

面向双曲线形态的探地雷达图像识别技术综述

郝彤^{1,2}, 赵杰^{1,2}

(1. 同济大学空间信息科学及可持续发展应用中心, 上海 200092; 2. 同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092)

摘要: 探地雷达作为一种重要的无损探测技术, 可以准确快速对浅层地表进行成像, 以获取埋设目标的空间与几何信息. 该文在分析探地雷达成像模型与目标识别基本思路的基础上, 简述和归纳了七类探地雷达图像双曲线特征的检测方法, 分别为基于双曲线性质、时域信号分析、数字图像分析、机器学习、数学模型、综合性方法以及深度学习方法, 最后展望了深度学习在双曲线形态识别中的应用前景.

关键词: 物探技术; 无损探测; 探地雷达; 目标识别; 双曲线特征; 深度学习

中图分类号: TP 391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)06-1366-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.06.025

A Brief Review of the Hyperbola Signature Recognition Techniques for Ground Penetrating Radar

HAO Tong^{1,2}, ZHAO Jie^{1,2}

(1. Application Center for Spatial Information Science and Sustainable Development, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. College of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Ground penetrating radar (GPR), as an important non-destructive detection technology, can image the shallow subsurface accurately and quickly to obtain the spatial and geometric information of the buried targets. This paper describes and summarizes seven detection methods of hyperbolic signatures in GPR images, i. e., based on hyperbolic properties, based on the time domain signal analysis, based on the digital image analysis, based on the machine learning, based on the mathematical model, based on the comprehensive and deep learning methods. Finally, we discuss the application potential of the deep learning method for the recognition of hyperbolic signatures.

Key words: geophysical technology; non-destructive detection; GPR; object recognition; hyperbola signature; deep learning

1 引言

随着我国城镇化进程速度的不断加快, 埋设于城市地下空间的市政管网日渐复杂, 亟需建立可靠的地下管网信息系统. 探地雷达作为一种适应性很强的探测技术, 具有定位准确、高效灵活等特点, 已经被广泛应用于城市基础设施探测、道桥检测、和地雷检测等领域^[1], 并在大规模管线普查和详查中扮演着重要角色. 利用探地雷达对地下管线精准位置探测, 获得潜在管线目标的位置、类别等信息, 将有助于地下管网信息系统的建立、管线信息的维护与监管.

探地雷达技术是由地面上的发射天线将高频短脉冲($10^6 \sim 10^9$ Hz)的电磁波定向入射地下, 电磁波在传输

过程中遇到存在电性差异的地下目标(管线、电缆、空洞等)时发生反射, 反射电磁波返回地面, 由接收天线接收. 该高频电磁波在地下介质中传播时, 其子波波形与幅值将随所处介质的电性与几何形态而变化. 因此, 通过对探地雷达数据的处理与分析, 可确定地下介质分界面及地下目标的空间位置及结构信息^[2].

目前, 已有学者对基于探地雷达的地下管线管径的计算方法做了全面的研究总结^[3], 但是在探地雷达地下目标检测方面的概要与总结还相对匮乏. 在探地雷达图像方面主要有两种常见的目标特征, 分别是双曲线形态特征与线性形态特征, 该文主要关注前者的检测与识别. 下文首先简要分析了探地雷达的成像模

型以及几何表达,综述了大量国内外学者在探地雷达目标识别方面的研究进展;其次,介绍了不同检测方法的原理并进行归纳分类,以促进对探地雷达双曲线特征识别技术的研究发展;最后,对本文所涵盖的七大类方法做出总结归纳,并针对探地雷达双曲线目标特征识别技术的发展提出了展望.

2 探地雷达基本工作原理

在垂直于管线方向的行进过程中,探地雷达发射机不断向地下发射电磁波信号(A-Scan),接收机接收多道 A-Scan 信号组成 B-Scan,使得地下目标在探地雷达图像中常以双曲线形态呈现,见图 1(a)和图 1(b),因此探地雷达目标检测通常即指双曲线形态的识别.图 1(c)为开源软件 gprMax^[4]仿真的管线探测结果示例图.

