



曲晏麟, 陈宇栋, 刘曾强, 等. 2026. 基于 MobileNetV3 的多极化分解融合探地雷达目标分类方法. 地球物理学进展, 41 (1): 0491-0500, doi: 10.6038/pg2026JJ0077.

QU YanLin, CHEN YuDong, LIU ZengQiang, et al. 2026. Ground penetrating radar target classification based on multi-polarization decomposition fusion with MobileNetV3 network. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 41 (1): 0491-0500, doi: 10.6038/pg2026JJ0077.

基于 MobileNetV3 的多极化分解融合探地雷达目标分类方法

Ground penetrating radar target classification based on multi-polarization decomposition fusion with MobileNetV3 network

曲晏麟^{1, 2}, 陈宇栋^{1, 2}, 刘曾强^{1, 2}, 李静霞^{1, 2*}, 刘丽^{1, 2}, 徐航^{1, 2}, 王冰洁^{1, 2}, 张建国^{1, 2}, 周丽军³
QU YanLin^{1, 2}, CHEN YuDong^{1, 2}, LIU ZengQiang^{1, 2}, LI JingXia^{1, 2*}, LIU Li^{1, 2}, XU Hang^{1, 2},
WANG BingJie^{1, 2}, ZHANG JianGuo^{1, 2}, ZHOU LiJun³

1. 太原理工大学新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 晋中 030600

2. 太原理工大学物理与光电工程学院, 晋中 030600

3. 山西省智慧交通研究院有限公司, 太原 030032

1. Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System, Ministry of Education, Jinzhong 030600, China

2. College of Physics and Optoelectronics Engineering, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China

3. Shanxi Smart Transportation Research Institute Co., Ltd., Taiyuan 030032, China

摘 要 基于深度学习的探地雷达目标识别方法已广泛应用于地质勘探、基础设施检测等领域. 然而, 现有方法存在三方面局限: (1) 多数探地雷达采用单极化工作模式, 目标散射信息获取不完整; (2) 一些目标的 B-scan 图像由于具有相似的双曲线特征, 传统深度学习方法存在误判风险; (3) 直接将二维 B-scan 图像输入卷积神经网络, 数据运算量大. 为解决上述问题, 本文提出一种基于轻量级 MobileNetV3 网络的多极化分解融合探地雷达目标识别方法. 该方法首先采用全极化探地雷达获取地下目标的 HH、VH 和 HH 三种极化数据. 接着对其进行 H-Alpha 分解、Freeman 分解和 Pauli 分解, 获得目标的八种极化参数. 将八种极化参数融合组成八维特征矩阵后, 输入一个增加了注意力机制 SE (Squeeze and Excitation) 模块的 MobileNetV3 网络进行地下目标识别. 为验证方法有效性, 实验中对四种典型目标进行分类识别, 结果表明将八维特征矩阵作为网络输入能提高目标识别率. 网络中由于增加了 SE 模

Abstract Deep Learning (DL)-based Ground Penetrating Radar (GPR) target recognition methods have been widely applied in geological exploration and infrastructure inspection. However, existing approaches face three main limitations: (1) Most GPR systems operate in single-polarization mode, leading to incomplete acquisition of target scattering information; (2) Traditional deep learning methods risk misclassification when handling B-scan images with similar hyperbolic features from different targets; (3) Direct input of 2D B-scan images into convolutional neural networks incurs high computational overhead. To address these challenges, this paper proposes a multi-polarimetric decomposition fusion method for GPR target recognition based on a lightweight MobileNetV3 network. The proposed method first acquires full-polarimetric GPR data (HH, VH, and VV polarizations) of subsurface targets. Subsequently, H-Alpha decomposition, Freeman decomposition, and Pauli decomposition are performed to extract eight polarimetric parameters characterizing the targets. These parameters are fused into an eight-dimensional feature matrix, which is then fed into a modified MobileNetV3 network integrated with a Squeeze-and-Excitation (SE) attention module for

收稿日期 2025-05-06; 修回日期 2025-10-20.

投稿网址 <http://www.progeophys.cn>

基金项目 国家自然科学基金项目 (42174175)、山西省回国科教创新资助项目 (2025-012) 和山西省基础研究计划资助项目 (202203021221090, 20210302123194, 20210302123187, 202103021224038, 202303021211340) 联合资助.

第一作者简介 曲晏麟, 男, 2000 年生, 硕士研究生, 研究方向为探地雷达目标识别. E-mail: 15140702162@163.com

*** 通讯作者** 李静霞, 1983 年生, 副教授, 博士, 主要研究方向为探地雷达、雷达信号处理. E-mail: lijingxia@tyut.edu.cn

块,目标识别率可进一步提升.此外,与常见的 ResNet18 网络和 VGG16 网络相比,改进 MobileNetV3 网络的目标识别率最高(98.75%),而其网络的参数数量和模型大小显著降低.实验结果证明将包含目标极化信息的八维特征矩阵作为网络输入,不仅可以提供更丰富的目标信息,还能有效减小输入网络的冗余信息,提高了目标识别率的同时减少输入网络的矩阵规模.此外,基于 MobileNetV3 构建轻量化主干网络,并引入通道注意力机制 SE 模块,提高对关键信息的提取能力,提升了对目标的识别能力.论文有效解决了探地雷达目标识别中特征鉴别力不足与计算负载过高的双重挑战.

关键词 全极化探地雷达;极化分解;地下目标识别;深度学习网络

中图分类号 P631

文献标识码 A

doi:10.6038/pg2026JJ0077

CSTR:32085.14.pg2026JJ0077

target identification. To verify the effectiveness of the method, four typical targets were classified in the experiments, and the results indicate that using the eight-dimensional feature matrix as the network input can enhance the target classification accuracy. The target classification accuracy can be further improved by incorporating the SE module into the network. Furthermore, compared to conventional ResNet18 and VGG16 networks, the improved MobileNetV3 achieves the highest recognition accuracy (98.75%) while significantly reducing parameter number and model size. The experimental results demonstrate that using an eight-dimensional feature matrix that includes target polarization information as the network input not only provides richer target information but also effectively reduces the redundant information of the input network. This improvement enhances the target classification accuracy while decreasing the matrix size of the input network. Additionally, the lightweight backbone network based on MobileNetV3, integrated with the SE attention mechanism, enhances critical feature extraction capabilities and strengthens discriminative power for target classification. The paper effectively addresses the challenges of insufficient feature discrimination and high computational load in GPR target classification.

