北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于深度学习的树木根系探地雷达多目标参数反演识别

李爽 张潇巍 谭旭 徐凌飞 吕生华 文剑

Deep learning-based inverse identification of multi-target parameters for tree rooting ground-penetrating radar

Li Shuang, Zhang Xiaowei, Tan Xu, Xu Lingfei, L ü Shenghua, Wen Jian

引用本文:
李爽, 张潇巍, 谭旭, 徐凌飞, 吕生华, 文剑. 基于深度学习的树木根系探地雷达多目标参数反演识别[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(4):103–114. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230259
Li Shuang, Zhang Xiaowei, Tan Xu, Xu Lingfei, L ü Shenghua, Wen Jian. Deep learning–based inverse identification of multi–target parameters for tree rooting ground–penetrating radar[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(4):103–114. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230259

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230259

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的5种树皮纹理图像识别研究

Research on image recognition of five bark texture images based on deep learning

北京林业大学学报, 2019, 41(4): 146–154. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180242

马尾松木材空洞开裂残损的雷达检测成像初探

Preliminary study on radar detection and imaging of cavities and cracks of *Pinus massoniana*

北京林业大学学报, 2017, 39(3): 112–118. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20160313

基于Chirplet语图特征和深度学习的鸟类物种识别方法

Bird species recognition method based on Chirplet spectrogram feature and deep learning

北京林业大学学报, 2018, 40(3): 122–127. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180008

面向钻蛀振动实时侦听的深度学习模型压缩

Deep learning model compression for real–time listening of boring vibration

北京林业大学学报, 2021, 43(6): 92–100. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200100

基于树木雷达的小兴安岭典型树种粗根分布及其影响因素研究

Coarse root distribution and its influencing factors of typical species in Lesser Xing’an Range based on tree radar unit

北京林业大学学报, 2020, 42(5): 33–41. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20190285

基于深度学习的城市滨河绿道景观视觉感知评价研究

Research on visual perception evaluation of urban riverside greenway landscape based on deep learning

北京林业大学学报, 2021, 43(12): 93–104. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210175

DOI:10.12171/j.1000−1522.20230259

基于深度学习的树木根系探地雷达多目标参数反演识别

李 爽　张潇巍　谭 旭　徐凌飞　吕生华　文 剑
（北京林业大学工学院，北京 100083）

摘要:【目的】使用深度学习方法实现对根系雷达图像的多目标检测和多参数估计。**【方法】**构建了一种以 YOLOv5s 和 CNN-LSTM 为主要框架的网络模型实现对根系雷达扫描图像的多目标检测和多参数估计。首先，通过仿真模拟和预埋试验获取试验所需的根系雷达剖面图数据，同时为了增加数据的多样性，使用 CycleGAN 风格迁移网络获取了一批具有真实雷达图像特征的仿真数据；然后，使用 YOLOv5s 目标检测网络识别并提取根系响应区域；接着引入频域变换，获取频域特征，并将根系雷达图像的时域特征和频域特征融合；最后，利用卷积神经网络、卷积注意力机制以及长短期记忆网络强调和提取与根系参数相关的信息特征，并使用多任务学习的方法实现对根系半径、深度、相对介电常数以及水平倾角的预测。**【结果】**(1)仿真试验中，根系半径估计的最大误差是 4.3 mm，R^2 为 0.980，均方根误差为 1.32，深度估计的最大误差是 35.1 mm，R^2 为 0.962，均方根误差为 17.68，相对介电常数估计的最大误差是 3.1，R^2 为 0.960，均方根误差为 1.10，水平倾角估计的最大误差是 10.2°，R^2 为 0.821，均方根误差是 4.96。(2)在实测数据上对根系半径估计的平均相对误差是 9.112%，深度估计的平均相对误差是 5.772%，水平倾角估计的平均相对误差是 11.25%。**【结论】**本文提出的基于深度学习与探地雷达的多目标检测方法可以为根系检测和根系参数估计提供便利。

关键词：探地雷达；多参数估计；无损检测；多任务学习
中图分类号：S771.8　**文献标志码：**A　**文章编号：**1000−1522(2024)04−0103−12
引文格式：李爽，张潇巍，谭旭，等. 基于深度学习的树木根系探地雷达多目标参数反演识别［J］. 北京林业大学学报，2024，46(4)：103−114. Li Shuang, Zhang Xiaowei, Tan Xu, et al. Deep learning-based inverse identification of multi-target parameters for tree rooting ground-penetrating radar［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(4): 103−114.

Deep learning-based inverse identification of multi-target parameters for tree rooting ground-penetrating radar

Li Shuang　Zhang Xiaowei　Tan Xu　Xu Lingfei　Lü Shenghua　Wen Jian
(School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: ［**Objective**］This paper takes multi-target detection and multi-parameter estimation of root radar images using deep learning methods. ［**Method**］In this study, a network model with YOLOv5s and CNN-LSTM as the main framework was constructed to achieve multi-target detection and multi-parameter estimation of root radar scanning images. Firstly, the root system radar profile data required for the experiments were obtained through simulation and pre-embedding experiments, and at the same time, in order to increase the diversity of the data, a batch of simulation data with the characteristics of real radar images were obtained using CycleGAN style migration network; then, the root system response region was identified and extracted using the YOLOv5s target detection network; then, the frequency domain transform was introduced to obtain the frequency domain features and fuse the time domain features and frequency

收稿日期: 2023−09−27　**修回日期:** 2023−12−31
基金项目: 国家自然科学基金项目(32071679)，北京市自然科学基金项目(6202023)。
第一作者: 李爽。主要研究方向：根系无损检测。Email：beilinls@163.com　地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学工学院。
责任作者: 文剑，博士，教授。主要研究方向：树木无损检测。Email：wenjian@bjfu.edu.cn　地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn; http://journal.bjfu.edu.cn

domain features of the root system radar image; finally, a convolutional neural network (CNN), a convolutional attention mechanism, and a long short-term memory network (LSTM) were used to emphasize and extract the information features related to the root system parameters, and a multi-task learning approach was used to achieve the prediction of the root system radius, depth, relative permittivity, and horizontal angle. [**Result**] (1) In the simulation experiments, the maximum error in the estimation of root radius was 4.3 mm with R^2 of 0.980 and a root mean square error of 1.32. The maximum error in the estimation of depth was 35.1 mm with R^2 of 0.962 and a root mean square error of 17.68, and the maximum error in the estimation of relative permittivity was 3.1 with R^2 of 0.960 and a root mean square error of 1.10, and the maximum error in the estimation of the horizontal angle was 10.2°, with R^2 of 0.821 and the root mean square error was 4.96. (2) The average relative error of root radius estimation on measured data was 9.112%, the average relative error of depth estimation was 5.772%, and the average relative error of horizontal angle estimation was 11.25%. [**Conclusion**] The experimental data show that the method proposed in this paper can facilitate root detection and root parameter estimation.