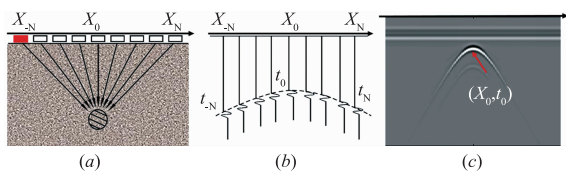


图1 探地雷达B-scan成像模型示意图

根据探地雷达成像原理,可以得出图 2 所示的几何模型.在不考虑菲涅尔效应,并假定雷达天线与地面强耦合的情况下,埋设目标形成的双曲线形态可由式(1)描述,其中 (x_0, t_0) 是埋设目标的顶点(见图 1(c)), R 是埋设目标半径, v_0 是电磁波在介质中的传播速度(假定为均匀介质),可由介质的介电常数求得.

$$\frac{(t + \frac{2R}{v_0})^2}{(t_0 + \frac{2R}{v_0})^2} - \frac{(x - x_0)^2}{(\frac{t_0 v_0}{2} + R)^2} = 1 \quad (1)$$

式(1)为埋设目标的形态函数,为数学中的双曲线函数,下文所涉及的大多数探地雷达形态检测方法都基于此形状函数.

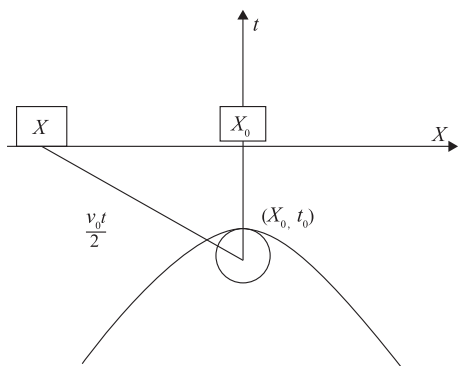


图2 双曲线形态成像几何模型示意图

在双曲线目标形态检测中有时可以忽略埋设目标的半径大小,因此式(1)可以简化如下:

$$\frac{(t)^2}{(t_0)^2} - \frac{(x - x_0)^2}{(\frac{t_0 v_0}{2})^2} = 1 \quad (2)$$

式(1)和式(2)中所表达的均是理想的双曲线形状,然而实际探测中由于地下介质的不均匀性以及雷达分辨率有限等原因,双曲线形态会发生较为严重的变形,文献[5]作者将图像中双曲线的变形归纳为以下 4 种类型:

- (1) 双曲线形态不对称.
- (2) 双曲线形态不连续.
- (3) 多个双曲线相交引起变形.
- (4) 环境与设备因素引起变形.

3 探地雷达目标检测算法

探地雷达目标检测实质为 B-Scan 图像中双曲线形态特征的检测,其过程可以概括为三方面.首先是图像信号预处理,主要是去除图像中的噪声以及较强的直达波、地面反射波和雷达振铃效应,通常的执行顺序是:(1)背景移除以消除杂波响应;(2)图像去噪以减少干扰因素;(3)图像增益以补偿信号损失.这部分工作在许多商业软件或开源库,如 Reflexw^[6]、MATGPR^[7]、RG-PR^[8]中已有较好的实现.其次定位包含双曲线形态的感兴趣区域.最后用判别方法对形态特征进行判定以确定是否为目标,并根据需要进行双曲线的拟合以获取准确的几何参数信息.

由于探地雷达本身的成像特性,目前在地雷、空洞等块状目标检测中,目标在 down-track, cross-track (图 3)两个剖面的成像都为双曲线特征,因此可从两个剖面进行综合判定.而对于如管线、电缆等圆柱形目标,尽管在 down-track 剖面中成双曲线特征,在 cross-track 无明显特征,因此无法起到较好的辅助作用.图 3 以地下管线为例,描述了上述两个剖面的成像,其中 cross-track 为沿管线轴向的方向,而 down-track 为垂直于管线轴向的方向.