Keywords Full-polarimetric Ground Penetrating Radar (GPR); Polarization decomposition; Underground target classification; Deep learning network

0 引言

随着城市化水平的不断提高,人们对地下空间的探索和开发需求不断增长.地下目标作为地下空间的重要组成部分,在地质勘探、建筑工程、路面病害检测等各个领域扮演着极为重要的角色(Tong *et al.*, 2020; Liu *et al.*, 2022; Tronicke and Hamann, 2014; 陈军等, 2014).如何准确无误的探测和识别地下目标就显得尤为重要.探地雷达是一种利用电磁波获取地下目标信息的无损勘探技术,已被广泛应用于地下目标探测中.传统探地雷达地下目标识别大多使用单一极化探地雷达进行数据采集,并结合机器学习和深度学习进行目标识别(Zhou *et al.*, 2023; Liu, 2022).然而,单一极化状态下所获得目标信息有限,一些目标(如管线和空洞)的二维剖面图非常相似,仅依据雷达二维剖面难以将它们进行区分.

与单极化雷达系统不同,全极化雷达系统可以获得目标的方向、倾角、形状等信息.因此,采用全极化探地雷达能够获得更加丰富的目标信息,在目标识别方面具有显著优势.例如:Chen C C 等利用极化探地雷达对地下未爆炸弹进行了识别(Chen *et al.*, 2001).进一步,将全极化探地雷达与极化分解方法结合,可以对地下目标进行更精准的探测和识别.赵建国等将 Pauli 分解、Freeman 分解,以及 H-

Alpha 分解应用于全极化钻孔雷达数据,实现了地下裂缝的表征(Zhao and Sato, 2006).Boniger 等使用全极化探地雷达数据,对目标极化属性进行主成分分析,实现了对地下管线探测与重构(Boniger and Tronicke, 2012).冯晔等将 Freeman 分解方法应用于重构的全极化探地雷达数据,通过分析极化散射机制实现了四种地下目标的分类(Feng *et al.*, 2012);恩和得力海等利用 Pauli 分解方法处理全极化探地雷达冰裂缝数据,实现了对冰层裂缝的检测(恩和得力海等, 2017).刘海等采用 H-Alpha 分解方法处理全极化探地雷达数据,对地下钢筋的腐蚀情况进行了直观表征(Liu *et al.*, 2022).杨佳润等采用 Freeman 分解方法处理全极化探地雷达地下隧道数据,结合空洞识别系数,实现了对地下隧道的探测(Yang *et al.*, 2024).

进一步,将极化探地雷达与机器学习方法相结合,显著提高了现有基于机器学习的探地雷达目标识别率(Luo *et al.*, 2018; 李晓天等, 2021).Youn H 等将 ANN(Artificial Neural Network)网络与极化探地雷达相结合,实现了对埋设管线的自动检测(Youn and Chen, 2004).吉林大学冯晔课题组将 H-Alpha 分解方法与粒子群优化算法、支持向量机相结合(Feng *et al.*, 2019; Zhou *et al.*, 2018; 周皓秋等, 2025),对地下不同目标进行识别.近期,该团队对全极化探地雷达数据分别进行了 H-Alpha 分解、

Freeman 分解和极化相似度计算,并结合 PCAD (Particle Center AdaBoost)算法进一步提升了目标的识别率(Zhou *et al.*, 2022). 北京理工大学杨小鹏课题组将 Pauli 分解、Freeman 分解、H-Alpha 分解以及极化相似度应用于钢筋腐蚀程度的识别,通过结合包括随机森林方法、支持向量机方法以及多层感知机方法在内的集成学习方法,对四种不同腐蚀程度的钢筋进行了识别(Liang *et al.*, 2023). 然而,由于机器学习方法需要手动提取特征属性,因此,基于机器学习的极化探地雷达对于地下目标的识别率仍有待提高.

近年来,凭借深度学习在目标自动化识别领域的突出技术优势,一些专家学者将其与极化探地雷达相结合,进一步提升目标的识别率. 周皓秋等将利用全极化探地雷达采集得到二维剖面图作为卷积神经网络的输入,用于地下目标识别,其结果初步验证了将深度学习方法与全极化探地雷达相结合能显著提升地下目标的识别率(周皓秋等, 2020). 徐静等使用 CycleGAN 网络先对于不平衡的全极化探地雷达数据集进行处理,再输入卷积神经网络进行识别,实现了路面病害的检测(Xu *et al.*, 2024). 此外,本人所在课题组提出利用三支带通道注意力模块的卷积神经网络对三种极化图像进行特征提取并融合,可以实现地下目标的高精度识别(Li *et al.*, 2024).

本文提出了一种基于轻量级 MobileNetV3 网络与多种极化分解融合的地下目标分类方法. 该方法通过将全极化探地雷达采集到的数据进行 H-Alpha 分解、Freeman 分解和 Pauli 分解,得到八种极化参

数,将其融合构成八维特征矩阵后,输入一个增加了注意力模块(Squeeze and Excitation, SE)的 MobileNetV3 网络进行地下目标识别. 文中分析了由不同极化参数组合构成的不同维度的特征矩阵对目标识别率的影响. 此外,还对改进 MobileNetV3 网络的目标识别性能及模型大小进行了分析.

1 多极化分解融合的地下目标分类方法

本文将三种极化分解得到极化参数进行融合组成多维特征矩阵,将其输入到改进的 MobileNetV3 网络进行地下目标的识别,数据处理流程如图 1 所示. 首先利用极化探地雷达获取地下目标的 HH、VH 和 HH 三种极化方式的 B-scan 图像. 接着对它们分别进行 H-Alpha 分解、Freeman 分解和 Pauli 分解,从而获得图像上每个信号点对应的八种极化特征参数. 对八种极化参数进行融合获得多维度的多维特征矩阵,最后将多维特征矩阵输入到改进的 MobileNetV3 网络. 融合后的极化特征矩阵送入网络后,经过卷积升维(conv),集中归一化(Batch Normalization, BN),H-swish 激活函数(HS)操作后,依次输入由基本 Bneck 结构组成的六个 Stage 部分进行特征提取与学习,最后经全连接层后产生分类结果并输出. 与现有的 MobileNetV3 网络相比,在改进网络的 Bneck 结构中增加了注意力机制 SE 模块,用以提高网络的识别能力. 此外,由于选择将多维特征矩阵作为网络的输入,因此不仅可以提供更丰富的目标信息,还能有效减少输入网络的冗余信息,减少输入网络的矩阵规模,进而从数据输入角度得以大大减小网络负担.