Key words: ground penetrating radar; multi-parameter estimation; nondestructive testing; multi-task learning

树木根系是树木的重要营养器官，为树木提供支撑的作用[1]。相较于地上部分，根系更加难以观察和取样，导致根系研究相对落后[2]。传统的破坏性检测方法，如挖掘法、土钻法等[3−4]，虽然能够获取较为精细的根系信息，但是会破坏根系和土壤环境，往往耗时耗力，效率不高，难以实现重复测量；无损检测方法，如微根管法、X 射线计算机断层扫描（X-ray computed tomography，XCT）等[5−6]，这些方法在减少对树木根系破坏的同时大大提升了检测效率，但微根管法只适用于对细根局部检测，X 射线计算机断层扫描也存在扫描面积小，扫描深度不足，尤其难以解决高大乔木类根系整体扫描的问题。

探地雷达（ground penetrating radar，GPR）作为一种非破坏性的地球物理技术，利用地下材料电磁特性的不同，发射高频电磁波并接收返回信号来探测地下信息[7−8]，具有高效、便携和可重复测量等优点，广泛应用于根系检测中。Barton 等[9]使用不同频率的雷达对根系进行检测，并通过提取双曲线顶点的波形参数估计根直径。Cui 等[10]通过试验测试出雷达参数和根系直径以及生物量之间的关系。Tanikawa 等[11]通过研究发现，根的方向以及根与测线的水平夹角对雷达参数影响较大。Zhang 等[12]通过单因素和多因素试验，评价了探地雷达在田间柑橘根系分析中的适用性。在实际应用中，由于 GPR 图像存在噪声，因此对 GPR 图像进行处理并提取其中的有效信息是一项挑战。随着深度学习技术的发展，Lei 等[13]使用 Faster R-CNN 和聚类相结合的方法对探地雷达 B-scan 双曲线进行检测和定位。王泽鹏等[14]提出了一种基于 yolov3 的根系识别定位和直径估计方法，在预埋试验中对树根位置和直径预测的总平均相对误差在 10.57% 以内。李光辉等[15]使用探地雷达一维数据（A-scan）为研究对象，提出了一种基于卷积神经网络识别双曲线顶点的树木根系半径和深度的预测方法，在仿真试验中的总平均相对误差为 5.83%。总体来说，目前构建的对根系参数进行估计的模型，一方面，没有考虑雷达图像中存在多个位置随机根系的定位问题，另一方面，大多只考虑了单个根系参数对波形参数影响，没有考虑到多个根系参数对雷达成像的共同影响，导致检测算法在对根系参数进行估计的时候稳定性不高。此外，当前在使用雷达数据对根系参数进行估计的时候，大多是对 A-scan 数据中的时域特征，如时间差、振幅强度等，以及 B-scan 数据中的图像特征，如双曲线形状等特征进行分析，没有充分利用雷达数据在频域上的特征。

针对以上问题，本研究构建了一种基于时频域融合特征根系雷达图像的目标检测以及多参数估计模型。整个模型分为两部分，第一部分实现对复杂环境下雷达图像中根响应区域的识别和提取，第二部分将提取的根系感兴趣区域图像及其幅值图和相位图并行输入参数估计网络，实现对根系多参数的估计。最后，通过仿真试验以及预埋试验验证该方法的准确性。

1 模型框架和数据处理

1.1 反演框架

本研究的目标是构建一种基于 YOLOv5s 和 CNN-LSTM 的树木根系雷达图像多目标检测和参数反演网络，整体框架如图 1 所示。使用构建好的数据集对 YOLOv5s 网络模型进行训练后，提取输入

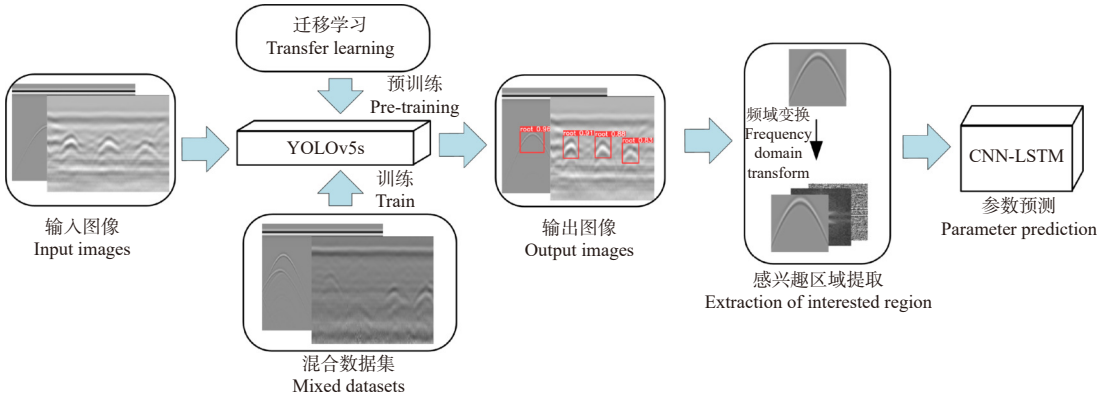


图 1　系统框架

Fig. 1　System framework

图像中的根系响应区域;再通过频域变换,构建时频域融合特征;最后,将融合特征作为参数预测网络的输入,实现对根系参数的估计。

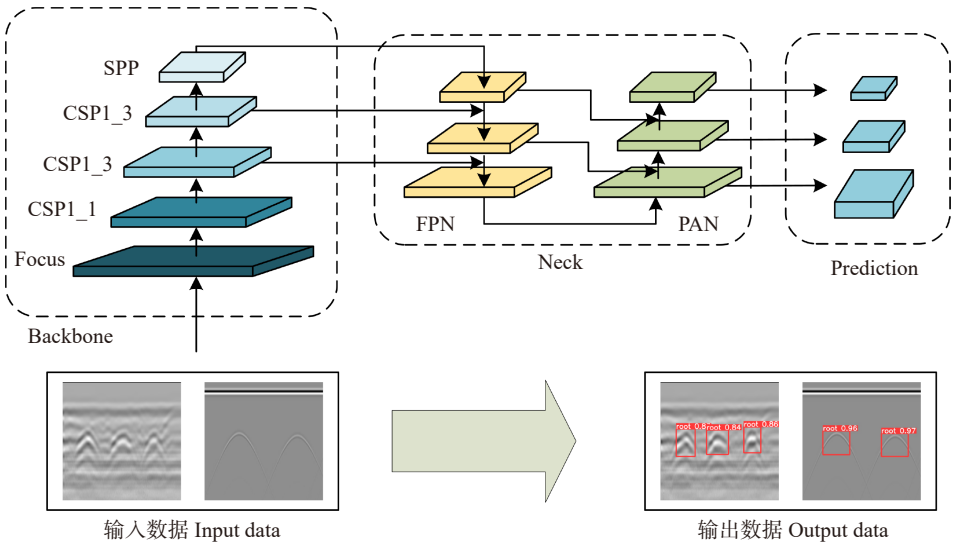
1.1.1　根响应区域识别和提取

本研究使用 YOLOv5s 网络实现对根系响应区域的识别和提取,网络结构如图 2 所示。整个模型由特征提取(Backbone)、特征融合(Neck)和检测头(Head)3 部分组成[16]。Backbone 部分使用 Focus 模块、CSP 模块和 SPP 模块对图像特征进行提取;Neck 部分使用 FPN 和 PAN 模块,增强模型的特征融合能力,提升模型的检测性能;Head 部分通过使用 3 个 Detect 检测器,在不同尺度的特征图上对目标进行检测。

1.1.2　特征提取框架

卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)是一种前馈神经网络,主要包括卷积层、池化层和全连接层,具有权值共享和局部连接的特点[17−18],适用于提取 B-scan 数据中双曲线的空间位置特征。长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)是一种特殊的循环神经网络(recurrent neural network,RNN),由递归细胞组成,经常用于处理序列数据,它们能够捕捉和记忆长序列中的依赖关系[19−21],适合用来提取 B-scan 数据中的时间序列特征。