3.1 基于双曲线对称性质

双曲线形态是探地雷达图像目标检测中最为主要的特征,因此利用双曲线形态的对称性,可在探地雷达图像中快速定位双曲线特征.文献[9]首先考虑了双曲线的对称度,在一定的窗口范围内计算 down-track 方向上每条 A-Scan 位置的对称度大小,把对称性最强的位置作为双曲线顶点的横坐标,并定义相对区别度指标作为判定双曲线纵坐标的准则,然后从双曲线顶点两侧同样以相对区别度作为判定准则,确定双曲线特征的其他部分.

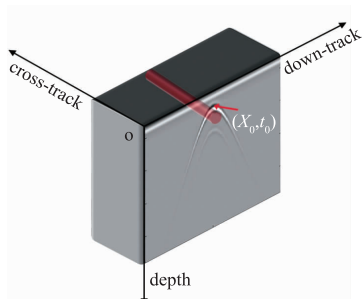


图3 探地雷达扫描过程中depth、cross-track与down-track方向示意图

文献[10]同文献[9]一样,利用了双曲线形态的对称性,不同之处在于文献[9]直接在探地雷达预处理后的图像上进行对称度与相对区别度的计算,而文献[10]使用了 Sobel 算子求取不同点的梯度幅值,然后在梯度幅值图上利用边缘细化的方法去除不合理的梯度信息,最后在细化梯度图像上寻找顶点并进行双曲线拟合。

此类利用双曲线对称性质的方法较为直观高效,但是缺点也十分明显,即对于多条双曲线相交或杂波显著的探地雷达图像,此类方法往往无法得到较好的效果。

3.2 基于时域信号分析

基于探地雷达成像原理,埋设目标不仅在 B-Scan 图像上有着显著的特点,而且可以从 A-Scan 时域信号的角度对地下目标的有无进行判定。

文献[11]中,作者将检测步骤分为两步:先从统计分析的角度进行判定,利用 High-dimensional ANalysis Of VAriance (HANOVA) 方法对每道时域信号进行计算;接着利用 Sequential Probability Ratio Test (SPRT) 对计算结果进行分析,通过计算结果的变化趋势确定该道时域信号是否包含目标。此类基于 A-Scan 的判定方法可以在 B-Scan 中快速确定埋设目标所在的平面位置,但缺点是无法直接获取目标的深度信息。

不同于文献[11]中着眼于 A-Scan 变化较大的位置,在文献[12]中,作者运用了 Principal Component Analysis (PCA) 与 Linear Discriminant Analysis (LDA) 两种机器学习方法,从监督与非监督学习两个方面进行了比较。作者先利用核函数技巧将 A-Scan 映射到高维空间,由于使用了非线性变换,使得不同 A-Scan 信号之间的差异性得到增强,再利用非监督学习的 PCA 或监督学习 LDA 对高维数据做降维处理,使得不仅可以判断 A-Scan 信号是否为埋设目标,而且对 A-Scan 类别也有一定的判定能力。

由于探地雷达的 A-Scan 信号是非平稳信号,常用时频分析的方法如维格纳-威利分布、S 变换、小波变换、余弦变换以及功率谱估计也可对 A-Scan 信号进行

特征提取。文献[13]中利用不含时间窗的维格纳-威利分布对 A-Scan 信号进行时频分析,得到联合时频分布图像,作者借鉴了 Texture Feature Coding Method (TF-CM) 对得到的图像进行描述。在检测环节中,考虑到不同 A-Scan 之间的相互联系,作者采用了基于探测过程建模的 Hidden Markov Model (HMM) 实现了多种埋设目标信号的判别,并且取得了相较于 Support Vector Machine (SVM) 等传统判别方法更佳的效果。相较于其余方法,时频分析更能反映 A-Scan 信号本质特征,往往有利于埋设目标的识别与分类。