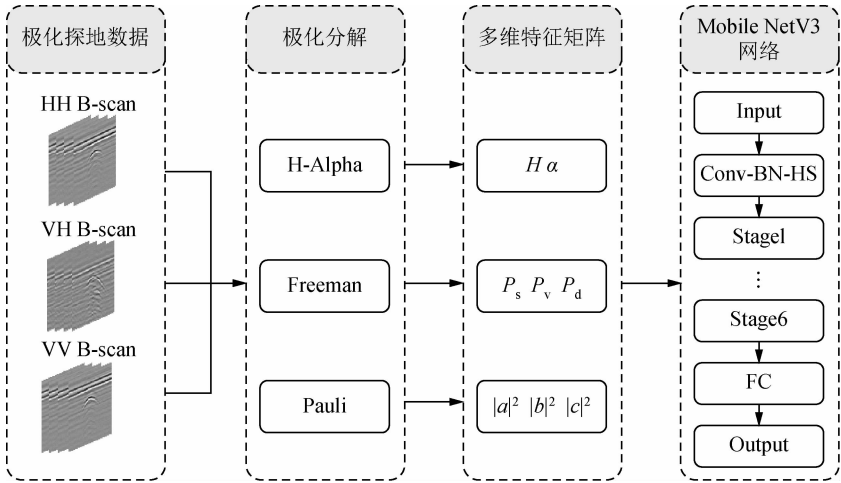


图 1 多极化分解融合的地下目标识别方法流程图

Fig. 1 Flowchart of underground target identification with multi-polarization decomposition fusion

1.1 极化分解方法

本文通过使用 H-Alpha 分解 (Liu *et al.*, 2022)、Freeman 分解 (Zhou *et al.*, 2018) 和 Pauli 分解 (Fischer *et al.*, 2007) 得到八种极化特征参数, 从不同的角度表征地下目标的极化特征, 为后续地下目标的分类识别提供了丰富的目标信息。

(1) H-Alpha 分解. 在全极化探地雷达中, 目标的几何属性可以利用目标的极化散射矩阵进行解释. 在目标的极化散射矩阵中, 各分量 S_{ij} 分别代表不同的极化方式, 其中, S_{HH} 和 S_{VV} 为共极化项, 表示入射波与反射波极化方式相同. S_{HV} 和 S_{VH} 为交叉极化项, 表示入射波与反射波极化方式相互垂直, 由互易原理知, $S_{HV} = S_{VH}$. 散射向量 $\mathbf{k}$ 如式 (1) 所示:

$$\mathbf{k} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} & S_{HH} - S_{VV} & 2S_{VH} \end{bmatrix}^T. \quad (1)$$

根据散射向量 $\mathbf{k}$ 可进一步得到其相干矩阵, 对相干矩阵进行标准化处理, 可以获取相应的特征值 λ_i 和特征向量 $\mathbf{e}_i$. 将特征值 λ_i 和特征向量 $\mathbf{e}_i$ 代入式 (2) 和式 (3), 可以获得极化熵 H 和平均散射角 α :

$$H = \sum_{i=1}^3 P_i \cdot \log_3(P_i), \quad (2)$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i, \quad (3)$$

其中, 极化熵 H 用于衡量散射过程的随机性, 熵值高说明散射过程复杂, 如金属多分枝物体. 平均散射角 α 用于描述目标的物理特性, 例如: 0 度对应表面散射, 45 度对应体散射, 90 度则是二次散射. 在 GPR 中, 这些角度如何对应不同的地下目标, 比如球体、管线、二面角等. 伪概率 P_i 可以通过式 (4) 计算所得:

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}, (i = 1, 2, 3). \quad (4)$$

(2) Freeman 分解. 该分解方法是一种基于极化物理模型的三分量分解方法. 在 Freeman 分解中散射向量 $\mathbf{k}_L$ 定义如下:

$$\mathbf{k}_L = [S_{HH} \quad \sqrt{2}S_{VH} \quad S_{VV}]^T. \quad (5)$$

根据散射向量 $\mathbf{k}_L$ 可以计算出测点位置的协方差矩阵, 该协方差矩阵可展开为表面散射矩阵、二次散射矩阵和体散射矩阵之和. 设 f_s 、 f_d 、 f_v 分别为表面散射、二次散射和体散射的 S_{VV} 信号能量, 可以得到式 (6) 的方程组:

$$\begin{cases} f_s |d|^2 + f_d |c|^2 + \frac{3f_v}{8} = |S_{HH}|^2 \\ f_s d + f_d c + \frac{f_v}{8} = S_{HH} \cdot S_{VV}^* \\ f_s + f_d + \frac{3f_v}{8} = |S_{VV}|^2 \\ \frac{f_v}{4} = 2 |S_{HV}|^2 \end{cases}, \quad (6)$$

其中, c 和 d 可由 $S_{HH} \cdot S_{VV}^*$ 中实数部分的符号计算得出, 当实部为非负时, $c = -1$, 其他情况时, $d = 1$. 通过求解该方程组, 可以得到参数 c 、 d 、 f_s 、 f_d 、 f_v . 进一步可以得出表面散射功率 P_s 、体散射功率 P_d 和二次散射功率 P_v , 如式 (7) 所示. 二次散射功率 P_v 对于表征有双散射的目标如二面角目标较为明显. 体散射功率 P_d 和表面散射功率 P_s 可联合对于金属多分枝和球类管线类目标进行区分. 式 (7) 为:

$$\begin{cases} P_s = f_s (1 + d^2) \\ P_d = f_d (1 + c^2) \\ P_v = f_v \end{cases}. \quad (7)$$

(3) Pauli 分解. Pauli 分解将散射矩阵分解为三个散射区, 将散射矩阵表示为三个矩阵的加权和, 如公式 (8) 所示:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \frac{a}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{b}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + \frac{c}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中, 系数 a 、 b 和 c 分别如公式 (9)、(10)、(11) 所示:

$$a = \frac{S_{HH} + S_{VV}}{\sqrt{2}}, \quad (9)$$

$$b = \frac{S_{HH} - S_{VV}}{\sqrt{2}}, \quad (10)$$

$$c = \frac{S_{HV} + S_{VH}}{\sqrt{2}}. \quad (11)$$

通过 Pauli 分解可以得到三个极化特性参数 $|a|^2$ 、 $|b|^2$ 、 $|c|^2$ 对应平面单散射功率、定向角为 0 度的二面角散射功率和定向角为 45 度的二面角散射功率.