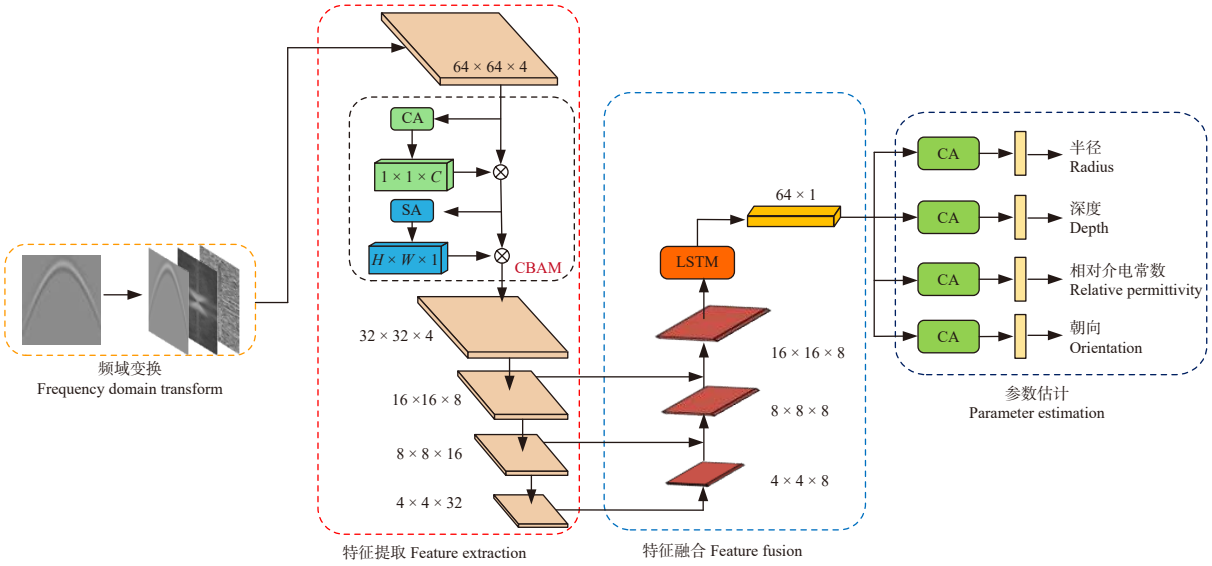
在实际测量中,土壤的不均匀性会导致获取的根系雷达数据的不确定性[22]。为了提高特征提取的准确率,在特征提取部分引入了卷积注意力模块(convolutional block attention module,CBAM)和特征金字塔(feature pyramid networks,FPN),特征提取网络的整体架构如图 3 所示。CBAM 将空间注意力机制(spatial attention,SA)和通道注意力机制(channel attention,CA)结合,对输入进来的特征层先后进行通道注意力处理和空间注意力处理[23]。首



Backbone 表示特征提取部分,Neck 表示特征融合部分,Prediction 表示预测部分。Focus、CSP1_1、CSP1_3、SPP、FPN 和 PAN 表示 YOLOv5s 中特定的网络结构。Backbone represents the feature extraction part, Neck represents the feature fusion part, and Prediction represents the prediction part. Focus, CSP1_1, CSP1_3, SPP, FPN, and PAN represent specific network structures in YOLOv5s.

图 2　YOLOv5s 网络结构

Fig. 2　YOLOv5s network structure



CA 表示通道注意力模块，SA 表示空间注意力模块，CBAM 表示卷积注意力模块，*C* 表示特征向量的通道数，*H* 表示特征向量的高，*W* 表示特征向量的宽，LSTM 表示长短时记忆网络。CA represents channel attention module, SA represents spatial attention module, CBAM represents convolutional block attention module, *C* represents the number of channels in the feature vector, *H* represents the height of the feature vector, *W* represents the width of feature vector, and LSTM represents long short-term memory network.

图 3 参数估计模块

Fig. 3 Parameter estimation module

先，通道注意力模块会对输入进来的特征层，按通道分别进行全局平均池化和全局最大池化；然后经过全连接层对特征进行处理，并将处理之后的特征相加；接着利用 sigmoid 函数获得输入特征层每一个通道的权值（0 ~ 1 之间）；最后，将权值和原始输入的特征层相乘就得到经过通道注意力机制处理后的特征图。然后，将得到的通道特征图作为空间注意力模块的输入，空间注意力机制会在每一个特征点的通道上取最大值和平均值，然后将这两个结果进行堆叠，并使用通道数为 1 的卷积调整通道数量，然后使用 sigmoid 函数获得每一个特征点的权值（0 ~ 1 之间），最后将权值和输入特征相乘获得新的特征图。特征金字塔将具有高语义内容的特征层重新上采样，并且将其与下采样中长宽相同的特征层进行堆叠，保证小目标的特征与信息[24]。

1.1.3 多任务学习

为实现对根系多参数预测，提高整个模型的预测效果，在已有的网络框架中引入了多任务学习方法（multi-task learning，MTL）和注意力机制。多任务学习是一种联合学习，能够利用不同任务之间的共性和差异，实现多个任务的并行学习[25]。注意力机制能够对共享特征进行筛选，提升网络预测效果。

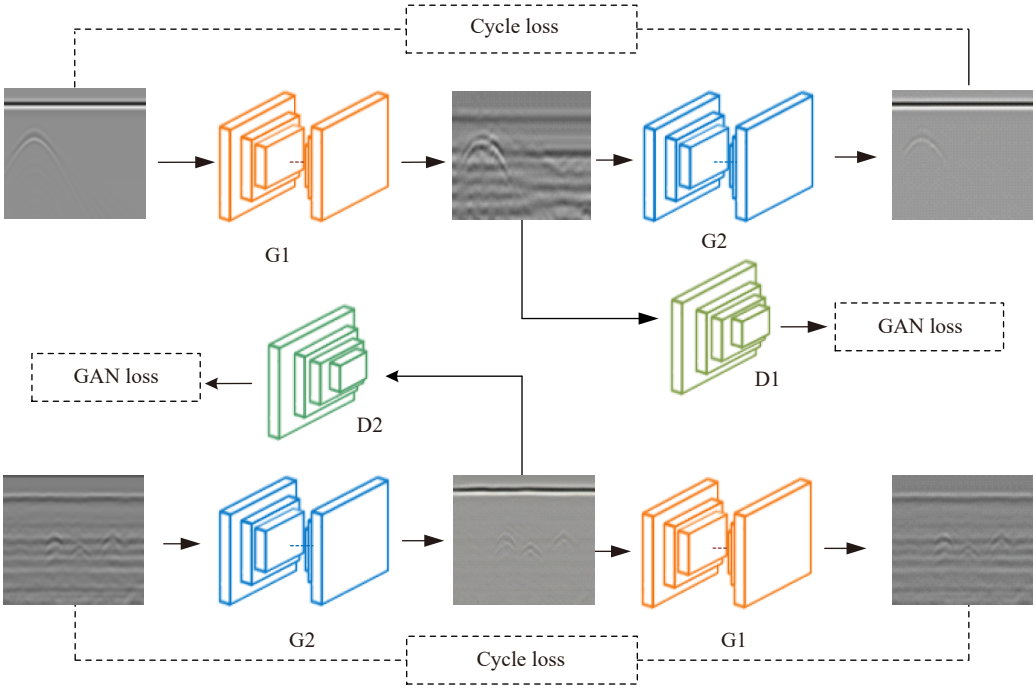
1.2 数据获取

本文使用的原始雷达数据通过 Tree-Radar 公司的雷达获得，天线频率为 900 MHz，时窗为 15 ns，采样点数为 512 个。仿真数据均由仿真软件 gprMax 软件获得。由于仿真数据的各项参数均设置为理想状态，而自然环境下的土壤条件要更加复杂。所以，如果仅使用由仿真数据训练得到的模型对实测数据进行预测，最终得到的结果会有较大误差。为增强整个模型的泛化性，数据集中应包含具有真实雷达数据特征的数据。为保证数据集的多样性，使用生成对抗网络 CycleGAN 对数据集进行扩充，CycleGAN 能实现无匹配图像之间的风格迁移[26−28]，将理想条件下获得的仿真数据转化为具有真实数据特征的仿真数据。CycleGAN 的网络结构以及风格迁移效果如图 4 所示，其中 *X* 表示仿真数据，*Y* 表示实测数据，G1、G2 是生成网络，D1、D2 是对抗网络。

