

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514354

面向道路病害检测的步进频率雷达高分辨成像方法*

晋良念^{1,2}, 罗盛耀¹, 熊思宇¹

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004; 2. 南宁桂电电子科技研究院有限公司 南宁 530000)

摘要:步进频率探地雷达作为道路结构层病害无损检测的关键技术,其成像分辨率直接影响了对病害检测识别的可靠性和精度。针对现有的步进频率探地雷达用于道路病害检测时成像分辨率低,而采用压缩感知方法又面临着正则化参数选择困难、依赖人工经验等问题,提出了一种基于交替方向乘子网络的一维高分辨成像方法。所提方法通过将交替方向乘子算法(ADMM)的迭代过程展开为具有物理意义的深度网络结构,构建了包含重构层、非线性变换层和乘子更新层的端到端学习框架。重构层负责实现信号的反向传播计算,非线性变换层通过软阈值函数施加稀疏约束,乘子更新层则完成拉格朗日乘子的迭代更新,3个层级的协同工作使得网络能够通过训练自适应地学习最优参数组合。在获得网络输出的最优反射系数序列后,将其与雷克子波进行褶积运算,最终生成高分辨一维像。为了验证方法的可行性,通过gprMax电磁传播仿真软件,采集了3种病害场景仿真数据,并且用团队自主开发的步进频率雷达样机采集实测数据。仿真与实测结果表明,所提方法在保持高分辨率的同时具有优异的抗噪声性能,与改进的正交匹配追踪算法(OMP)相比,精度提升约2%,分辨率提高近2倍;与ADMM算法相比,分辨率提升约1%,这充分说明了方法的可行性。

关键词:探地雷达;步进频率信号;一维高分辨成像;交替方向乘子网络

中图分类号: TH89 TN957.51 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

High-resolution imaging method for step-frequency radar in road disease detection

Jin Liangnian^{1,2}, Luo Shengyao¹, Xiong Siyu¹

(1. School of Information and Communication Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Nanning Guidian Electronic Technology Institute Co., Ltd., Nanning 530000, China)

Abstract: Stepped-frequency ground penetrating radar (GPR) serves as a key non-destructive testing technology for road structure defect detection, where imaging resolution directly affects the reliability and accuracy of defect detection and identification. To address the problems of low imaging resolution in existing stepped-frequency GPR systems for road defect detection, as well as the difficulties in regularization parameter selection and heavy reliance on manual experience when applying compressive sensing methods, a one-dimensional high-resolution imaging method based on the alternating direction method of multipliers (ADMM) network is proposed. The proposed method unrolls the iterative process of the ADMM algorithm into a physically interpretable deep network structure, constructing an end-to-end learning framework consisting of a reconstruction layer, a nonlinear transformation layer, and a multiplier update layer. The reconstruction layer performs backpropagation calculation of signals, the nonlinear transformation layer imposes sparse constraints via a soft-thresholding function, and the multiplier update layer completes the iterative update of Lagrange multipliers. The collaborative work of these three layers enables the network to adaptively learn the optimal parameter combination through training. After obtaining the optimal sequence of reflection coefficients output by the network, it is convolved with a Ricker wavelet to finally generate a high-resolution one-dimensional image. To validate the feasibility of the method, simulation data for three scenarios were collected using gprMax electromagnetic wave propagation simulation software and measured data were collected using the team's self-developed radar

收稿日期:2025-08-05 Received Date: 2025-08-05

* 基金项目:南宁市科学研究与技术开发计划(20231011)、广西壮族自治区产业技术研究院产研计划(CYY-HT2023-JSJJ-0023)、桂林电子科技大学研究生教育创新计划(2025YCXSO43)项目资助

prototype. Simulation and experimental results demonstrate that the proposed method achieves excellent noise immunity while maintaining high resolution. Compared with the improved orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, it improves accuracy by 2% and enhances resolution by approximately two times. When compared to the standard ADMM algorithm, it achieves about a 1% improvement in resolution. These results fully validate the feasibility of the proposed method.

Keywords: ground penetrating radar; stepped-frequency signal; one-dimensional high-resolution imaging; alternating direction method of multipliers network

0 引 言

道路作为交通基础设施的核心,是连接城乡、驱动经济、便利民生的关键纽带。但在服役过程中,其长期承受大气、车辆荷载等多因素的耦合作用,这些因素加速路面材料老化与结构变形,逐渐引发脱空、疏松及空洞等病害,导致道路承载力下降,甚至诱发路面塌陷等安全事故^[1]。因此,对公路及地下设施进行定期检测与维护至关重要。

探地雷达 (ground penetrating radar, GPR) 凭借高效、准确、无损的优势,已成为提升道路检测精度与效率的核心技术^[2]。而步进频率体制 GPR 较传统冲激体制 GPR,能有效化解探测深度与分辨率的矛盾,仅需一组天线即可适应不同深度探测,被认为是最具发展前景的雷达信号体制^[3]。因此被认为是最有发展前景的一种雷达信号体制^[3]。

目前,步进频率信号的一维成像方法主要包括离散傅里叶逆变换法 (inverse discrete Fourier transform, IDFT)^[4]、宽带合成法^[5]等。然而,受限于分辨率不足这一瓶颈问题,这些方法在实际应用场景中,易出现目标漏检现象,严重影响检测的准确性与可靠性。随着压缩感知理论不断发展,许多学者将稀疏表示与雷达成像技术结合,为高分辨成像提供了一种全新的思路。文献^[6]将正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法应用于三维步进频率探地雷达的快速去噪。由于 OMP 属于典型的贪婪迭代算法,迭代过程中易陷入局部最优解,影响重建精度。为克服上述问题,文献^[7]提出了一种基于贝叶斯压缩感知的探地雷达逆散射成像方法,通过引入稀疏先验信息,有效规范了逆散射成像过程。文献^[8]进一步基于稀疏贝叶斯理论,提出了复数域稀疏贝叶斯成像方法,并通过仿真实验验证了其在单一介质环境下的高分辨性能,但其也面临计算复杂度高、先验模型选择困难以及超参数调节繁琐等挑战。文献^[9]提出了一种利用原子范数重构步进频率一维距离像的方法,该方法具有高的距离分辨能力,但是也存在运算量较大的缺点。为此,文献^[10]提出了基于迭代软阈值算法的稀疏约束反演方法,实现了快速的反射系数估计;文献^[11]则提出了基于交替方向乘法法 (alternating

direction method of multipliers, ADMM) 的稀疏重构方法,通过将复杂的凸优化问题分解为若干子问题交替求解,大幅提升了成像速度与精度。