本文使用上述三种极化分解方法, 得到八种极化参数, 即: H 、 α 、 P_s 、 P_v 、 P_d 、 $|a|^2$ 、 $|b|^2$ 、 $|c|^2$, 进而融合构成八维特征矩阵输入网络, 这样即保留了目标的全极化特征又减少了输入网络的数据规模, 通过网络分辨目标主要散射机制的差异, 从而实现地下

目标的分类识别.

1.2 改进 MobileNetV3 网络

改进的轻量级网络 MobileNetV3 由若干个 Bneck 结构组成 (Howard *et al.*, 2019), 如图 2 所示为 Bneck 结构的结构图. 与现有 MobileNetV3 网络相比较, 增加了注意力机制 SE 模块, 可以使 MobileNetV3 在保持轻量化的同时, 更好的捕捉关键特征信息, 进而提升网络的目标识别性能. Bneck 结构由主干部分和残差边部分构成. 主干部分, 输入特征首先经过卷积层 (Conv) 进行升维操作, 并对输入的特征层通道进行扩张. 归一化层 (BN) 对数据进行集中归一化处理, 防止由于各极化参数数量级差距过大而引起的梯度爆炸问题. 激活函数使用 H-swish 函数, 该函数具有无上界、有下界、平滑、非单调的特点, 在模型上优于常见的 ReLU 函数. 在经过 H-swish 函数后将输出特征输入深度可分离卷积层 (Depthwise Conv), 深度可分离卷积通过对空间维度和通道维度进行拆分, 从而可以降低网络的参数和计算量. 之后对通过深度可分离卷积层后的特征层进行对称的归一化与激活函数操作. 上述操作结束后的输出特征通过 SE 模块, 在 SE 模块中输出先进行全局平均池化再经过两次全连接得到各个通道权重, 该通道权重的长度与经过深度可分离卷积后的特征层通道数一致. 将通道权重与只经过深度可分离卷积后的特征相乘, 得到相应的特征层, 再利用卷积层进行降维操作, 最后经过归一化层输出. 表 1 给出了改进 MobileNetV3 网络的 Bneck 结构参数. 本文中由于输入网络的特征矩阵维度不同, Bneck 结构的个数也不同.

表 1 改进 MobileNetV3 网络的 Bneck 结构参数

Table 1 Parameters of improved MobileNetV3 Bneck structure

Kernel-size	Out/in	Out channels	SE	Stride
3	1	16	0	1
3	4	24	0	2
3	4	24	0	1
5	3	40	1	2
5	3	40	1	1
5	3	40	1	1
5	6	40	0	2
3	2.5	80	0	1
3	2.3	80	1	1
3	2.3	80	1	1
3	6	112	1	1
3	6	112	1	1

2 实验数据采集

全极化探地雷达地下目标探测的实验场景图如图 3 所示. 该系统使用矢量网络分析仪 (Rohde & Schwarz ZNB40) 作为雷达信号源, 一对喇叭天线作为收/发天线. 通过改变收/发天线的位置, 可以获得地下目标的全极化信息. 实验中, 矢量网络分析仪中的工作频段为 1.8 ~ 5 GHz, 步进频率为 8 MHz. 收/发天线间距为 2 cm 且沿测线每隔 5 cm 设置一个测点. 被测目标埋设在 2.0 m × 1.2 m × 0.8 m (长 × 宽 × 高) 的沙箱中, 天线设置在距离干沙表面 5 cm 处. 实验中, 对四种典型目标进行了探测, 即: 金属球、金属管、金属二面角和金属多分枝. 其中, 金属球的直径为 15 cm. 金属管的长度为 55 cm, 直径为 13 cm. 金属二面角由夹角成 90 度, 长度和宽度分别为 35 cm 和 30 cm 的金属板构成. 金属多分枝的主干部分长为 40 cm. 如图 4 所示为本文四种典型目标的 HH 极化、VH 极化、VV 极化 B-scan 图像. 实验中共采集三种极化状态下四种典型目标的 B-scan 图像各 100 张, 共计 1200 张 B-scan 图像作为原始数据.

3 实验结果及分析

将采集到的四种典型目标数据进行极化分解后, 获得二维特征矩阵、三维特征矩阵、五维特征矩阵、六维特征矩阵、八维度特征矩阵各 400 组, 数据集包含特征矩阵总数为 2800 个, 随机将 70% 的数据用作训练集, 20% 的数据用作测试集, 10% 的数据用作验证集. 本文在搭载 NVIDIA GEFORCE RTX 3080Ti GPU 的高性能服务器中对网络进行训练和测试, 环境配置选择为 Python3.7 和 Pytorch1.11, 每次输入网络的批量大小 batch size 设置为 4, 初始学习率设置为 0.001, 最大训练轮数 epoch 设置为 50.