3.3 基于数字图像分析

探地雷达 B-Scan 数据本质上是二维数字图像,因此许多常用图像分析的手段也可应用在探地雷达双曲线形态的检测与识别中。

由于霍夫变换对噪声与干扰具有较强的鲁棒性,其在模式识别中有着广泛的应用。霍夫变换将目标形态的识别转换为霍夫参数空间的极值求取问题,由于直接对双曲线进行霍夫变换得到的参数空间过大,求解时间较长,所以目前许多研究方法都是基于霍夫变换的改进以缩减霍夫参数空间。文献[14]利用分形模型可以区分图像灰度的光滑度与粗糙度的特点,使图像中双曲线区域与非双曲线区域的差异性增强,这实现了对双曲线特征的粗略定位。进一步地,与针对双曲线特征所定制的模板进行卷积运算,得到较为精细的边缘信息,利用霍夫变换计算双曲线渐近线,进而间接求取双曲线参数,减少了霍夫参数空间大小。而文献[15]中,作者减少霍夫变参数空间的方式是先利用相邻的 A-Scan 具有相关性的特点提取相对回波延时,同时考虑到在典型双曲线特征中偏离双曲线顶点处信噪比较低的特点,采用带权最小二乘的方式进行拟合以获取双曲线部分参数,最后一步的霍夫变换只需在剩余参数空间中进行。这种方式大大缩减了霍夫参数空间的规模。尽管霍夫参数空间可以缩减,但是霍夫变换在遇到多个相交的双曲线特征时,仍然存在着参数空间阈值设定困难的问题。

除霍夫变换外,文献[16]用 Snake 图像分割算法来获取双曲线形态的轮廓,其基本思想是利用一条可变参数曲线以及能量约束函数,并以能量函数最小为约束条件控制该曲线收敛至双曲线特征的轮廓。该方法的关键在于能量函数的确定与双曲线轮廓的初始化。对于能量函数,作者加入了针对双曲线的形状约束,而对于轮廓初始化,将 Discrete Cosine Transform (DCT) 作用于每一条 A-Scan,以高频分量的大小作为判定是否存在埋设目标的依据,在判定目标存在的范围内利用 Otsu 二值化方法,得到满足要求的连通分量作为初始轮廓,最终用 Snake 算法得到更为精确的双曲线轮廓位

置.但是,该方法仅适用于出双曲线特征轮廓的精确分割,并未考虑到邻接双曲线特征存在的情况.

除上述主要方法外,研究者还尝试了其他较为直观的思路方法.文献[17]作者充分利用了先验知识,不仅将双曲线特征变化归纳为受收发天线间距、埋设目标的半径、顶点位置、土壤介电常数四个方面的影响,并通过 Finite Different Time Domain (FDTD) 进行仿真分析验证,而且较为全面地验证了模板匹配法对不同极化方式及不同类型埋设目标的检测结果,其核心思想在于图像与模板的相似度计算,最相似处通常对应双曲线位置.该方法计算速度快,但是匹配的模板依赖于大量的先验知识,因此限制其广泛应用.

3.4 基于数学模型法

基于数学模型法是将双曲线形态的检测问题视为对某一种数学模型的求解.文献[18]将遗传算法应用于探地雷达图像,作者定义了水平位置、垂直位置与斜率信息来近似描述二值化图像中的双曲线形态特征,利用该信息构造的模板与经过分割后的原图进行匹配.该算法利用遗传算法寻找合适的参数并以汉明间距(Hamming Distance)作为匹配程度的衡量标准,最终实现了多双曲线的提取.文献[19]将模糊聚类的思想应用到经过小波变换预处理后的探地雷达图像中,并结合了空间金字塔思想,但是该方法需要将原图像划分为多个子图,造成大量冗余计算,并且只能估算出双曲线特征的顶点位置,对双曲线形状的检测能力较弱.文献[20]把双曲线特征视做一种分布,提出了 Dirichlet Process Mixture Model (DPMM) 的检测方法,结合埋设目标成像的形状函数,经过学习可以估计出双曲线目标的位置.文献[21]作者克服了传统基于双曲线拟合算法中的缺点,将正交距离度量替换几何距离度量并代入概率混合模型,基于 Bayes Information Criterion (BIC) 计算出相符的双曲线个数,进而获取相应的几何参数.

基于数学模型的双曲线识别过程的准确率依赖于数学模型的复杂度,Zhou 等人将文献[22]中提出的方法与文献[21]进行比较,指出在检测率相同的情况下,基于 DPMM 的时间消耗远大于下文所述的综合性方法.