以上方法虽然能够实现高分辨像,但是凸优化方法面临着正则化参数和阈值缺乏公式指导,依赖人工不断进行调试,导致在获取最优参数之前,大量时间消耗在迭代运算过程中^[12-13]。深度学习能自动从数据中学习并自适应调整参数,有效解决了凸优化方法存在参数选择困难、依赖经验等问题,因此近年来成为研究热点^[14-15]。文献^[16]提出了一种基于 U-net 的穿墙雷达超分辨率成像方法。通过仿真和实测结果表明,成像的分辨率得到了显著提高。文献^[17]通过一种可解释的展开式神经网络对雷达信号维度缩放,将雷达信号提升到高维空间中,提取紧密分布物体的细微特征,抑制高维特征的噪声,提高了紧密间隔物体的超分辨率。文献^[18]通过融合卷积神经网络模型分类结果,进行分类器级传感器融合,以实现更高的分类精度,实现了端到端学习,无需手动特征提取。文献^[19]通过结合渐进式分层、注意力机制和多尺度数据增强来扩展标准 U-net 架构,使模型能够捕获不同比例和分辨率的特征,在分割精度方面优于其他修改后的 U-net 架构。以上方法虽然避免了参数选择的难题,但却需要大量的数据对网络进行训练,这导致训练过程耗时太长。尽管深度学习雷达成像领域已取得诸多突破,但是纯数据驱动需要大量数据训练模型。值得关注的是,文献^[20]通过基于模型的压缩感知方法和深度学习方法,将磁共振图像重构的迭代过程映射为深层神经网络的各层结构,文献^[21]通过基于迭代展开的预重建模块和改进的注意力深度 U 形卷积神经网络的深度成像方法有效改善电学层析成像图像的质量。将迭代过程映射为深层神经网络的方法为雷达成像领域提供了新的研究思路^[22-23]。

为此,借鉴这种新思路提出了一种基于交替方向乘法网络 (alternating direction method of multipliers-network, ADMM-net) 的步进频率探地雷达一维高分辨成像方法,将求解道路结构层中目标反射系数的稀疏 l_1 范数问题的交替方向乘法迭代过程展开为有限层深度网络。该网络包含重构层、非线性变换层以及乘子更新层,利用小样本通过网络训练自动优化参数来获得最优的目标反射系数。

1 信号模型

基于步进频率体制的探地雷达系统,通过发射具有固定脉宽的窄带脉冲信号进行道路病害探测,接收机接收回波信号经采样、处理。电磁波在道路结构中传播时,经历了一系列复杂的反射和折射过程,传播示意如图1所示。其中, ε_n, μ_n 分别为第 n 层的介电常数和磁导率, n 为公路结构层数^[24]。

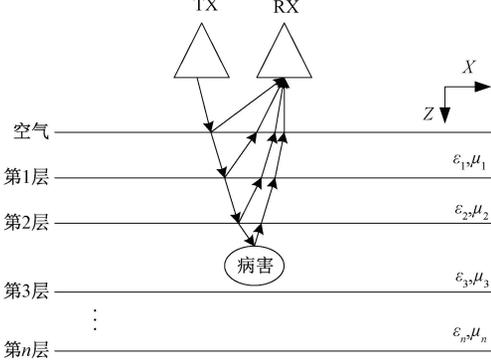


图1 电磁波在道路结构中的传播示意图

Fig.1 Diagram of electromagnetic wave propagation in road structure

如图1所示,包括结构层状和病害假设有 M 个目标,等效的径向距离分别为 R_m , 则接收信号可表示为:

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \sigma_m \exp\left(-j2\pi(f_0 + (n-1)\Delta f) \frac{2R_m}{v}\right) + w(n) \quad (1)$$

其中, $n = 1, 2, \dots, N$ 表示第 n 个子脉冲, σ_m 表示第 m 个目标的反射系数, f_0 为步进频率信号初始频率, Δf 为步进频率间隔, $w(n)$ 为噪声, v 为电磁波传播速度。

通过对式(1)的分析,一维成像的实质为稀疏反射系数 σ_m 的求解问题。鉴于目标的稀疏性,整个频域被划分为相等的 L 部分, T_m 为归一化频率, l 为频率点, 则均匀分布的频率点的值为 $T_l = 2\pi l/L, l = 0, 1, \dots, L-1$, 令 s_r 为信号矢量, w 为噪声矢量, x 为反射系数 $\{\sigma_l\}_{l=1}^L$ 构建的序列, ψ 为基矩阵, 即:

$$\psi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-jT_0} & e^{-jT_1} & \dots & e^{-jT_{L-1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-jT_0} & e^{-j(N-1)T_1} & \dots & e^{-j(N-1)T_{L-1}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

则利用目标在频域的稀疏特性,将式(2)改写为

$$s_r = \psi x + w \quad (3)$$

2 算法描述

2.1 基于 ADMM 的探地雷达高分辨成像方法

对于式(3)的求解,一般用 l_0 范数求解,但是 l_0 范数求解存在非确定性多项式(non-deterministic polynomial, NP)问题。由于最小 l_1 范数在一定条件下和最小 l_0 范数具有等价性,根据拉格朗日数乘法,可等价于:

$$\min_x \frac{1}{2} \|s_r - \psi x\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (4)$$

其中, λ 为正则化参数。为了将式(4)问题转换成 ADMM 可求解的标准形式,可以通过引入一个新的辅助变量 z , 并令 $x = z$, 引入拉格朗日乘子 μ , 得到式(4)的增广拉格朗日函数表达式为:

$$L_\rho(x, z, \mu) = \frac{1}{2} \|s_r - \psi x\|_2^2 + \lambda \|z\|_1 + \mu^H(x - z) + \frac{\rho}{2} \|x - z\|_2^2 \quad (5)$$

其中, $\rho > 0$ 为惩罚系数,用来调节收敛速度。为求解式(5),根据 ADMM 算法将其分解为3个子问题,依次更新 x, z, μ , 具体为:

$$\begin{cases} x^{k+1} = \arg\min_x L_\rho(x, z^k, \mu^k) \\ z^{k+1} = \arg\min_z L_\rho(x^{k+1}, z, \mu^k) \\ \mu^{k+1} = \mu^k + \rho(x^{k+1} - z^{k+1}) \end{cases} \quad (6)$$