表 2 为不同维度的特征矩阵对目标识别率的影响. 从表中可以得到, 仅将一种极化分解得到的特征矩阵作为网络输入 (二维特征矩阵, 三维特征矩阵) 时, 得到的目标识别最低. 将两种极化分解得到的极化参数相互组合, 构成五维特征矩阵和六维特征矩阵后输入网络, 由于增加了表征目标特征的信息, 进而有效提高了目标的识别率. 进一步, 将三种极化分解得到的特征矩阵作为网络输入 (八维特征矩阵) 时, 得到的目标识别最高, 在测试集上对四种目标平均识别率为 98.75%. 结果表明, 不同的极化分解参数可以从不同角度表征地下目标的特征, 使用八种

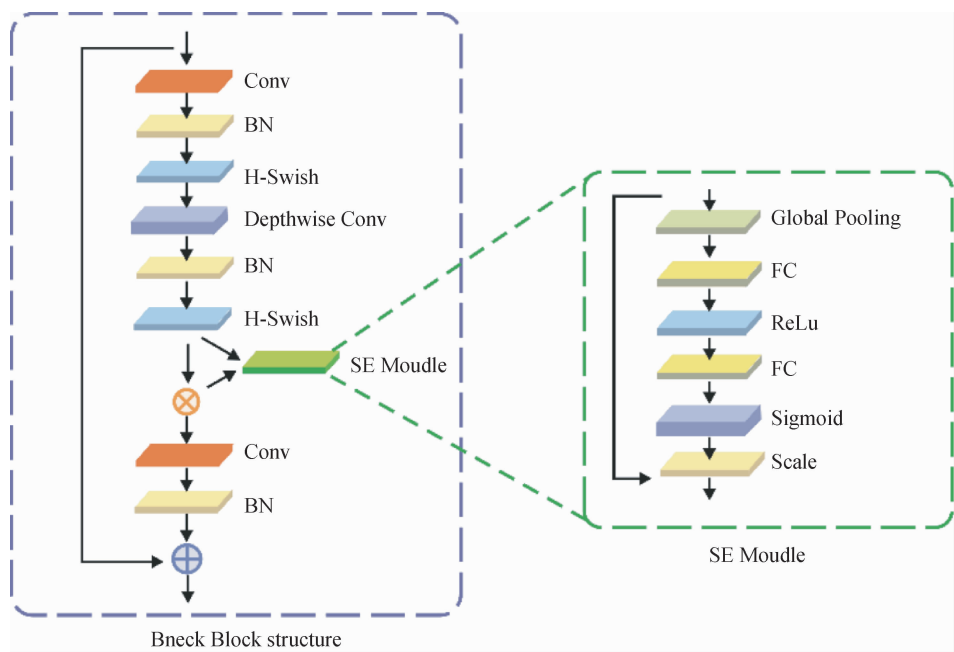


图 2 改进 MobileNetV3 网络 Bneck 结构图

Fig. 2 Structure diagram of the improved MobileNetV3 network

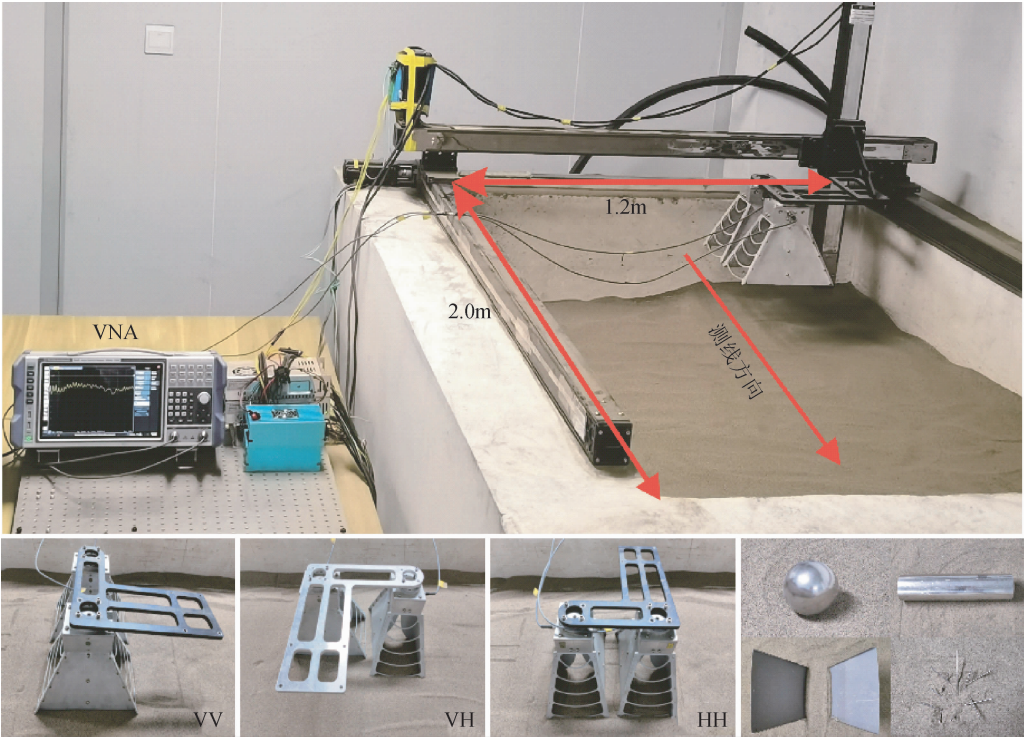


图 3 全极化探地雷达实验场景图

Fig. 3 Scenario map of full-polarimetric GPR

极化参数输入网络,可以给网络提供更丰富的目标信息,更加有利于目标识别. 进一步,分析了改进 MobileNetV3 网络的性能. 图 5 所示为选择八维特征

矩阵作为输入时,改进 MobileNetV3 网络在训练的损失曲线和准确率曲线. 进一步,分析了改进 MobileNetV3 网络的性能.