3.5 基于机器学习

基于机器学习的方法,本质为计算机视觉算法与统计机器学习的结合应用.计算机视觉技术负责有效地提取特征,而统计机器学习则是对双曲线形态与杂波特征进行准确判断.目前已有学者系统比较了不同的特征表达方法对判别性能的影响^[23],并对如何有效地提取训练与测试样本给出了指导建议^[24].

在早期的研究中,研究者并未对图像特征进行提

取,而是在二值化图像的基础上,在包含双曲线目标的连通区域附近确定一定大小的窗口作为双曲线特征的训练样本,并且使用模型复杂度较为简单的 Artificial Neural Network (ANN) 作为判别器进行训练^[25].由于受限于样本的特征表达和判别器的性能,这种方法取得的效果有限,并且只能对感兴趣区域进行粗略定位,如果需要进一步获取双曲线顶点等信息,还需进行双曲线拟合等处理步骤.

Maas 等将人脸检测框架 Viola-Jones 应用到探地雷达双曲线形态的定位识别中^[26].此框架对于较为简单的双曲线形态效果较好.不同于文献[25]将二值图作为训练特征输入,作者使用了 Haar-like 小波特征,以积分图辅助 Haar-like 小波的计算,提取一定窗口大小的双曲线特征作为判别器的输入.在判别方法方面,作者应用了基于 Adaboost 的级联分类器代替 ANN,最后在所提取的窗口内进行霍夫变换以计算双曲线的几何信息.该方法免去了许多预处理的步骤,但是过度依赖于样本的可靠性与全面性.

在地雷识别方面,基于机器学习目标检测方法的研究较为广泛.文献[27,28]分别将 Histograms of Oriented Gradient (HOG) 与 Edge Histogram Descriptor EHD (EHD) 图像描述方法应用于双曲线特征表达.与文献[25,26]仅仅从 B-Scan 中获取信息不同,文献[27,28]是从 down-track 与 cross-track 两个剖面进行特征提取与信息融合,更能全面、准确地反映了埋设目标的情况.

3.6 基于综合性方法

对于综合性方法而言,它不依赖于上述某一类型方法的使用,而是考虑结合不同类型方法,并在满足一定约束条件的情况下完成从预处理到定位、筛选、判别的全过程.在文献[29]中,作者先获取边缘检测后的图像,并提取满足一定要求的边缘点来计算二值化阈值,应用于探地雷达图像以达到自适应分割的效果.然后提出了一种 Column Connection Clustering (C3) 聚类算法,对二值图按列扫描以提取坐标点集进行信息聚类.对每个坐标点集计算其导数信息以及和预定义双曲线模板函数间的相关系数.进一步地,以相关系数为特征,利用神经网络判断坐标点集是否符合双曲线特性.最后利用较为鲁棒的正交距离拟合来获取每个双曲线特征的几何参数.

在图像二值化过程中,文献[22]与[29]思路比较相似.不同之处在于文献[29]是利用边缘点信息,而文献[22]利用的是灰度差分信息,同时作者将形态学运算中的开运算与闭运算应用于分割后的图像,以减少离散噪声的干扰,最后提出了 Open-Scan Clustering Algorithm (OSCA) 以替代 C3 算法.与 C3 按图像列扫描不同,OSCA 按行扫描不仅可以获得坐标点集信息,还可

以剔除不具备双曲线特征的坐标点集. 同时又考虑到实际应用中图像的复杂性, 提出 Parabolic Fitting-based Judgement (PFJ) 对聚类结果做进一步判别, 相较于文献[29]中神经网络判别法的效率得到较大提升. 最后作者利用 Restricted Algebraic Distance-based Fitting (RADF) 获取双曲线参数, 在损失一定计算效率的基础上提升了计算参数的准确性.

