ltd., Chengdu* 610065, *China*; 2. *College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu* 610065, *China*)

Abstract: The analysis and interpretation of ground-penetrating radar (GPR) echo signals mostly rely on the experience of professionals and are thus highly subjective, affecting detection efficiency and accuracy. To address the challenge of poor imaging quality induced by the indistinct cavity signal features after rebar signal suppression, this study proposes a layered frequency-domain range migration imaging algorithm that combines deconvolution filtering and curvelet transform. Specifically, to compress the side lobes of wavelets and enhance the characteristics of weak reflected signals, deconvolution filtering is incorporated into data preprocessing, thus focusing the reflected energy along cavity boundaries. To retain the details of curve edges and improve imaging quality, the curvelet transform is employed. The proposed algorithm, which combines both, allows for the effective characterization of the geometric features of cavity targets while highlighting the dominant frequency components of signals, thereby enhancing imaging quality.

Key words: Ground-penetrating radar (GPR); deconvolution; curvelet transform; cavity imaging

（本文编辑: 叶佩, 沈效群）