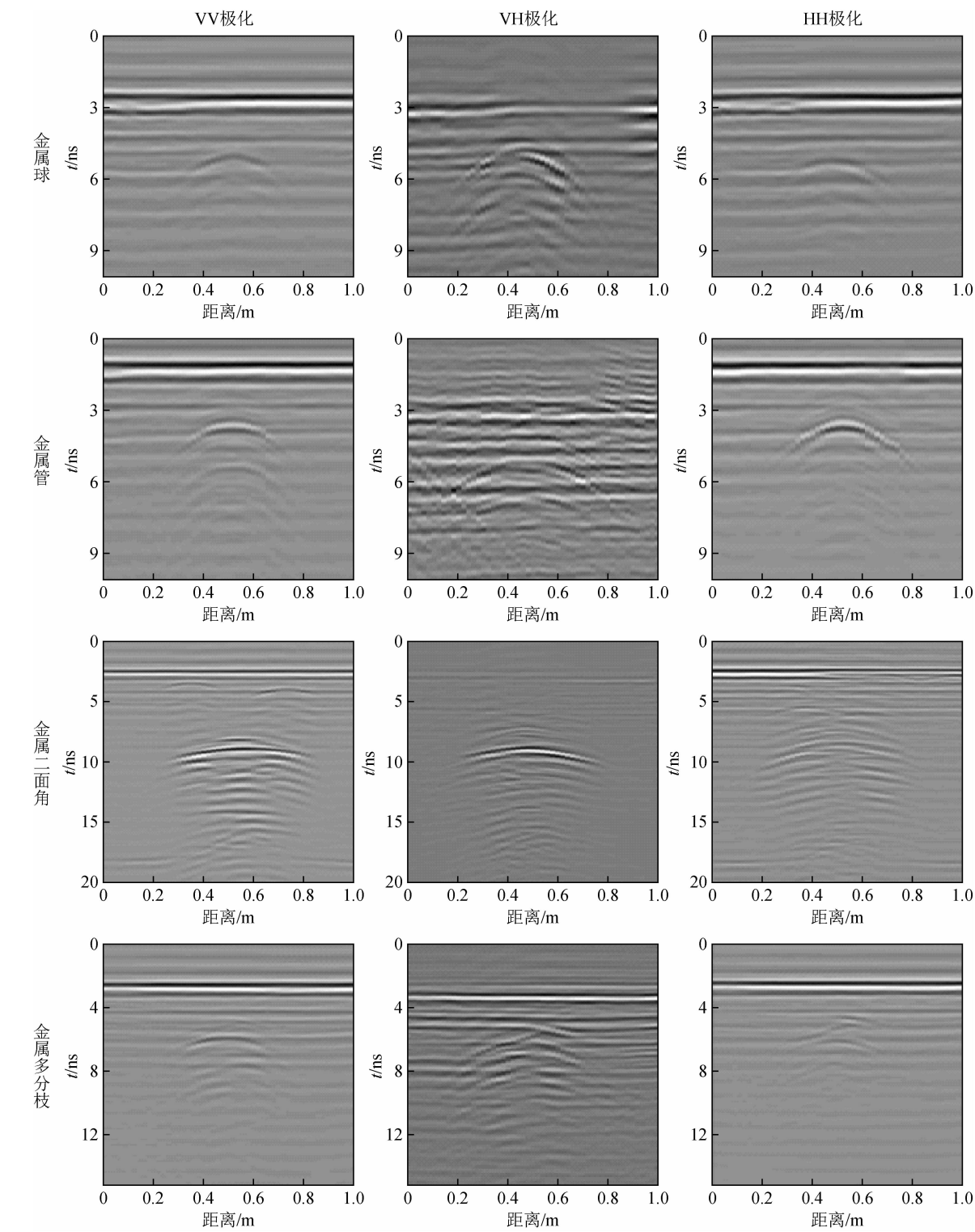


图 4 四种目标的全极化 B-scan 图像
Fig. 4 Full-polarimetric B-scan images of four targets

图 5 所示为选择八维特征矩阵作为输入时,改进 MobileNetV3 网络在训练的损失曲线和准确率曲线. 如图 5 所示,随着训练次数的增加,网络在训练

集和验证集上的损失曲线先上升后下降,然后趋于稳定,在经过 25 个 epoch 的训练后,训练集和验证集达到平衡状态,损失曲线收敛. 而随着训练次数的

增加,网络在训练集和验证集上准确率均先下降,然后随着训练次数的增加准确率逐渐增加直至趋于稳定.改进 MobileNetV3 网络在验证集表现与训练集差别较小,说明模型训练较为良好没有过拟合.

表 2 多维特征矩阵准确率对比
Table 2 Comparison of accuracy of multi-dimensional feature matrices

特征矩阵	训练集准确率/%	验证集准确率/%	测试集准确率/%
二维特征矩阵(H,α)	93.33	90.27	81.40
三维特征矩阵(P_s,P_v,P_d)	91.33	91.35	78.22
三维特征矩阵($ a ^2, b ^2, c ^2$)	87.97	87.22	86.11
五维特征矩阵(H,α,P_s,P_v,P_d)	99.33	97.60	94.81
五维特征矩阵($H,\alpha, a ^2, b ^2, c ^2$)	96.67	96.65	96.33
六维特征矩阵($P_s,P_v,P_d, a ^2, b ^2, c ^2$)	93.60	91.33	88.67
八维特征矩阵($H,\alpha,P_s,P_v,P_d, a ^2, b ^2, c ^2$)	100	99.30	98.75

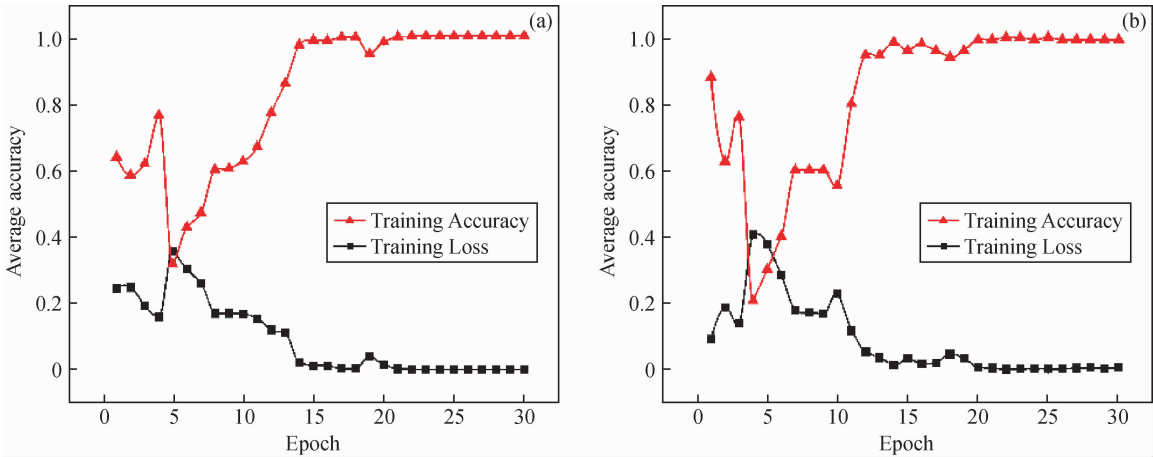


图 5 改进 MobileNetV3 网络训练结果
(a) 训练集结果;(b) 验证集结果.