文献[5]在应用 Canny 算子进行边缘检测的基础上, 分成三个步骤进行处理. 第一步是根据探地雷达的中心频率在边缘检测图中定义每个边缘点的缓冲区, 以应对双曲线特征形变的问题; 第二步是依据探地雷达参数自动定义一个窗口大小, 在此窗口范围内判定是否符合双曲线形态特征; 最后作者结合第一、二步中的信息, 以模式识别的经验为基础定义了一系列判定标准, 综合考虑边缘点密度、双曲线形态对称性、双曲线坐标范围与间隔、缓冲区边缘点数等信息, 精确筛选出了双曲线特征.

综合性方法较为灵活, 可根据不同应用场景调整相应步骤顺序或增加限制条件, 且不依赖于大量的训练样本, 能够适应各种不同的应用场景.

3.7 基于深度学习

近年来, 深度学习理论发展迅速, 已经广泛应用于图像分类、识别、分割等多方面, 并取得了良好的处理效果, 这为在探地雷达中的应用打下了良好基础. 深度学习中的 Convolutional Neural Network (CNN) 模型使研究者不必消耗过多精力在探地雷达双曲线特征的描述上, 而是通过构造正负样本集的方法, 用深度学习模型区分双曲线形态与杂波特征. 目前已有学者对深度学习与探地雷达的结合应用展开了研究, 并通过实验证实了在地雷目标识别中, CNN 所提取的特征相对于人工设计特征 (EHD, TFCM) 的优越性^[30].

在文献[31]中, 考虑到传统 CNN 仍依赖于大量的训练样本, 作者基于迁移学习中的预训练模型方法, 对公开数据集进行 CNN 预训练, 然后应用到探地雷达数据集中, 这样可以克服探地雷达数据样本量少、收集困难的缺点. 作者同时指出航空影像数据集的预训练模型性能相较于 Cifar-10 数据集预训练模型, 在探地雷达测试集上能达到更好的准确率.

文献[30, 31]为深度学习中的分类模型, 尽管可以对探地雷达双曲线与杂波特征进行很好的区分, 但是对于分类之前的感兴趣区域的定位, 仍依赖于其他技术手段. Faster Region CNN (Faster RCNN)^[32]为深度学习中的目标识别模型, 不仅可以实现分类的效果, 还可以通过 Region Proposal Network (RPN) 实现感兴趣区域的快速定位. 作者考虑到探地雷达图像为灰度图, 并且双曲线特征相对于图像较小等特点, 应用迁移学习的

思想, 将 Cifar-10 作为预训练模型的数据集, 然后利用实测与仿真数据集在预训练模型的基础上对模型的参数进行微调, 最终实现了端到端 (end-to-end) 的双曲线特征识别.

4 结语与展望

该文简述了目前探地雷达图像中双曲线形态识别的研究现状, 将这些双曲线识别方法分为七类, 并列举和介绍了相应的有代表性的识别方法. 这些技术方法有一定的交集, 又兼备各自的特点, 在实际使用中可以进行组合以满足各种应用场景的要求. 例如, 在测量范围较大的情况下, 可先利用时域信号分析的方法快速确定探测目标的粗略位置范围, 然后再利用其他如综合性方法、基于深度学习的方法在确定范围内进行双曲线形态特征的精确定位和识别.

近年来随着人工智能技术的发展, 基于机器学习的检测方法正成为研究和应用的热点, 尤其是深度学习的出现让计算机实时解译探地雷达图像成为了可能. 目前限制深度学习在探地雷达双曲线形态识别的主要因素是样本的数量与质量. 尽管 gprMax 仿真软件可正演得到双曲线形态的样本, 但是其效果与实测探地雷达图像相比仍有较大差距. 目前已有学者将深度学习中的 Conditional Generative Adversarial Networks (CGAN)^[33]应用于探地雷达的图像样本生成上, 该模型可直接学习实测探地雷达图像的特征, 以克服双曲线形态样本不易采集的问题. 目前有相关研究人员公开了探地雷达的实测数据集^[34]与基于 ImageNet 数据集的深度学习预训练模型, 如 VGG、MobileNet, 这为深度学习在探地雷达中的应用奠定了基础.