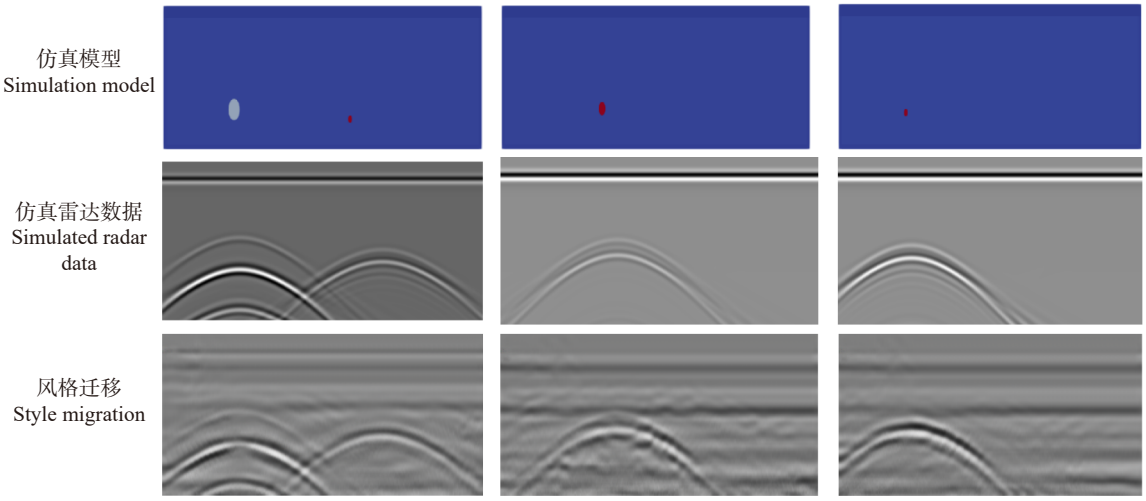
在对 CycleGAN 网络进行训练的时候，数据集中包含了仿真数据和实测数据两种不同风格的数据。其中训练集中仿真数据 819 张，真实数据 767 张，验证集中仿真数据 120 张，真实数据 97 张，最终生成了带有真实数据风格的仿真数据 146 张。在对 YOLOv5s 网络和参数估计网络进行训练的时候，构建了包含理想仿真数据以及风格变换后的数据的混合数据集，其中理想仿真数据 1 400 张，风格变换数据 146 张。数据集中的数据按照 8∶1∶1 的比例分配到训练集、验证集以及测试集。目标检测部分使用的图像都是单通道图像，每张图像大小是 512 × 512 像素，参数预测部分使用的图像都是 3 通道图像，由根系响应区域图像及其幅值图和相位图组合得到，每张图像的大小为 128 × 128 像素。

1.3 数据预处理

在使用探地雷达对树木根系进行探测的时候，



a CycleGAN 网络结构 CycleGAN network structure



b CycleGAN 效果展示 CycleGAN effect demonstration

G1、G2 表示生成器，D1、D2 表示鉴别器，GAN loss 表示生成对抗损失，Cycle loss 表示循环一致性损失。G1 and G2 represent generators, D1 and D2 represent discriminators, GAN loss represents generative adversarial network loss, and Cycle loss represents cycle consistency loss.

图 4　CycleGAN 扩充数据集

Fig. 4　CycleGAN expanded dataset

获得的回波信号中，除了包含目标信号，往往还包括地表杂波、地下杂波以及各种噪声信号[29−30]。而且，由于电磁波的传播特性，随着传播深度的增加，雷达信号幅值衰减严重，深层回波信号需要经过校正处理才能同时显示出来。所以在采集到雷达数据之后需要先对原始数据进行预处理，最终处理效果如图 5 所示，从图中可以看到，经过预处理后，雷达数据中的噪声显著减少，双曲线反射区域也更加明显。

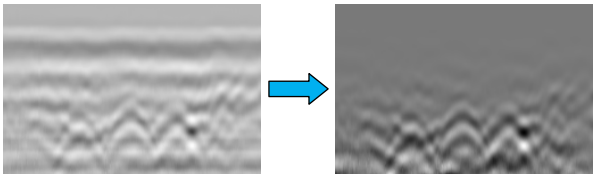


图 5　数据预处理

Fig. 5　Data preprocessing

1.4　评价指标

在使用目标检测网络对雷达图像上的根系目标进行检测的时候，通过计算精确率(precision，P_r)、召回率(recall，R_e)和平均精度(average precision，AP)来对检测性能进行评估。P_r 表示模型预测的所有目标中预测正确的比例，R_e 表示所有真实目标中，模型预测正确的比例，AP 表示 P_r-R_e 曲线和坐标轴之间的面积。

$$P_r = \frac{T_P}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (1)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_P + F_N} \times 100\% \quad (2)$$

$$AP = \int_0^1 P_r R_e dR_e \times 100\% \quad (3)$$

式中：T_P 表示实际为正样本且模型也检测为正样本的数量，F_P 表示实际为负样本但是模型检测为正样本的数量，F_N 表示实际为正样本但是模型检测为负样本的数量。

YOLOv5 是一种常见的单阶段目标检测算法，具有不同的变体。为选择合适的模型，使用同一数据集对不同模型进行训练，不同模型的平均精度均值和帧数如表 1 所示。从表中可以看到，在检测精度相差不大的情况下，YOLOv5s 模型的检测速度大幅领先，综合平均检测精度和检测速度等因素，最终选用 YOLOv5s 模型。

表 1 不同模型效果展示

Tab. 1 Display of different model performances

模型 Model	平均精度 Mean precision	每秒帧数 Frame per second
YOLOv5s	0.788	134
YOLOv5m	0.793	81
YOLOv5l	0.797	34

2 模型训练与验证

2.1 模型训练

使用 torch 框架搭建模型，试验运行环境为 Inter Core（TM）i5-12400F @2.50 GHz 处理器，内存 16 GB，Nvidia RTX3060 显卡，12 GB 显存。采用平均绝对误差作为损失函数，它通过计算预测值和目标值之间的绝对差值的平均值来度量模型的性能，对异常值不敏感。采用 Adam 优化器，一阶矩估计的指数衰减率设为 0.9，二阶矩估计的指数衰减率设为 0.999，模型的学习率设置为动态学习率，每 50 个 epoch 更新一次学习率，初始学习率设置为 0.000 4，学习率变化曲线如图 6a 所示。训练过程中每训练一轮都会记录训练集和验证集的损失，最终得到的损失函数图像如图 6b 所示，从图中可以看到 300 轮之后损失趋于平稳。

2.2 仿真试验

为验证本方法在根系参数估计中的可行性，在仿真数据集上对本研究构建的模型进行验证。使用开源仿真软件 gprMax 模拟不同参数的树木根系并获取其雷达仿真数据。模型大小设置为 2.5 m × 0.6 m，根据不同的根系参数设置不同的根系模型。根据已有研究，直径大于 5 mm 的根系容易被检测到[31]，且大部分粗根分布在 40 cm 左右的深度[32]，所以设置根系半径范围为 0.5 ~ 5.0 cm，深度范围为 0 ~ 60 cm，相对介电常数范围为 7 ~ 30。考虑到探地雷达自身空间分辨率对探测结果的影响，不同根系模型之间的水平距离大于 10 cm，垂直距离大于 15 cm。由于大多数土壤固相的相对介电常数在 3 ~ 7 之间[33]，设置土壤模型的相对介电常数为 6。仿真模型如图 7 所示，水平方向和垂直方向分别表示扫描距离和深度，垂直方向上，0 ~ 3 cm 表示吸收边界，3 ~ 60 cm 为土壤区域，其中不同颜色的圆表示不同半径以及相对介电常数的根系截面。本研究共进行了 1 400 次模拟仿真，获取了不同参数根系的雷达仿真数据。