其中, k 为迭代次数。令变量 $u = \mu/\rho$, 分别对变量 x, z 求偏导,得到各子问题的解为:

$$x^{k+1} = (\psi^H \psi + \rho I)^{-1} (\psi^H s_r + \rho(z^k - u^k)) \quad (7)$$

$$z^{k+1} = S(x^{k+1} + u^k, \lambda/\rho) \quad (8)$$

$$u^{k+1} = u^k + (x^{k+1} - z^{k+1}) \quad (9)$$

式中: $S(\cdot, \gamma)$ 为软阈值算子, γ 为软阈值的门限, 其定义为:

$$S(\cdot, \gamma) = \text{sign}(\cdot) \max\{|\cdot| - \gamma, 0\} \quad (10)$$

为了得到准确的目标位置与 \hat{x} , ADMM 算法需到达第 k 次迭代所重建的 x^k 与第 $k+1$ 次迭代的 x^{k+1} 满足预设的迭代次数或者停止条件,即可得到最优的目标反射系数 \hat{x} 。其停止条件为:

$$\frac{\|x^{k+1} - x^k\|_2}{\|x^k\|_2} < \delta \quad (11)$$

其中, δ 为阈值,是一个非常小的正值,一般根据经验设置。

上述方法的步骤为:1)输入回波数据 s_r 和测量矩阵 ψ , 正则化参数 λ , 惩罚系数 ρ , 最大迭代次数 K , 并且初始化 $x^k = z^k = u^k = 0$; 2)利用 ADMM 算法迭代求解目标反射系数,根据式(7)计算变量 x^{k+1} , 根据式(8)计算变量 z^{k+1} , 根据式(9)计算变量 u^{k+1} , 直到满足预设的迭代次

数 K 或者达到式 (11) 停止条件后停止;3) 判断是否实现了高分辨成像,若不满足,调整参数 λ 、 ρ ,并设置合适的阈值 δ ,重复步骤 1) ~ 2),最终可得到最优的 \hat{x} 。用非学习型的 ADMM 算法实现高分辨率探地雷达一维成像过程颇为复杂。该过程需要多次调整参数才能确保能够最优的恢复目标反射系数。因此,在获取最优参数之前,大量的时间浪费在迭代运算过程中。

2.2 基于 ADMM-net 的探地雷达高分辨成像方法

1) ADMM-net 网络结构

针对 ADMM 算法中存在需多次调整参数才能得到最优的目标反射系数这一问题,将成像物理机制与深度学习相结合,即提出 ADMM-net 网络的成像方法。该网络结构如图 2 所示,网络的每一级都涵盖重构层 (x)、非线性变换层 (z)、乘子更新层 (u),每一次循环迭代作为一个 stage。

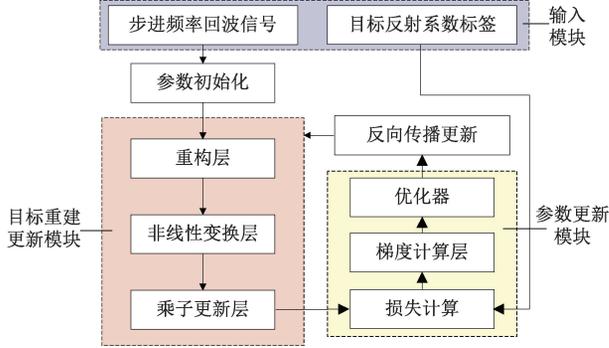


图 2 基于 ADMM-net 的探地雷达高分辨成像网络结构

Fig. 2 Network structure of high-resolution ground penetrating radar imaging based on ADMM-net

(1) 重构层

重构层的网络结构如图 3 所示,箭头表示数据的流向。

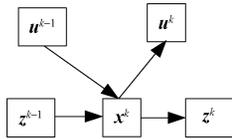


图 3 重构层的网络结构

Fig. 3 Network structure of reconstruction layer

重构层的输入为上一个 stage 的非线性变换层的输出 z^{k-1} 以及更新层 u^{k-1} , 重构层的输出为:

$$x^k = (\psi^H \psi + \rho^k I)^{-1} (\psi^H s_r + \rho^k (z^{k-1} - u^{k-1})) \quad (12)$$

其中, ρ^k 代表第 k 个 stage 中重构层的网络参数。而各阶段重构层的网络参数相互独立,均能够通过网络训练找到其最优取值,这让模型具有高度的灵活性。与传统的 ADMM 算法相同,ADMM-net 网络中的第 1 级中,由

于 z 、 u 初始化为 0,即第 1 层的重构层输出为:

$$x^1 = (\psi^H \psi + \rho^1 I)^{-1} (\psi^H s_r) \quad (13)$$

当 $k = K$ 时,重构层的输出仅作为损失层的输入,该输入用于计算损失函数,并通过反向传播机制对相关参数进行更新。

(2) 非线性变换层

非线性变换层的网络结构如图 4 所示。

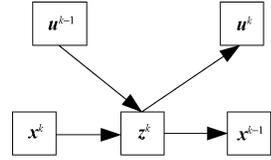


图 4 非线性变换层的网络结构

Fig. 4 Network structure of nonlinear transformation layer

非线性变换层的输入为上一个 stage 的更新层的输出 u^{k-1} 以及本个 stage 的重构层的输出 x^k ; 非线性变换层的输出为更新层的输入以及下一个 stage 的重构层输入,其表达式为:

$$z^k = S(x^k + u^{k-1}, \lambda^k / \rho^k) \quad (14)$$

其中, λ^k 和 ρ^k 代表第 k 个 stage 中非线性变换层的网络参数。而各阶段重构层的网络参数相互独立,均能够通过网络训练找到其最优取值。其第 1 个 stage 的非线性变换层输出为:

$$z^1 = S(x^1, \lambda^1 / \rho^1) \quad (15)$$

(3) 更新层

更新层的网络结构如图 5 所示。

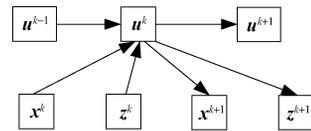


图 5 更新层的网络结构

Fig. 5 Network structure of update layer

更新层的输入为上一个 stage 的更新层的输出 u^{k-1} 、本个 stage 的重构层的输出 x^k 和非线性变换层的输出 z^k ; 更新层的输出为下一个 stage 重构层的输入、非线性变换层的输入和更新层的输入,其表达式为:

$$u^k = u^{k-1} + (x^k - z^k) \quad (16)$$

而各阶段重构层的网络参数相互独立,均能够通过网络训练找到其最优取值。其第 1 个 stage 的更新层输出为:

$$u^1 = (x^1 - z^1) \quad (17)$$

2) 训练策略

(1) 数据集制作

gprMax 对步进频率探地雷达的正演原理,其本质为

地质模型的响应与自定义的步进频率发射信号进行卷积,从而得到步进频率回波信号。基于此原理,通过仿真生成 ADMM-net 的训练集和验证集。数据集中,每个样本都由一组频域采样数据和对应的输出标签数据组成。仿真所用步进频率信号,初始频率为 $f_0 = 200$ MHz,子脉冲个数为 $N = 901$,步进频率间隔为 $\Delta f = 2$ MHz,合成带宽为 1.8 GHz。因为探地雷达往往只对 40 ns 以内的目标感兴趣,因此将目标设置在 40 ns 内的任意位置,且数目设定为 4~5 个,各目标的散射系数随着深度增加逐渐递减。另外为丰富训练集数据,在目标信号基础上加入信噪比为 0~20 dB 的噪声,一共生成 100 组样本。