参考文献

- [1] 李嘉, 郭成超, 王复明, 等. 探地雷达应用概述[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(2): 629-637.
LI Jia, GUO Cheng-chao, WANG Fu-ming, et al. The summary of the surface ground penetrating radar applied in subsurface investigation [J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(2): 629-637. (in Chinese)
- [2] DANIELS D J. Ground Penetrating Radar[M]. USA: John Wiley & Sons, Inc, 2005.
- [3] 许献磊, 赵艳玲, 王方, 等. GPR 探测埋管径研究综述[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(5): 2206-2215.
XU Xian-lei, ZHAO Yan-lin, WANG Fang, et al. Review on diameter detection of underground pipe with GPR [J]. Progress in Geophysics, 2012, 27(5): 2206-2215. (in Chinese)
- [4] WARREN C, GIANNOPOULOS A, GIANNAKIS I. gprMax: Open source software to simulate electromagnetic

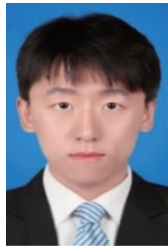
- wave propagation for Ground Penetrating Radar[J]. Computer Physics Communications, 2016, 209: 163 – 170.
- [5] MERTENS L, PERSICO R, MATERA L, et al. Automated detection of reflection hyperbolas in complex GPR images with no a priori knowledge on the medium [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(1): 580 – 596.
- [6] SANDMEIER K J. Reflexw Version 6. 0[Z]. Karlsruhe, Germany; Sandmeier Scientific Software, 2011.
- [7] TZANIS A. MATGPR: A freeware MATLAB package for the analysis of common-offset GPR data[A]. Geophysical Research Abstracts[C]. Vienna, Austria; Copernicus, 2006.
- [8] HUBER E, HANS G. RGPR-An open-source package to process and visualize GPR data[A]. International Conference on Ground Penetrating Radar[C]. Rapperswil, Switzerland; IEEE, 2018. 1 – 4.
- [9] LI Ting-jun, ZHOU Zheng-ou. Fast extraction of hyperbolic signatures in GPR[A]. International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology[C]. Guilin, China; IEEE, 2007. 1 – 3.
- [10] LIU Yayu, WANG Meiqing, CAI Qirong. The target detection for GPR images based on curve fitting[A]. International Congress on Image and Signal Processing[C]. USA; IEEE, 2010.
- [11] XU Xiaoyin, MILLER E, RAPPAPORT C, et al. Statistical method to detect subsurface objects using array ground-penetrating radar data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(4): 963 – 976.
- [12] 胡进峰, 周正欧. 基于核方法的探地雷达目标特征提取方法[J]. 电波科学学报, 2005, 20(5): 671 – 674.
HU Jin-feng, ZHOU Zheng-ou. GPR target feature extraction based on kernel method[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2005, 20(5): 671 – 674. (in Chinese)
- [13] 高翔, 姬光荣, 姬婷婷, 等. 基于探测过程建模的探地雷达多目标识别[J]. 电波科学学报, 2011(3): 574 – 580.
GAO Xiang, JI Guang-rong, JI Ting-ting, et al. GPR multi-target recognition using texture features of time-frequency analysis and HMM[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2011(3): 574 – 580. (in Chinese)
- [14] 杨莘, 陈淑珍, 唐中柱. 探地雷达管道目标图像的识别[J]. 计算机应用, 2005, 25(5): 1209 – 1211.
YANG Xin, CHEN Shu-zhen, TANG Zhong-zhu. Recognition for pipe image of ground penetrating radar[J]. Journal of Computer Applications, 2005, 25(5): 1209 – 1211. (in Chinese)
- [15] 王建, 袁宵, 李禹, 等. 利用互相关和 Hough 变换快速检测探地雷达目标[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(5): 1156 – 1162.
WANG Jian, YUAN Xiao, LI Yu, et al. Fast detection of ground penetrating radar objects based on cross correlation and hough transform[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2013, 35(5): 1156 – 1162. (in Chinese)
- [16] 孔祥维, 石浩. 形状约束的 Snake 算法在探地雷达图像目标自动提取中的应用[J]. 物探化探计算技术, 2001, 23(4): 333 – 337.
KONG Xiang-wei, SHI Hao. The automatic target detection on ground penetrating radar images using shape-bounded active contour model[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2001, 23(4): 333 – 337. (in Chinese)
- [17] SAGNARD F, TAREL J. Template-matching based detection of hyperbolas in ground-penetrating radargrams for buried utilities[J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2016, 13(4): 491 – 504.
- [18] PASOLLI E, MELGANI F, DONELLI M. Automatic analysis of GPR images; A pattern-recognition approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(7): 2206 – 2217.
- [19] DELBO S, GAMBA P, ROCCATO D. A fuzzy shell clustering approach to recognize hyperbolic signatures in subsurface radar images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1447 – 1451.
- [20] KOBAYASHI M, NAKANO K. Dirichlet process crescent-signal mixture model for ground-penetrating radar signals[A]. Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society[C]. Dallas, Texas, USA; IEEE, 2014. 3431 – 3437.
- [21] CHEN Huanhuan, COHN A. Probabilistic robust hyperbola mixture model for interpreting ground penetrating radar data[A]. International Joint Conference on Neural Networks[C]. Barcelona, Spain; IEEE, 2010. 1 – 8.
- [22] ZHOU Xiren, CHEN Huanhuan, LI Jinlong. An automatic GPR B-Scan image interpreting model[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(6): 3398 – 3412.
- [23] SAKAGUCHI R, MORTON K, COLLINS L, et al. A comparison of feature representations for explosive threat detection in ground penetrating radar data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(12): 6736 – 6745.
- [24] REICHMAN D, COLLINS L, MALOF J. On choosing training and testing data for supervised algorithms in ground-penetrating radar data for buried threat detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(1): 497 – 507.
- [25] GAMBA P, LOSSANI S. Neural detection of pipe signatures in ground penetrating radar images[J]. IEEE Trans-