仿真试验中雷达的各项设置和现场试验保持一致，天线的激励为 Ricker 子波，中心频率设置为 900 MHz，时间窗口设置为 15 ns，天线移动步距设置为 5 mm，详细的参数设置如表 2 所示。

2.2.1 YOLOv5s 检测精度评估

图 8 展示了 YOLOv5s 目标检测模型在验证集上准确率、召回率的变化情况。训练过程中使用了预训练模型，给定阈值为 0.5 时准确率为 93.3%，召

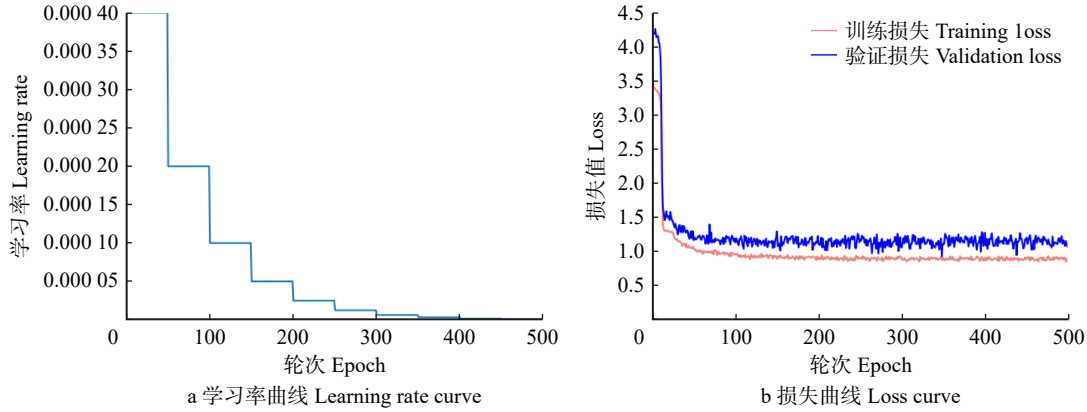


图 6 学习率和损失变化曲线

Fig. 6 Learning rate and loss variation curves

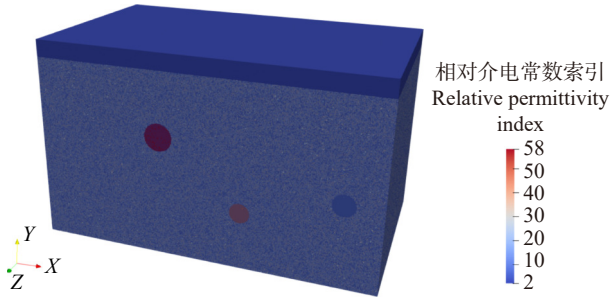


图 7　仿真模型

Fig. 7　Simulation model

表 2　仿真参数设置

Tab. 2　Simulation parameter settings

参数 Parameter	数值 Numerical value
模型尺寸 Model size	2.500 m × 0.600 m × 0.002 m
空间离散步长 Spatial discrete step length/m	0.002
时间窗口 Time window/ns	15
天线中心频率 Antenna center frequency/MHz	900
土壤相对介电常数 Relative permittivity of soil	6
根系相对介电常数 Relative permittivity of root	7 ~ 30
根系半径 Root radius/cm	0.5 ~ 5.0
深度 Depth/cm	0 ~ 60

回率为 85.5%，AP 值为 91.5%，每张图像的平均检测时间为 26 ms。模型的准确率以及 AP 值都较高，召回率受土壤环境复杂性的影响，还有提升空间，单幅图像的检测速度远快于人工识别的方法。结果表明，YOLOv5s 网络能够快速准确地从雷达图像中识别出根系。

2.2.2　仿真结果分析

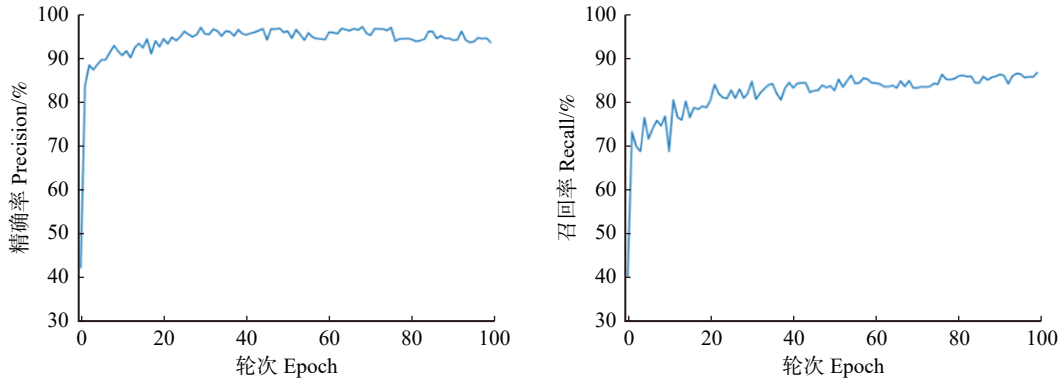
使用训练好的网络模型对根系数据进行半径、深度、相对介电常数以及水平倾角估计。整个测试集上参数估计结果以及误差分布概率如图 9 所示。其中，半径估计的决定系数是 0.980，98% 测试数据的半径估计误差在±0.3 cm 以内；深度估计的决定系数是 0.962，测试数据中 99% 数据的深度估计误差在±3 cm 以内；相对介电常数估计决定系数是 0.960，测试数据中 86% 数据的相对介电常数估计误差在±2 以内，水平倾角估计的决定系数是 0.821，测试数据中 90% 数据的水平倾角的估计误差在±8°以内。

2.2.3　模块消融试验

为验证 CBAM 模块、FPN 模块以及多任务学习时加入的 CA 模块对根系参数估计的效果，设置了消融试验（表 3）。Model-N 是本研究构建的带有 CBAM 模块、FPN 模块以及 CA 模块的根系参数反演模型，Model-1 表示传统的 CNN-LSTM 网络，Model-2 只有 CA 模块，Model-3 不具有 FPN 模块，Model-4 不具有 CBAM 结构。从表中数据可以看出，传统的 CNN-LSTM 网络在对根系多参数进行估计时，由于使用提取的公共特征对不同根系参数进行估计，导致有的参数预测效果很好，有的参数预测效果很差，这也从侧面说明了不同根系参数对网络提取的共享特征具有不同的侧重点。加入 CA 模块之后，在估计不同参数的时候，网络对提取特征的侧重点不同，使得根系参数的预测效果有了明显的提升。同时，由于参数预测网络的输入是由根系雷达数据的时域图像和频域图像叠加得到的，所以在特征提取阶段加入了 CBAM 模块，这使得网络能够分别从根系雷达数据的时域和频域图像中获取重要特征。FPN 模块则能将深层特征和浅层特征叠加，保证小目标的特征和信息。试验数据表明，在加入 CBAM 模块、FPN 模块和 CA 模块之后，网络对根系参数的估计效果得到了明显提升。