(2) 损失函数

损失函数是 ADMM-net 网络的重要组成部分,该函数旨在衡量预测反射系数与标签反射系数间的差异。网络训练过程中,借助反向传播算法和 Adam 方法,通过不断迭代更新网络的权值与偏差,实现对该损失的最小化。自定义损失函数 L 的表达式为:

$$L(Q) = \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W \frac{\|g(s_w, Q) - \mathbf{x}_w\|_2^2}{\|\mathbf{x}_w\|_2^2} \quad (18)$$

其中, W 为一个批次中训练样本的总数, $g(s_w, Q)$ 为 ADMM-net 网络, Q 为该网络中可学习的参数; $g(s)$ 表示 ADMM-net 输出的预测反射系数向量,其中 s_w 为第 w 个训练样本的回波数据, \mathbf{x}_w 为标签数据向量,用于衡量网络预测结果与真实情况的差异。

(3) 复数处理

因为步进频探地雷达接收信号是 I/Q 数据,需要对其进行预处理,以适合实数域的 ADMM-net 网络的数据输入格式。假设有复矩阵 $\mathbf{P}_1 \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 、 $\mathbf{P}_2 \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 和 $\mathbf{P}_3 \in \mathbb{C}^{u \times n}$, 则实数域内的矩阵相乘运算可具体表示为:

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{P}_1) \\ \text{Im}(\mathbf{P}_1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{P}_2) & -\text{Im}(\mathbf{P}_2) \\ \text{Im}(\mathbf{P}_2) & \text{Re}(\mathbf{P}_2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{P}_3) \\ \text{Im}(\mathbf{P}_3) \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中, $\text{Re}(\cdot)$ 代表复矩阵的实数部分, $\text{Im}(\cdot)$ 代表复矩阵的虚数部分。

(4) 训练策略

stage 个数设置为 20,网络训练采用 Adam 优化器^[22]对网络参数进行更新学习,共训练 50 个 epoch,学习率设置为 0.01,指数衰减系数 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$;网络参数初始化为 $\lambda = 0.1$, $\rho = 0.2$ 。

3) 褶积

将前面 ADMM-net 网络的学习输出的道路结构反射系数 $\hat{\mathbf{x}}$ 与高分辨雷达子波 b 褶积,即:

$$g = b * \hat{\mathbf{x}} \quad (20)$$

式中: g 为重构的步进频探地雷达 A 扫像; $*$ 为褶积运算符。综上分析,经过 ADMM-net 方法处理得到高分辨反射系数序列,最后与高频超宽带雷达子波进行褶积后,就可以获得一维高分辨像。

3 实验验证

3.1 仿真实验结果与分析

仿真所用步进频率信号与数据集中的步进频率信号参数一致,其初始频率为 $f_0 = 200$ MHz,子脉冲个数为 $N = 901$,步进频率间隔为 $\Delta f = 2$ MHz,合成带宽为 1.8 GHz。褶积过程选取中心频率为 6 GHz 的雷克子波与高分辨后的反射系数序列进行褶积。

为验证 ADMM-net 方法的有效性和优越性,与改进的 OMP 算法^[6]、ADMM 方法^[11]进行对比,并从估计精度、分辨率以及抗噪声性能 3 个方面来分析验证算法性能。

1) 仿真实验 1: 不同算法的估计精度对比

假设有 5 个目标,信噪比设置为 15 dB,各目标的时延和反射系数如表 1 所示。

表 1 目标的时延和反射系数配置

目标	单程时延/ns	反射系数
1	3.33	1.00
2	3.50	-0.80
3	4.33	0.50
4	5.67	-0.10
5	6.67	0.06

图 6 为利用不同算法得到的时延估计结果示意图。如图 6 所示,改进 OMP 算法不能区分 3.33 与 3.50 ns 位置处的 2 个目标,且其他目标的位置和反射系数均与真实位置和反射系数存在一定偏差;ADMM 方法虽然能够准确估计目标位置,但是估计的反射系数与真实反射系数略有差异;而 ADMM-net 方法可以更准确地重构目标位置和反射系数,与改进的 OMP 精度相比,精度提升了 0.09 ns。

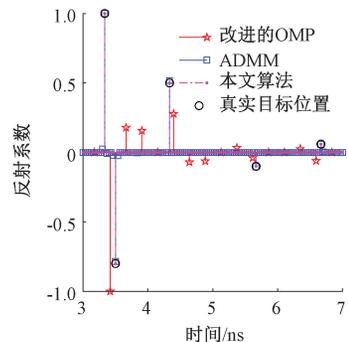


图 6 不同算法的时延估计结果对比

Fig. 6 Diagram for comparing time delay estimation results of different algorithms

2) 仿真实验 2:不同算法的分辨率对比

为了更详细地评估不同算法在分辨率性能上的优劣,将雷克子波与图 6 中不同算法生成的反射序列进行褶积运算得到成像,结果如图 7 所示。

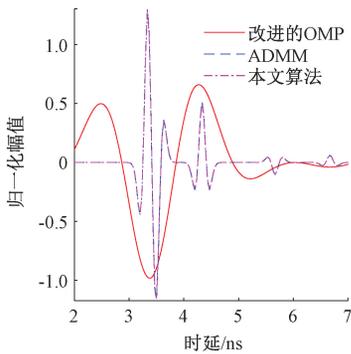


图 7 不同算法的褶积结果对比

Fig. 7 Comparison of convolution results of different algorithms

为了衡量各算法的分辨率特性,借鉴了频谱分析中有效带宽的概念,采用峰值下降到峰值的 0.707 处的时延作为衡量标准。这种方法类似于频谱中功率谱密度下降 3 dB 定义有效带宽的做法,考虑了算法输出中主要响应的范围。通过这种定义,能够更清晰地理解和比较不同算法在时间域分辨率方面的表现。表 2 给出不同算法的分辨率对比结果。

通过图 7 与表 2 可知,改进 OMP 分辨率较差,而 ADMM-net 的分辨率为 0.094 8 ns,与 ADMM 算法的基本一致;两个算法相较于改进 OMP 算法提升了约 5 倍,具有高分辨的性能。除此之外,仿真所设置的目标 1 和 2 时延相差 0.17 ns,改进 OMP 算法的分辨率无法区分两个目标;而 ADMM-net 方法与 ADMM 方法的分辨率小于目标时延差,因此可以较好地分辨出这两个目标,与所设真实目标位置与幅度均基本一致,展现出了超分辨能力。通过对不同算法的分辨率分析,也印证了仿真实验 1 结果分析的正确性。