- actions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(2): 790 – 797.
- [26] MAAS C, SCHMALZL J. Using pattern recognition to automatically localize reflection hyperbolas in data from ground penetrating radar [J]. Computers and Geosciences, 2013, 58: 116 – 125.
- [27] TORRIONE P, MORTON K, SAKAGUCHI R, et al. Histograms of oriented gradients for landmine detection in ground-penetrating radar data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(3): 1539 – 1550.
- [28] FRIGUI H, GADER P. Detection and discrimination of land mines in ground-penetrating radar based on edge histogram descriptors and a possibilistic k -nearest neighbor classifier [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(1): 185 – 199.
- [29] QING Xudou, LI Junwei, DEREK R, et al. Real-time hyperbola recognition and fitting in GPR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(1): 51 – 62.
- [30] BESAW L, STIMAC P. Deep convolutional neural networks for classifying GPR B-scans [A]. Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets [C]. Baltimore, Maryland, USA: SPIE, 2015.
- [31] BRALICH J, REICHMAN D, COLLINS L, et al. Improving convolutional neural networks for buried target detection in ground penetrating radar using transfer learning via pretraining [A]. Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets [C]. Anaheim, California, USA: SPIE, 2017.
- [32] PHAM M T, LEFÈVRE S. Buried object detection from B-scan ground penetrating radar data using Faster-RCNN [A]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C]. Valencia, Spain: IEEE, 2018. 6804 – 6807.
- [33] ALVAREZ J, KODAGODA S. Application of deep learning image-to-image transformation networks to GPR radargrams for sub-surface imaging in infrastructure monitoring [A]. IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications [C]. Singapore: IEEE, 2018. 611 – 616.
- [34] CHEN Xiang-yi. Proof-of-concept project for detecting and classifying hyperbolas in ground penetrating radar (GPR) data [DB/OL]. <https://github.com/irenexy-chen/gpr-data-classifier>, 2018-08-24.

作者简介



郝 彤 (通讯作者) 男, 1980 年 7 月出生, 江苏扬州人, 博士生导师. 主要研究方向为电磁无损探测.
E-mail: tonghao@tongji.edu.cn



赵 杰 男, 1994 年 1 月出生, 福建三明人, 硕士研究生. 主要研究方向为探地雷达图像处理, 计算机视觉.
E-mail: zhaojie_tongji_3s@tongji.edu.cn