2.3　预埋试验

为验证本研究构建的模型在真实环境下对树木根系参数的估计效果，在北京林业大学工学院实训基地（40°00′58″N，116°21′15″E）进行了现场试验。为



a 精确率曲线 Precision curve　　b 召回率曲线 Recall curve

图 8　指标曲线

Fig. 8　Index curves

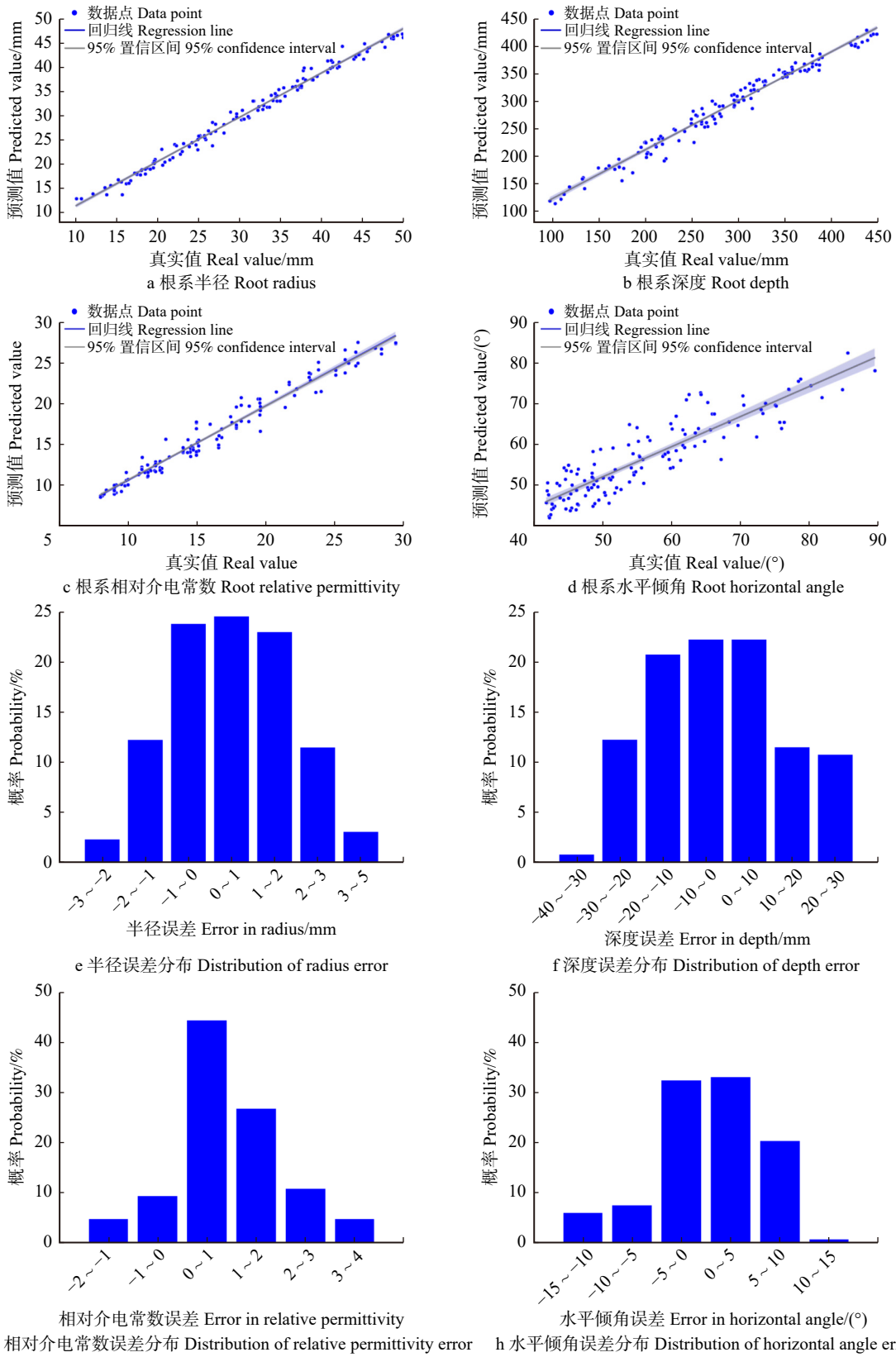


图 9 预测结果与误差分布

Fig. 9 Prediction results and error distribution

保证土壤环境的均一性，试验前使用滤网剔除土壤中体积较大的土块、石块以及其他杂质，试验时使用和根系相对介电常数相近的葡萄藤作为模拟根系，使用游标卡尺分别测量模拟根系的两端以及中间位置的直径，然后取平均值，作为模拟根系的直径。试验场地如图 10 所示，共设置 2 个试验坑，试验坑一长 2 m，宽 1 m，深 0.6 m，试验坑二长 2 m，宽 1 m，深 0.3 m，2 个试验坑均将左上角设置为坐标原点。

表 3　不同结构网络模型的性能比较

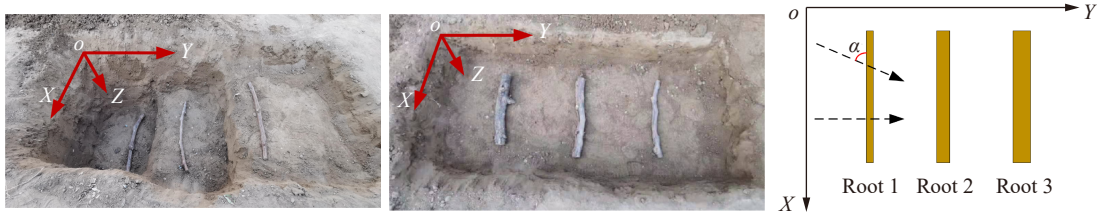
Tab. 3　Comparison of accuracy of different structural network models

模型 Model	参数 Parameter	CA	FPN	CBAM	最大绝对值误差 Maximum absolute value error	R^2	均方根误差 Root mean square error
Model-1	半径Radius/mm				5.6	0.952	2.32
	深度 Depth/mm				459.0	–	266.30
	相对介电常数 Relative permittivity				29.4	–	16.94
	水平倾角 Horizontal inclination/(°)				19.5	0.701	6.28
Model-2	半径 Radius/mm				10.3	0.930	2.65
	深度 Depth/mm				58.2	0.952	19.04
	相对介电常数 Relative permittivity	√			4.2	0.957	1.19
	水平倾角 Horizontal inclination/(°)				13.0	0.746	5.76
Model-3	半径 Radius/mm				7.7	0.950	2.41
	深度 Depth/mm				78.5	0.947	19.63
	相对介电常数 Relative permittivity	√		√	4.3	0.948	1.31
	水平倾角 Horizontal inclination/(°)				13.3	0.773	5.46
Model-4	半径 Radius/mm				10.9	0.921	2.93
	深度 Depth/mm				73.7	0.936	21.52
	相对介电常数 Relative permittivity	√	√		8.4	0.899	1.82
	水平倾角 Horizontal inclination/(°)				12.1	0.793	5.21
Model-N	半径 Radius/mm				4.3	0.980	1.32
	深度 Depth/mm				35.1	0.962	17.68
	相对介电常数 Relative permittivity	√	√	√	3.1	0.960	1.10
	水平倾角 Horizontal inclination/(°)				10.2	0.821	4.96

注:表中–表示无明显相关性,√表示网络中使用了该模块,空白表示模型中未使用此模块。Notes: "–" indicates a negative coefficient and √ indicates that the module is used in the network, blank indicates that this module is not used in the model.