3) 仿真实验 3:不同算法的抗噪声性能对比

本实验主要是验证不同算法在不同信噪比条件下的性能,采用归一化均方误差 (normalized mean squared error, NMSE) 作为评估指标^[18]。其中,重构结果与真实目标位置的 NMSE 计算式为:

$$NMSE = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\hat{x}_i - x_i)^2 \quad (21)$$

其中,NMSE 值越小,估计值与真实值误差越小。采用表 1 的参数设置,图 8 为不同信噪比条件下不同算法归一化均方误差对比。

通过图 8 可知,改进 OMP 算法抗噪声性能较差,随着信噪比增加,归一化均方误差仍然维持在 -20 dB,估计

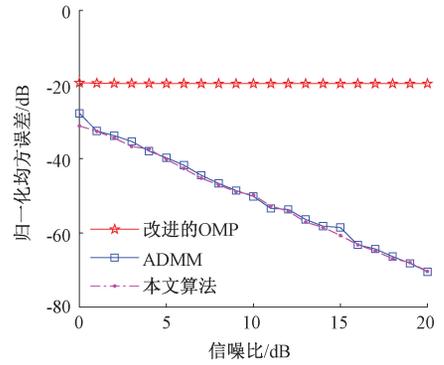


图 8 不同信噪比条件下归一化均方误差对比

Fig. 8 Comparison of normalized mean square error under different signal-to-noise ratio conditions

误差较大;ADMM-net 方法与 ADMM 方法显示出较强的鲁棒性能,在信噪比为 20 dB 的情况下,归一化均方误差可达 -70 dB。

4) 仿真实验 4:关键参数对算法性能影响

为了评估关键参数对算法性能的影响,采用 5 组不同参数进行对比实验,各目标的时延和反射系数如表 2 所示。

表 2 不同算法的分辨率

Table 2 Resolution of different algorithms

方法	分辨率/ns
改进 OMP 算法	0.466 6
ADMM	0.096 0
ADMM-net	0.094 8

图 9 为利用不同参数得到的时延估计结果示意图。

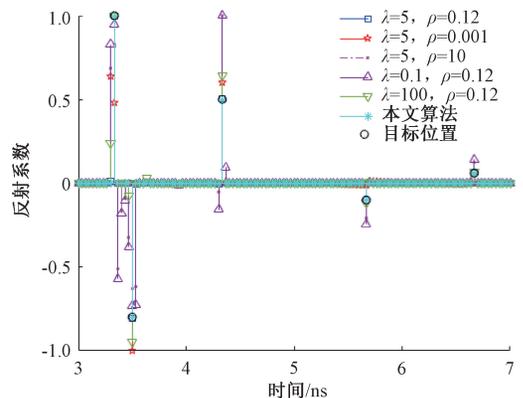


图 9 关键参数对算法性能影响

Fig. 9 The influence of key parameters on algorithm performance

从图 9 中可以看出,参数 λ 取值过大时,容易导致弱目标漏检;而 λ 取值过小,则会产生大量虚假反射系数,

同时造成目标位置和反射系数估计不准确。而参数 ρ 取值过大时,目标位置估计不准确,较近的目标无法被有效分辨,会出现多个峰值; ρ 取值过小时,真实目标周边易产生非零小幅度虚假响应,同时弱目标的检出能力显著下降。综上所述,关键参数 λ 和 ρ 的取值设定对算法的位置估计精度和反射系数重构准确性具有显著影响。而 ADMM-net 方法可以更准确地重构目标位置和反射系数,有效避免了人为设定参数所导致的不稳定性。

5) 仿真实验 5:gprMax 仿真数据验证

仿真数据由 gprMax 软件产生,场景如图 10 所示,图 10 中的各层的厚度及介质电磁特性参数如表 3 所示。

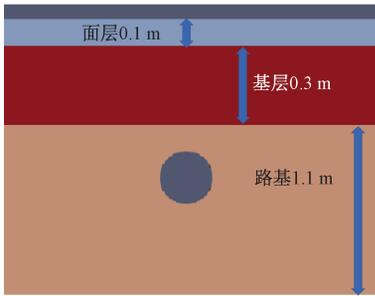


图 10 gprMax 仿真场景

Fig. 10 Diagram of simulation scenario using gprMax

表 3 各层的厚度及其填充介质的电磁特性参数
Table 3 The thickness of each layer and the electromagnetic property parameters of the filling medium in each layer

参数	厚度/m	相对介电常数	电导率 / $(S \cdot m^{-1})$	相对磁导率 / $(H \cdot m^{-1})$	磁损耗 / $(W \cdot m^{-3})$
面层	0.1	4	0.000 5	1	0
基层	0.3	9	0.010 0	1	0
路基	1.1	12	0.100 0	1	0

场景中放置一根金属管,半径为 0.1 m,埋深为 0.6 m。此外,gprMax 仿真时收发天线的间隔为 0.1 m,天线的移动距离间隔为 0.02 m,共计生成 84 道原始仿真数据。

采用不同的算法对原始仿真数据进行处理,图 11 给出了对应算法的 B-scan 图及第 10 道的波形图,单道波形图的幅值为归一化幅值。

从图 11 中可知,IDFT 算法与改进 OMP 算法较难分辨出耦合波与面层信息,且目标位置不清晰;而 ADMM-net 方法可以较为清晰地分辨出耦合波、面层位置的位置,同时目标轮廓信息也更明显。目标位于约 13 ns 处,空耦位于约 2.75 ns 处,时延差为 10.25 ns,与理论总时延误差为 0.08 ns。

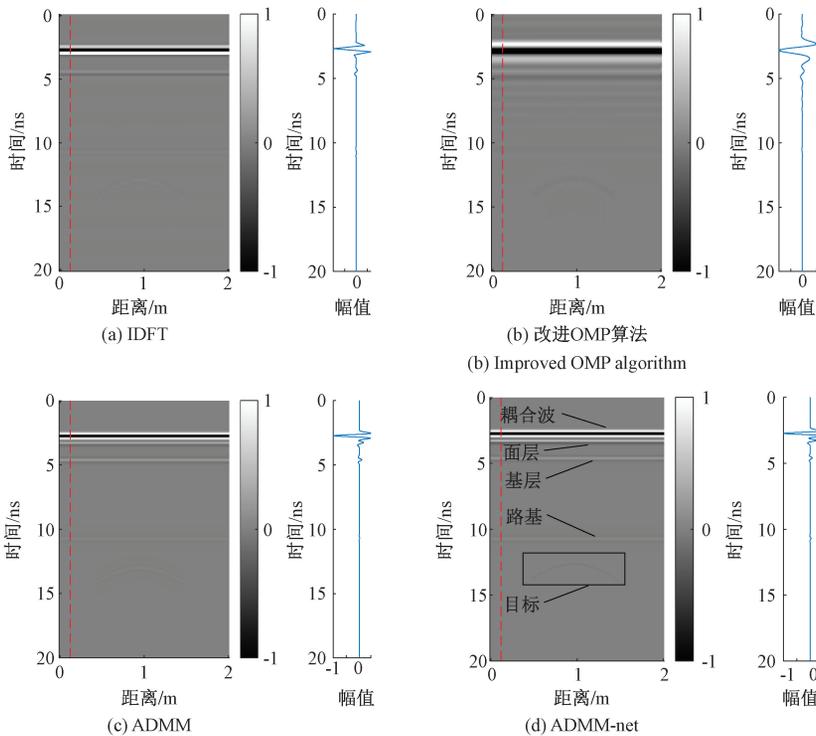


图 11 不同算法的 B-scan 图及第 10 道 8 波形对比

Fig. 11 Comparison of B-scan images and waveform of trace 10 among different algorithms