Fig. 5 Improved MobileNetV3 network training results
(a) Training set;(b) Validation set.

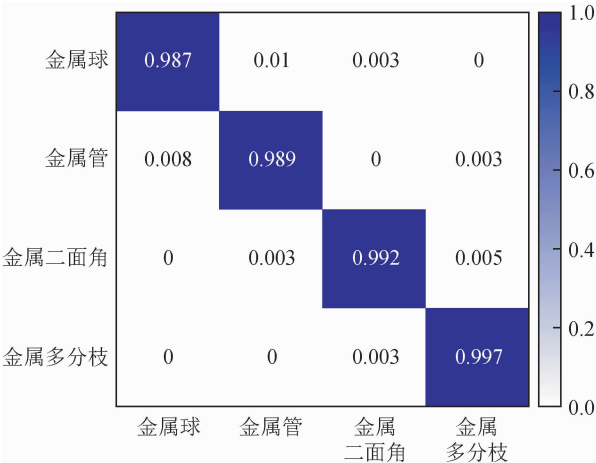


图 6 改进 MobileNetV3 网络目标分类混淆矩阵
Fig. 6 Confusion matrix of target classification for improved MobileNetV3 network

将八维特征矩阵分别输入 VGG16、ResNet18、MobileNetV3 和改进 MobileNetV3 网络进行分析和对比.表 3 分析了四种网络的目标识别准确率,基于改进 MobileNetV3 网络在训练集、验证集和测试集上均获得了最高的目标准确率,本文所改进的 MobileNetV3 网络可以有效提高地下目标识别准确率.表 4 给出上述四种网络模型大小对比,与现有 MobileNetV3 相比,由于增加了 SE 模块,用以提高模型识别目标的能力,其参数数量和模型大小均有所增加.但是,与现有探地雷达目标自动识别方法中常用的网络,如:VGG16 网络和 ResNet18 网络相比,本文所提改进 MobileNetV3 网络的参数数量和模型大小减小了约一倍,甚至更多,实现了轻量化网络下目标的准确识别.

表 3 不同网络模型准确率对比

Table 3 Comparison of the accuracy for different network models				
准确率	VGG16	ResNet18	MobileNetV3	改进 MobileNetV3
训练集准确率/%	90.52	100	96.67	100
验证集准确率/%	87.50	97.50	92.00	99.30
测试集准确率/%	86.95	96.90	93.33	98.75

表 4 不同网络模型参数量对比

Table 4 Comparison of parameter quantities for different network models				
	VGG16	ResNet18	MobileNetV3	改进 MobileNetV3
参数量	15120709	11190149	4211725	6738783
模型大小/kb	61659	43791	16666	20832

图 6 为选择八维特征矩阵作为输入时,四种典型目标在改进 MobileNetV3 网络模型下的混淆矩阵。从图中可以得到,在相同数量的测试集下对四种目标的误判率低,其目标的识别率都达到 98% 以上。结果证明,本文所提方法,即:通过输入更多的极化参量来表征目标的信息,以及在网络中增加 SE 模块提高对关键信息的提取能力,目标的识别率得到了极大的提升。

4 结 论

本文搭建了全极化探地雷达系统对地下目标进行探测,通过对采集到的数据进行 H-Alpha 分解、Freeman 分解和 Pauli 分解,获得地下目标的八个极化参数: $H, \alpha, P_s, P_v, P_d, |a|^2, |b|^2, |c|^2$,用于从不同角度表征地下目标的特征。将八种极化参数融合构成八维特征矩阵输入增加了注意力机制 SE 模块的轻量化 MobileNetV3 网络进行目标识别。实验结果证明,将三种极化分解得到的八种极化参数融合构成八维特征矩阵输入网络,不仅增加了目标的特征信息,提高了目标识别率,还能减少输入网络的数据规模。此外,由于采用增加了注意力机制 SE 模块的 MobileNetV3 进行目标识别,既保持了网络轻量化,又能更好的捕捉关键特征信息,进一步提升目标识别性能。与常见的 ResNet18 网络模型和 VGG16 网络相比,改进 MobileNetV3 网络的目标识别率最高(98.75%),而其网络的参数量和模型大小减小了大约一倍甚至更多。与现有 MobileNetV3 相比,虽然

由于增加了 SE 模块增加了网络的参数量和模型大小,但提高了目标的识别率。本文中所采用的数据来自室内实验实验场景较为简单,数据集数量较少。另外,本文仅仅对于有散射代表性的四种地下目标进行了实验,但真实施工现场和城市道路中的地下情况复杂,地下目标形态多样,且地下管线种类繁多,室内实验无法完全还原。未来考虑真实施工现场和城市道路数据,扩大数据集种类和数量,证明所提方法的实际应用价值。

致 谢 感谢审稿专家提出的修改意见和编辑部的大力支持!

References

Boniger U, Tronicke J. 2012. Subsurface utility extraction and characterization: Combining GPR symmetry and polarization attributes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(3): 736-746, doi: 10.1109/TGRS.2011.2163413.

Chen C C, Higgins M B, O'Neill K, *et al.* 2001. Ultrawide-bandwidth fully-polarimetric ground penetrating radar classification of subsurface unexploded ordnance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(6): 1221-1230, doi: 10.1109/36.927444.

Chen J, Du P J, Tan K. 2014. A supervised classification algorithm based on Pauli decomposition and SVM on polarimetric SAR image. *Science Technology and Engineering (in Chinese)*, 14(17): 104-108, 142, doi: 10.3969/j.issn.1671-1815.2014.17.020.

Feng X, Yu Y, Liu C, *et al.* 2015. Subsurface polarimetric migration imaging for full polarimetric ground-penetrating radar. *Geophysical Journal International*, 202(2): 1324-1338, doi: 10.1093/gji/ggv208.

Feng X, Zhou H Q, Liu C, *et al.* 2019. Particle center supported plane for subsurface target classification based on full polarimetric ground penetrating radar. *Remote Sensing*, 11(4): 405, doi: 10.3390/rs11040405.