试验时,将不同直径的模拟根系水平放置在 2 个试验坑的不同位置,然后用探地雷达获取其扫描数据,扫描示意图如图 10c 所示,图中 Root1、Root2、Root3 表示预埋的根,扫描方向如图中箭头所示,沿着不同的扫描路径采集了具有不同水平角度的数据。

由于获得的根系扫描数据中包含大量干扰噪声,所以在预测前,需要先对根系雷达数据进行一系列预处理。表 4 显示:根系半径估计的最大绝对误差是 8.0 mm,最小误差是 0.6 mm,平均相对误差是 9.112%;深度估计的最大误差是 28 mm,最小误差是 2 mm,平均相对误差是 5.772%,水平倾角估计的最大误差是 12°,最小误差是 4°,平均相对误差是 11.25%。从表中数据可以看出,本研究构建的网络在对根 R1、R2、R3 以及 R5 进行半径和深度估计的时候,能成功估计出接近真实参数的信息,参数的估计误差均小于 10%。而预埋根 R4 半径估计的相对误差为 25.40%,深度估计的相对误差是 10.45%,估计误差均大于 10%。可能的原因:首先,R4 的表面不规则,一方面会导致测量半径的时候出现问题,另一方面可能探地雷达在测量的时候扫描到较粗或较



a 不同深度及半径 Different depths and radius　　b 不同半径 Different radius　　c 扫描示意图 Scanning diagram

α 表示探地雷达前进方向和根之间的夹角。α represents the angle between the direction of ground penetrating radar movement and the roots.

图 10　预埋试验

Fig. 10　Pre-embedding experiment

表 4 样本根系预埋试验参数预测结果

Tab. 4 Predicted results of sample root parameters of pre-embedded experiment

序号 No.	图像 Image	根系半径 Root radius				根系深度 Root depth				水平倾角 Horizontal inclination			
		真实值 Real value/mm	估计值 Estimated value/mm	绝对误差 Absolute error/mm	相对误差 Relative error/%	真实值 Real value/mm	估计值 Estimated value/mm	绝对误差 Absolute error/mm	相对误差 Relative error/%	真实值 Real value/(°)	估计值 Estimated value/(°)	绝对误差 Absolute error/(°)	相对误差 Relative error/%
R1		22.0	20.7	1.3	5.91	278	287	9	3.24	90	84	6	6.7
R2		23.1	23.7	0.6	2.60	273	271	2	0.73	75	63	12	16.0
R3		27.6	28.9	1.3	4.71	245	269	24	9.80	60	64	4	6.7
R4		31.5	23.5	8.0	25.40	268	296	28	10.45	45	52	7	15.6
R5		21.6	20.1	1.5	6.94	302	288	14	4.64				

细区域，导致雷达成像结果和实际预想不一致；其次，在进行预埋试验的时候，需要先将根系放置在试验坑中，再进行填埋，填埋过程可能会导致土壤分布不均，从而影响雷达成像结果。在对根系的水平倾角进行估计的时候，平均相对误差大于 10%。一方面可能是因为实际根系本身具有一定的弧度，且其剖面也不是仿真试验中相对规则的圆形或椭圆形，另一方面可能是预埋以及扫描过程中人为导致的角度误差。

3 讨 论

3.1 土壤环境对预测结果的影响

土壤相对介电常数对预测结果的影响。由于介电性质不同，电磁波信号传播到土壤和根系分界面的时候会发生反射、折射和散射，反射信号被雷达接收天线接收，根系的雷达数据就被记录下来。土壤和根系之间的相对介电常数相差越大，电磁波反射信号就越强，雷达接收端记录的根系反射就越明显。在现场试验初期，可以通过在现场做已知深度的预埋试验实现对现场土壤相对介电常数的标定，也可以通过使用常见的时域反射（time domain reflectometry，TDR）方法在多处采样取均值实现对现场相对介电常数的标定。

土壤各向异性对预测结果的影响。土壤的各向异性越低，电磁波在其中传播的时候产生的干扰越少，根系的成像越清晰。而当土壤分布复杂、分层明显的时候，会严重影响根系的雷达成像效果，给根系的参数估计带来挑战。

地表起伏对预测结果的影响。通常情况下，在对根系参数进行估计的时候，默认根系上方的地表是平坦的。当土壤表面有起伏的时候，电磁波的反射会随着不平整的地表变化，导致根系参数分析困难。本文提出的研究方法在对根系参数进行估计的时候暂未考虑起伏地面对估计结果的影响。

3.2 根系对预测结果的影响

受探地雷达本身水平分辨率和垂直分辨率的影响，当根系半径过小或者根系之间距离较近时，现有的解译方法较难将其从雷达图像上区分出来，这也为后续根系参数估计带来挑战。

根系朝向的影响。当根系的水平倾角为 90°，垂直倾角为 0°的时候，探地雷达的检测效果最好。随着水平倾角的减小，根系雷达图像将会在水平方向上发生偏移；随着垂直倾角的增加，电磁波在接触到根系的上部分区域时就会发生反射，导致根系雷达图像在垂直方向上的形状被拉长，当根系朝向垂直深入土壤的时候，探地雷达无法区分根系的上下分界面，且当根系半径较小的时候，只有当雷达到达根系正上方时才能检测到根系，对根系的检测以及参数估计都会带来很大的困难。根据已有研究，当根系水平倾角在 45°到 90°之间时，双曲线成像比较明显。本研究在对根系水平倾角进行估计的时候，使用的数据的水平倾角均在此范围内。

4 结 论

本研究构建了一种基于深度学习的树木根系探地雷达多目标检测以及多参数估计的方法，以 YOLOv5s 目标检测网络和 CNN-LSTM 网络为主要框架，并在其中引入了注意力机制、特征金字塔和多任务学习模块，提升网络的性能。同时，使用 CycleGAN 风格迁移网络，快速获取了大量具有真实雷达图像特征的仿真数据，增强了数据集的多样性。

在仿真试验中，根系半径预测的最大误差是 4.3 mm，深度预测的最大误差是 35.1 mm，相对介电常数预测的最大误差是 3.1，水平倾角估计的最大误差是 10.2°。预埋试验中，根系半径预测的最大误差是 8.0 mm，深度预测的最大误差是 28 mm，水平倾角预测的最大误差是 12°。和仿真试验相比，预埋试验估计的根系参数误差较大，但是考虑到自然土壤环境的复杂性以及人为试验导致的土壤分布不均等问题，预埋试验结果总体验证了本研究所提方法的有效性。

本研究还存在一些问题和不足。首先，自然土

壤环境复杂，获得的雷达图像中除了包含根系特征还包括其他异物的特征。对于不同的物体，由于物体相对介电常数以及形状等因素的不同，他们的信号特征往往是不同的，如果他们在某一雷达剖面上具有完全相同的信号特征，仅从 B-Scan 图像上是无法将其正确区分，此时就需要从 C-scan 图像入手，从多个维度对该信号进行分析。其次，受探地雷达自身空间分辨率的影响，当根系之间距离过近时，根系雷达图会出现重叠和叠加，如何正确区分不同根系以及对根系信息进行提取还需进一步研究。同时，根系朝向也会影响雷达的成像效果，如何从雷达图像准确判断根系朝向，也需进一步研究。

参　考　文　献

[1] Liang H, Xing L, Lin J. Application and algorithm of ground-penetrating radar for plant root detection: a review[J/OL]. Sensors, 2020, 20(10): 2836[2022−5−16]. https://doi.org/10.3390/s20102836.

[2] 王哲旭. 基于探地雷达的树木根系检测算法研究 [D]. 无锡: 江南大学, 2023.
Wang Z X. Reasearch on tree root detection algorithm using ground penetrating radar[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2023.