6) 仿真实验 6:道路病害仿真数据验证

为了验证 ADMM-net 在道路病害的适应性,基于 gprMax 分别设计了道路疏松病害、道路脱空病害和空洞病害 3 种仿真场景。然后分别针对这 3 种场景,将

ADMM-net 生成的 B-scan 结果图与 900 MHz 脉冲探地雷达的 B-scan 图、IDFT 算法的 B-scan 结果图进行对比。其中,道路疏松场景、脱空场景和空洞场景的结果对比分别如图 12~14 所示。

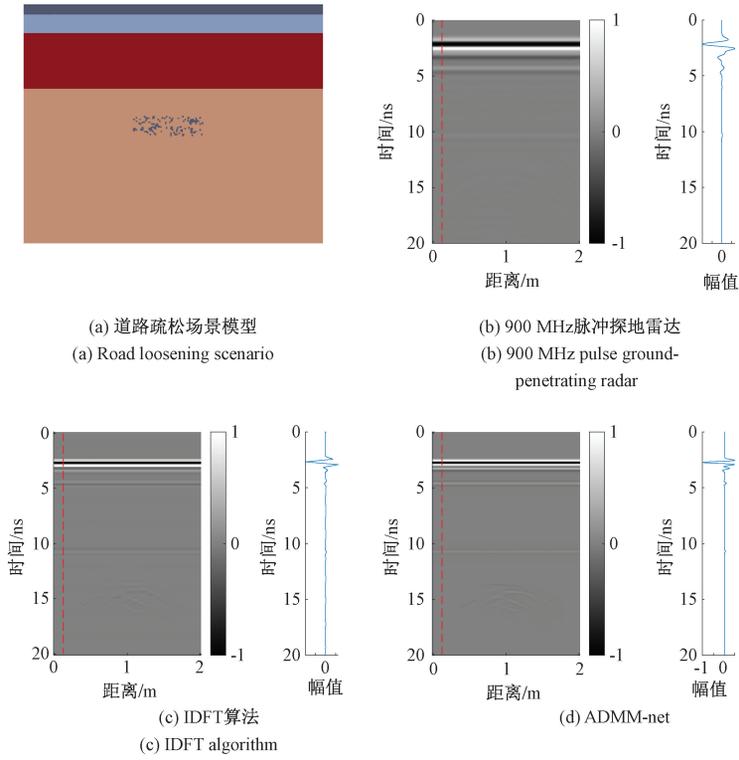


图 12 道路疏松场景模型及 B-scan 结果对比
Fig. 12 Road loosening scenario model and comparison of B-scan images

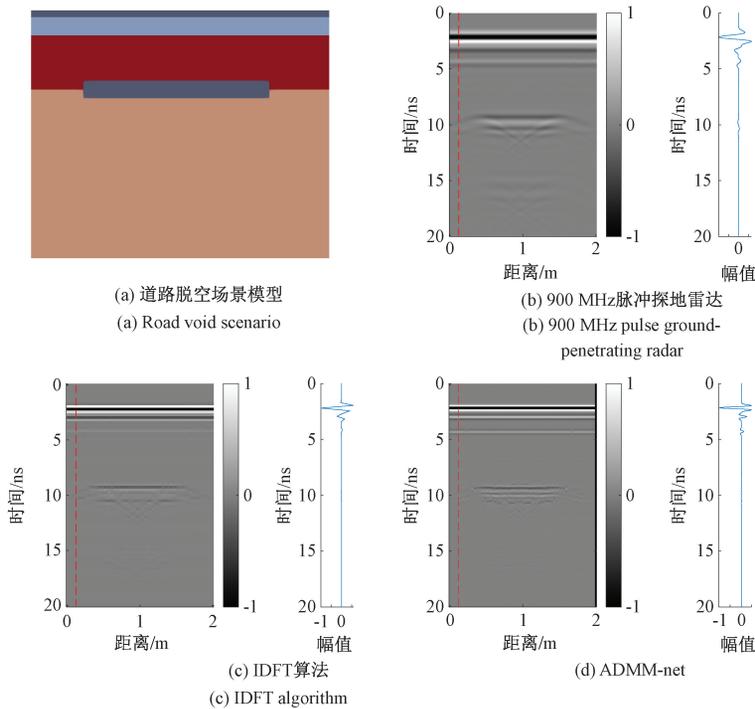


图 13 道路脱空场景模型及 B-scan 对比
Fig. 13 Road void scenario model and comparison of B-scan images