Fischer C, Herschlein A, Younis M, *et al.* 2007. Detection of antipersonnel mines by using the factorization method on multistatic ground-penetrating radar measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1): 85-92, doi: 10.1109/TGRS.2006.883464.

Howard A, Sandler M, Chen B, *et al.* 2019. Searching for MobileNetV3. // *Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul, Korea (South): IEEE, 1314-1324, doi: 10.1109/ICCV.2019.00140.

Li J X, Li J S, Huang Z, *et al.* 2024. Underground target classification from full-polarimetric GPR Data using deep convolutional neural network with channel attention module. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21: 3506305, doi: 10.1109/LGRS.2024.3400275.

Li X T, Feng X, Xue C W, *et al.* 2021. A full-polarimetric GPR system based on VAA and its application in exploration of surface subsidence. *Modern Radar (in Chinese)*, 43(4): 1-8, doi: 10.16592/j.cnki.1004-7859.2021.04.001.

Liang S B, Yang X P, Liao L, *et al.* 2023. Intelligent detection of reinforced concrete corrosion based on ensemble learning method of Fp-Gpr multi-dimensional polarization features. Available at SSRN 4451278.

Liu H, Zhong J Y, Ding F, *et al.* 2022. Detection of early-stage rebar corrosion using a polarimetric ground penetrating radar system. *Construction and Building Materials*, 317: 125768, doi: 10.1016/

j. conbuildmat. 2021. 125768.

Liu Q. 2022. Deep learning-based GPR images detection of pavement distress. //2022 4th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing (ICMSP). Hangzhou: IEEE, 717-720, doi: 10. 1109/ICMSP55950. 2022. 9859162.

Luo C P, Feng X, Liu C, *et al.* 2018. Full-polarimetric GPR for detecting ice fractures. //2018 17th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR). Rapperswil: IEEE, 1-4, doi: 10. 1109/ICGPR. 2018. 8441682.

Tong Z, Yuan D D, Gao J, *et al.* 2020. Pavement-distress detection using ground-penetrating radar and network in networks. Construction and Building Materials, 233: 117352, doi: 10. 1016/j. conbuildmat. 2019. 117352.

Troncke J, Hamann G. 2014. Vertical radar profiling: Combined analysis of traveltimes, amplitudes, and reflections. Geophysics, 79 (4): H23-H35.

Xu J, Xu P, Wang J, *et al.* 2024. Deep-neural-network-based subsurface defect identification method for multipolarimetric ground-penetrating radar data. IEEE Sensors Journal, 24(5): 7165-7175, doi: 10. 1109/JSEN. 2024. 3352040.

Yang J R, Feng X, Zhang M H, *et al.* 2024. Target identification using dominant scattering mechanism analysis of full polarimetric ground penetrating radar for cavity detection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 4505514, doi: 10. 1109/TGRS. 2024. 3394546.

Youn H S, Chen C C. 2004. Neural detection for buried pipe using fully polarimetric GPR. //Proceedings of the Tenth International Conference on Grounds Penetrating Radar (GPR). Delft: IEEE, 303-306.

Zhao J G, Sato M. 2006. Radar polarimetry analysis applied to single-hole fully polarimetric borehole radar. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44 (12): 3547-3554, doi: 10. 1109/TGRS. 2006. 882260.

Zhou H Q, Feng X, Zhang Y, *et al.* 2018. Combination of support vector machine and H-Alpha decomposition for subsurface target classification of GPR. //2018 17th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR). Rapperswil: IEEE, 1-4, doi: 10. 1109/ICGPR. 2018. 8441522.

Zhou H Q, Feng X, Dong Z J, *et al.* 2020. Classification and recognition of underground targets in full-polarimetric ground penetrating radar based on convolutional neural network. //Proceedings of the 2020 China Union Geosciences Annual Conference (Volume 16) Special Session 46: New Advances in

Ground Penetrating Radar (in Chinese). Chongqing, 46-49, doi: 10. 26914/c. cnkihy. 2020. 058819.

Zhou H Q, Feng X, Dong Z J, *et al.* 2022. Multiparameter adaptive target classification using full-polarimetric GPR: A novel approach to landmine detection. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 15: 2592-2606, doi: 10. 1109/JSTARS. 2022. 3159305.

Zhou H Q, Feng X, Dong Z J, *et al.* 2025. Landmine detection of full-polarimetric ground penetrating radar based on SVM and PCSP. Progress in Geophysics (in Chinese), 40 (2): 838-848, doi: 10. 6038/pg2025II0184.

Zhou X R, Liu S K, Chen A, *et al.* 2023. Underground anomaly detection in GPR data by learning in the C3 model space. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 5110511, doi: 10. 1109/TGRS. 2023. 3326737.

附中文参考文献

陈军, 杜培军, 谭琨. 2014. 一种基于 Pauli 分解和支持向量机的全极化合成孔径雷达监督分类算法. 科学技术与工程, 14 (17): 104-108, 142, doi: 10. 3969/j. issn. 1671-1815. 2014. 17. 020.

恩和得力海, 冯晖, 等. 2017. 基于全极化探地雷达的冰层裂缝探测研究. 中国科技论文, 12 (09): 967-971.

李晓天, 冯晖, 薛策文, 等. 2021. 基于 VAA 的全极化探地雷达系统及其在路面塌陷勘探中的应用. 现代雷达, 43 (4): 1-8, doi: 10. 16592/j. cnki. 1004-7859. 2021. 04. 001.

周皓秋, 冯晖, 董泽君, 等. 2020. 基于卷积神经网络的全极化探地雷达地下目标体分类识别. //2020 年中国地球科学联合学术年会论文集(十六)-专题四十六: 探地雷达新进展、专题四十七: 油气田与煤田地球物理勘探、专题四十八: 污染灾害生态地下水等环境领域中地球物理监测与检测的技术应用及研究进展. 重庆, 46-49, doi: 10. 26914/c. cnkihy. 2020. 058819.

周皓秋, 冯晖, 董泽君, 等. 2025. 基于 SVM 及 PCSP 的全极化探地雷达地雷探测方法研究. 地球物理学进展, 40 (2): 838-848, doi: 10. 6038/pg2025II0184.