[3] Liu L B, Zhong Q L, Ni, J. Allometric function-based root biomass estimate of woody plants in a karst evergreen and deciduous broadleaf and mixed forest in central Guizhou Province, southwestern China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(24): 8726−8732.

[4] Riedell W E, Osborne S L. Monolith root sampling elucidates western corn rootworm larval feeding injury in maize[J]. Crop Science, 2017, 57(6): 3170−3178.

[5] Chirol C, Carr S J, Spencer K L, et al. Pore, live root and necromass quantification in complex heterogeneous wetland soils using X-ray computed Tomography[J/OL]. Geoderma, 2021, 387: 114898[2021−10−31]. https://doi.org/10.3390/electronics9111804.

[6] Sharma N, Khajuria Y, Sharma J, et al. Microscopic, elemental and molecular spectroscopic investigations of root-knot nematode infested okra plant Roots[J]. Vacuum, 2018, 158: 126−135.

[7] Lei W, Hou F, Xi J, et al. Automatic hyperbola detection and fitting in GPR B-scan Image[J/OL]. Automation in Construction, 2019, 106: 102839[2021−06−25]. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.102839.

[8] Luo W, Lee Y H, Ow L F, et al. Accurate tree roots positioning and sizing over undulated ground surfaces by common offset GPR measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1−11.

[9] Barton C V M, Montagu K D. Detection of tree roots and determination of root diameters by ground penetrating radar under optimal Conditions[J]. Tree Physiology, 2004, 24(12): 1323−1331.

[10] Cui X, Chen J, Shen J, et al. Modeling tree root diameter and biomass by ground-penetrating radar[J]. Science China Earth Sciences, 2011, 54(5): 711−719.

[11] Tanikawa T, Ikeno H, Yamase K, et al. Can Ground-penetrating radar detect adjacent roots and rock fragments in forest soil?[J]. Plant and Soil, 2021, 468(1−2): 239−257.

[12] Zhang X H, Derival M, Albrecht U, et al. Evaluation of a ground penetrating radar to map the root architecture of HLB-infected citrus trees[J/OL]. Agronomy, 2019, 9(7): 354[2021−07−03]. https://doi.org/10.3390/agronomy9070354.

[13] Lei W, Luo J, Hou F, et al. Underground cylindrical objects detection and diameter identification in GPR B-scans via the CNN-LSTM framework[J/OL]. Electronics, 2020, 9(11): 1804 [2021−10−31]. https://doi.org/10.3390/electronics9111804.

[14] 王泽鹏, 张潇巍, 薛芳秀, 等. 探地雷达树木根系定位与直径估算 [J]. 农业工程学报, 2021, 37(8): 160−168.
Wang Z P, Zhang X W, Xue F X, et al. Estimating the location and diameter of tree roots using ground penetrating radar[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(8): 160−168.

[15] 李光辉, 王哲旭, 徐汇, 等. 基于探地雷达和深度学习的果树根径预测方法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 306−313, 348.
Li G H, Wang Z X, Xu H, et al. Root diameter prediction method of fruit trees based on ground penetrating radar and deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 306−313, 348.

[16] 肖维颖, 王健, 李文顺. 松树株数识别的 YOLOv5 轻量化算法研究 [J]. 森林工程, 2023, 39(4): 126−133.
Xiao W Y, Wang J, Li W S. Research on YOLOv5 lightweight algorithm for pine tree strain identification[J]. Forest Engineering, 2023, 39(4): 126−133.

[17] 王辉, 欧阳缮, 刘庆华, 等. 基于深度学习的探地雷达二维剖面图像结构特征检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44(4): 1284−1294.
Wang H, Ouyang S, Liu Q H, et al. Structure feature detection method for ground penetrating radar two-dimensional profile image based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(4): 1284−1294.

[18] 魏锦山, 陈争光, 焦峰. 基于不同卷积尺度融合与近红外光谱的土地分类模型研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(2): 460−467.
Wei J S, Chen Z G, Jiao F. Research on land classification model based on fusion of different convolution scales and near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(2): 460−467.

[19] Liu T, Bao J, Wang J, et al. A hybrid CNN–LSTM algorithm for online defect recognition of CO_2 welding[J/OL]. Sensors, 2018, 18(2): 4369[2021−12−10]. https://doi.org/10.3390/s18124369.

[20] Jeong M, Park M, Nam J, et al. Light-weight student LSTM for real-time wildfire smoke detection[J/OL]. Sensors, 2020, 20(19): 5508[2020−09−25]. https://doi.org/10.3390/s20195508.

[21] Agethen S, Hsu W H. Deep multi-kernel convolutional LSTM networks and an attention-based mechanism for videos[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(3): 819−829.

[22] Lantini L, Massimi F, Tosti F, et al. A deep learning approach for tree root detection using GPR spectrogram imagery[C]// 45th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP). Prague: IEEE, 2022: 391−394.

[23] 盛同杰, 赵惊涛, 彭苏萍. 地震绕射波弱信号 U-net 网络提取方法 [J]. 地球物理学报, 2023, 66(3): 1192−1204.
Sheng T J, Zhao J T, Peng S P. Seismic diffraction extraction method using U-net for weak signals[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(3): 1192−1204.

[24] 张省, 李山山, 魏国芳, 等. 面向精细化多尺度特征的遥感图像目标检测 [J]. 遥感学报, 2022, 26(12): 2616−2628.
Zhang S, Li S S, Wei G F, et al. Refined multi-scale feature-oriented object detection of remote sensing images[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(12): 2616−2628.

[25] Paknezhad M, Rengarajan H, Yuan C, et al. Improving transparency and representational generalizability through parallel continual Learning[J]. Neural Networks, 2023, 161: 449−465.

[26] Gu J, Ye J C. AdaIN-based tunable CycleGAN for efficient unsupervised low-dose CT denoising[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2021, 7: 73−85.

[27] Dou H, Chen C, Hu X, et al. Asymmetric CycleGAN for image-to-image translations with uneven complexities[J]. Neurocomputing, 2020, 415: 114−122.

[28] Qin Y, Wang Z, Xi D. Tree CycleGAN with maximum diversity loss for image augmentation and its application into gear pitting Detection[J/OL]. Applied Soft Computing, 2022, 114: 108130 [2022−11−27]. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108130.

[29] Pan J, Sun M, Wang Y, et al. A time-delay estimation approach for coherent GPR signals by taking into account the noise pattern and radar Pulse[J/OL]. Signal Processing, 2020, 176: 107654 [2021−06−05]. https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2020.107654.

[30] Wang X, Liu S. Noise suppressing and direct wave arrivals removal in GPR data based on Shearlet Transform[J]. Signal Processing, 2017, 132: 227−242.

[31] 王明凯, 李文彬, 文剑. 基于探地雷达对粗根的识别技术研究 [J]. 森林工程, 2020, 36(3): 21−27.
Wang M K, Li W B, Wen J. Study on recognition technology of coarse roots using ground-penetrating radar[J]. Forest Engineering, 2020, 36(3): 21−27.

[32] 邱啟璜, 牛健植, 王迪, 等. 基于探地雷达识别林地粗根和石砾 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(7): 99−109.
Qiu Q H, Niu J Z, Wang D, et al. Identification of coarse roots and rock fragments in woodland based on ground penetrating radar[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(7): 99−109.

[33] 朱安宁, 吉丽青, 张佳宝, 等. 不同类型土壤介电常数与体积含水量经验关系研究 [J]. 土壤学报, 2011, 48(2): 263−268.
Zhu A N, Ji L Q, Zhang J B, et al. Empirical relationship between soil dielectric constant and volumetric water content in various soils[J]. Acta Pedologica Sinica, 2011, 48(2): 263−268.

（责任编辑 孟 瑶
责任编委 陈志泊）