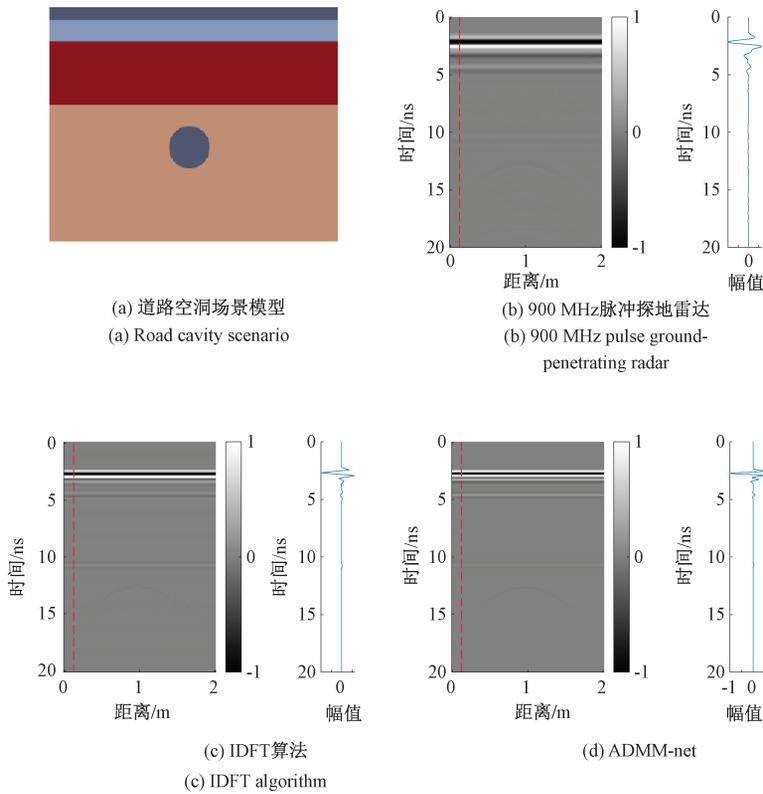


图14 道路空洞场景模型及B-scan对比

Fig. 14 Road cavity scenario model and comparison of B-scan images

通过对比图12(b)~(d)可知,900 MHz 脉冲探地雷达在道路疏松场景下,疏松目标区域显示的不明显;而步进频率探地雷达采用传统的IDFT算法时,虽然能够看到疏松目标区域,但是目标的轮廓不明显;而ADMM-net方法则能较好地重构出疏松目标的轮廓,相对于脉冲探地雷达估计层结构的位置更加清晰、更加准确。通过对比图13(b)~(d)可知,900 MHz 脉冲探地雷达在道路脱空场景下,脱空区域显示明显,能够较好地判断出脱空所在位置;而步进频率探地雷达采用传统的IDFT算法和ADMM-net时,虽然也能够看到脱空所在位置,但是相对于脉冲探地雷达来说,更难检测出脱空区域。通过对比图14(b)~(d)可知,900 MHz 脉冲探地雷达在道路空洞场景下,空洞区域不太明显,且存在多次反射干扰的问题;而步进频率探地雷达采用传统的IDFT算法时,与疏松场景下存在的问题相同,虽然能够看到空洞目标的位置,但是目标的轮廓不明显。ADMM-net算法则能较好地重构出疏松目标的轮廓,相对于脉冲探地雷达估计层结构的位置更加清晰、更加准确。

3.2 实测结果与分析

为了验证算法在实际场景中的性能,用团队自主开发的雷达样机采集实测数据。该样机由Xilinx公司的Zynq UltraScale+ RFSOC ZU47DR板卡外接蝶形超宽带天

线和PC机组成,步进扫频的工作频率范围为200 MHz~2 GHz,步进间隔为2 MHz,脉宽为500 ns,参数还可以通过软件进行灵活配置。样机图以及实测的场景图如图15所示。测试场景为一段沥青路面,目标为PVC管,用于模拟空洞病害,埋深约为37 cm。



图15 雷达样机与实测场景

Fig. 15 Radar prototype and actual experimental test scenario

图16给出了基于不同算法对实测场景进行数据处理后得到的B-scan及单道(第10道)的波形图。借助仿真实验2的分辨率定义,分辨率结果如表4所示。

从图16中可知,传统IDFT(IDFT点数取1024)算法对于道路层结构不明显,且目标PVC管的双曲线也不清晰;还有改进的OMP算法的道路层结构缺失,几乎看不出来;而ADMM-net方法与ADMM方法都可以得到较为清晰的道路层结构位置以及目标PVC管双曲线的

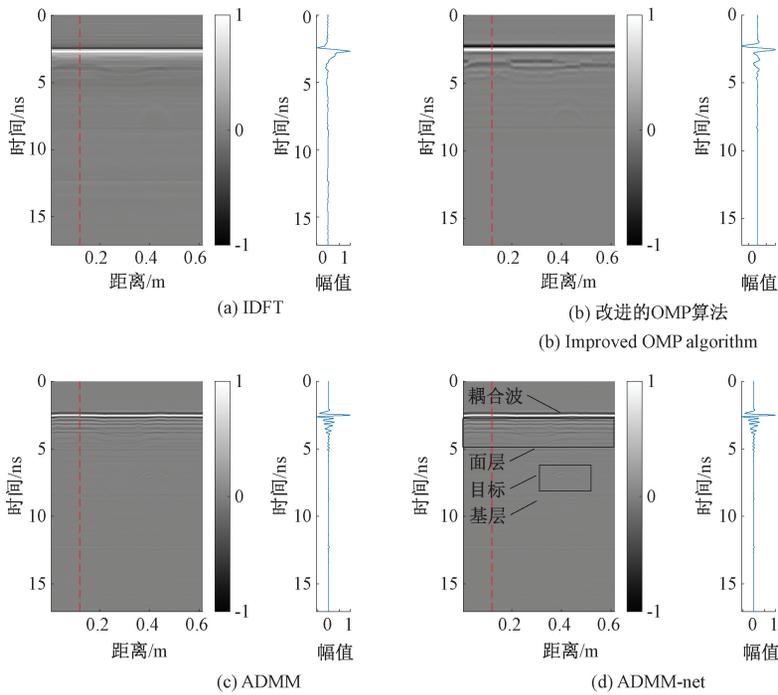


图 16 不同算法处理实测数据的 B-scan 图及单道波形的对比

Fig. 16 Comparison of B-scan images and single-trace waveform from measured data processed by different algorithms

表 4 不同算法分辨率

Table 4 Resolution of different algorithms

方法	分辨率/ns
IDFT	0.380 8
改进的 OMP	0.348 2
ADMM	0.235 2
ADMM-net	0.226 3

位置,PVC 管位于 6.71 ns 左右,路面位于 2.76 ns 左右,目标到路面的时延约为 3.95 ns,与实际情况相符。如表 4 所示,ADMM-net 在实测环境下分辨率为 0.226 3 ns,与 ADMM 的基本一致,相对于改进的 OMP 算法提升了约 2 倍。

4 结 论

本研究利用成像物理机制与深度学习相结合,将恢复高分辨反射系数序列的交替方向乘子算法的迭代过程映射到深度展开网络中,通过网络学习算法解决 ADMM 算法中参数的选择问题。最后将所得的高分辨反射系数序列与高频超宽带雷达子波进行褶积后就可以获得一维高分辨像。通过仿真数据和实测数据,验证了该方法通过网络学习优化参数选择提升成像分辨率和提高目标定位精度的有效性,以及具有良好的抗

噪声性能,这对于工程实现具有很好的参考价值,目前已将该方法移植到雷达样机中进行测试与优化。

参考文献

[1] 何兆益,张宇,宋刚,等. 基于探地雷达的沥青路面压实度检测研究综述及展望[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2024, 43(11): 1-10.
HE ZH Y, ZHANG Y, SONG G, et al. Literature review and prospect of asphalt pavement compaction detection based on ground penetrating radar [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2024, 43(11): 1-10.

[2] 王伟,张群英,方广有. 浅表层伪随机编码超宽带探地雷达研制[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(8): 1902-1908.
WANG W, ZHANG Q Y, FANG G Y. Development of pseudo random coded subsurface UWB GPR[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(8): 1902-1908.

[3] SOLLA M, NOVO A, ELSEICY A, et al. Rebar detection: Comparison of stepped frequency continuous wave and pulsed GPR[J]. Procedia Structural Integrity, 2024, 64: 293-300.

- [4] 郝婉瑞, 谢跃雷. 基于射频直采技术的步进频雷达收发系统设计[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(3): 1117-1124.
HAO W R, XIE Y L. Design of stepped-frequency radar transceiver system based on RF direct sampling technology[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(3): 1117-1124.
- [5] 周子悦, 年夫顺, 孙超, 等. 基于多频段拼接的高分辨率太赫兹成像技术[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 138-146.
ZHOU Z Y, NIAN F SH, SUN CH, et al. High-resolution terahertz imaging technology based on multi-band stitching [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 138-146.
- [6] JUSTO J A, EIDE E, ORLANDIC M. Compressive sensing on three dimensional SFCW ground-penetrating radar[C]. 2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, 2020: 1-6.
- [7] SALUCCI M, TENUTI L, OLIVERI G, et al. Frequency-hopping GPR prospecting of sparse scatterers through bayesian compressive sensing [C]. 2017 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium, 2017: 383-384.
- [8] 杜文静, 刘庆华, 欧阳缮. 一种复块稀疏贝叶斯探地雷达成像算法[J]. 现代雷达, 2022, 44(5): 33-39.
DU W J, LIU Q H, OUYANG SH. A complex sparse bayesian GPR imaging algorithm [J]. Modern Radar, 2022, 44(5): 33-39.
- [9] 吕明久, 陈文峰, 徐芳, 等. 基于原子范数最小化的步进频率 ISAR 一维高分辨距离成像方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(8): 2267-2275.
LYU M J, CHEN W F, XU F, et al. One dimensional high resolution range imaging method of stepped frequency ISAR based on atomic norm minimization[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(8): 2267-2275.
- [10] 高秋菊, 张云银, 曲志鹏, 等. 基于 ISTA 算法的稀疏约束反演谱分解及应用[J]. 新疆石油地质, 2020, 41(4): 471-476.
GAO Q J, ZHANG Y Y, QU ZH P, et al. Decomposition and application of constrained sparse inversion spectrum based on ISTA algorithm[J]. Xinjiang Petroleum Geology, 2020, 41(4): 471-476.
- [11] 丁逊, 张劲东, 王娜, 等. 基于相参积累的捷变频雷达系统相位误差估计与稀疏场景重构算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(6): 1515-1523.
DING X, ZHANG J D, WANG N, et al. Phase error estimation and sparse scene reconstruction algorithm for frequency agility radar system based on coherent integration [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(6): 1515-1523.
- [12] 穆慧琳, 王泽武, 丁畅, 等. 基于 ADMM 的 SAR 多运动目标成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(4): 41-48, 78.
MU H L, WANG Z W, DING CH, et al. SAR multiple moving targets imaging method based on ADMM [J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(4): 41-48, 78.
- [13] 宋代悦, 李开壮, 陈倩倩. ISAR 高分辨成像算法正则化系数的优化 [J]. 电子信息对抗技术, 2023, 38(6): 68-75.
SONG D Y, LI K ZH, CHEN Q Q. Optimization of regularization coefficient for ISAR high-resolution imaging algorithm [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2023, 38(6): 68-75.
- [14] BISWAS S, GURBUZ A C. Deep learning based high-resolution frequency estimation for sparse radar range profiles[C]. 2024 IEEE Radar Conference, 2024: 1-6.
- [15] XU T J, YUAN D, WANG P, et al. Improved 3-D representation of GPR pipelines b-scan sequences using a neural network framework [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-16.
- [16] HUANG SH Y, QIAN J, WANG Y, et al. Through-the-wall radar super-resolution imaging based on cascade U-Net [C]. 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019: 2933-2936.
- [17] WANG Z W, WANG J P, LI P CH, et al. Dimension scaling sr-net for super-resolution radar range profiles[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025: 3614600.
- [18] XIA M, DE SILVA C W. Gear transmission fault classification using deep neural networks and classifier level sensor fusion [J]. Instrumentation, 2019, 6(2): 101-109.

- [19] SIDDIQUI N A, QADRI M T, AKHTER M O, et al. High-precision brain tumor segmentation using a progressive layered U-Net (PLU-Net) with multi-scale data augmentation and attention mechanisms on multimodal magnetic resonance imaging[J]. *Instrumentation*, 2025, 12 (1): 77-92.
- [20] YAMATO K, ITO S. Super-resolution for MRI using phase-scrambling fourier transform imaging and unrolling model-based network [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 99016-99029.
- [21] 王子辰, 陈晓艳, 王倩, 等. 基于残差自注意力连接的深度电学层析成像方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(5): 288-301.
- WANG Z CH, CHEN X Y, WANG Q, et al. Electrical tomography imaging method based on deep CNN with residual self-attention skip connection [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44 (5): 288-301.
- [22] MA R L, LAN L, LIAO G SH, et al. Sparse reconstruction-based target localization with distributed waveform-diverse array radars [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(13): 2278.
- [23] 毛德庆, 杨建宇, 杨明杰, 等. IAA-Net: 一种实孔径扫描雷达迭代自适应角超分辨率成像方法[J]. *雷达学报*, 2024, 13(5): 1073-1091.
- MAO D Q, YANG J Y, YANG M J, et al. IAA-Net: An iterative adaptive angle super-resolution imaging method for real-aperture scanning radar[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(5): 1073-1091.

- [24] 熊思宇, 晋良念. 步进频率探地雷达快速超分辨率成像方法[J]. *雷达科学与技术*, 2025, 23(3): 253-261.
- XIONG S Y, JIN L N. A fast super-resolution imaging method for stepped-frequency ground penetrating radar[J]. *Radar Science and Technology*, 2025, 23(3): 253-261.

作者简介



E-mail: jing@guet.edu.cn

Jin Liangnian (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Guilin University of Electronic Technology in 1998 and 2003, respectively, and his Ph. D. degree from Xidian University in 2012. He is currently a professor at Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include microwave intelligent sensing, UWB radar, millimeter-wave radar.



Luo Shengyao received his B. Sc. degree from Guilin University of Electronic Technology in 2023. He is currently a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include GPR, and radar signal processing.

晋良念 (通信作者), 1998 年和 2003 年于桂林电子科技大学分别获得学士学位和硕士学位, 2012 年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为桂林电子科技大学教授, 主要研究方向为微波智能感知、超宽带雷达、毫米波雷达。

罗盛耀, 2023 年于桂林电子科技大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为探地雷达 雷达信号处理。

E-mail: 2500258842@qq.com