文章编号:1674-2974(2024)06-0020-09 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024263

GPR图像的数据集构建及其DRDU-Net去噪算法

王惠琴[1†],高大庆[1],何永强[2],刘宾灿[3],王莹[1],曹明华[1]
(1. 兰州理工大学 计算机与通信学院,甘肃 兰州 730050;
2. 西北民族大学 土木工程学院,甘肃 兰州 730106;
3. 陕西建工安装集团有限公司,陕西 西安 710068)

摘 要:为了解决生成对抗网络(Generative Adversarial Network,GAN)在生成探地雷达(Ground Penetrating Radar,GPR)图像时存在训练不稳定的问题,提出利用带有梯度惩罚的Wasserstein距离生成对抗网络(WGAN-GP)生成GPR图像,并结合时域有限差分法和实地采集图像提出了一种构建GPR图像数据集的方法.相较于原始GAN与Wasserstein GAN等方法,WGAN-GP具有更好的稳定性,而且生成的GPR图像更接近真实图像.在此基础之上,将密集残差块和U-Net相结合提出了一种适合于GPR图像的密集残差去噪U-Net方法.该方法利用U-Net中编码-解码结构提高了GPR图像的去噪性能;同时,密集残差块的引入加强了GPR图像的特征复用,且使U-Net训练更加稳定.最后,利用仿真实验验证了所提去噪方法的性能,并与三维块匹配(BM3D)和U-Net方法进行了对比.结果表明:所提方法与BM3D以及U-Net去噪方法相比,具有更好的去噪效果.当σ等于20时,在模拟和实测数据上取平均值,其峰值信噪比分别提升了约6.5 dB和2.4 dB;结构相似性分别提升了约0.09和0.04.

关键词:GPR数据集构建;GPR图像去噪;WGAN-GP;密集残差块
中图分类号:TN911.7 **文献标志码**:A

Construction and DRDU-Net Based on Denoising Algorithm for GPR Image Dataset

WANG Huiqin[1†],GAO Daqing[1],HE Yongqiang[2],LIU Bincan[3],WANG Ying[1],CAO Minghua[1]
(1. School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. School of Civil Engineering, Northwest Minzu University, Lanzhou 730106, China;
3. Scegc Installation Group Co., Ltd, Xi'an 710068, China)

Abstract: To solve the problem of the training instability of the Generative Adversarial Network (GAN) in generating ground penetrating radar (GPR) images, the Wasserstein GAN with Gradient Penalty is used to generate the GPR images. Moreover, a new method for constructing the GPR dataset is proposed base on the Finite-difference time-domain method and the measured images. Compared with the original GAN and Wasserstein GAN methods,

* **收稿日期**:2023-03-19
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61861026,62261033,62265010), National Natural Science Foundation of China (61861026, 62261033, 62265010); 甘肃省重点研发计划资助项目(23YFFA0060), The Key Research and Development Program of Gansu Province (23YFFA0060)
作者简介:王惠琴(1971—),女,甘肃渭源人,兰州理工大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail: Whq1222@lut.edu.cn

WGAN-GP has better stability and the generated GPR images are more similar to the actual images. On this basis, the Dense Residual Block (DRB) and the U-Net are combined to propose a Dense Residual Denoising U-Net (DRDU-Net) suitable for GPR images. It uses the coding and decoding process of U-Net to improve the denoising performance. In addition, the introduction of DRB enhances the feature reuse of GPR image and makes U-Net training more stable. The performance of the proposal is evaluated by simulation experiments and compared with the BM3D (Block-matching and 3D) and U-Net. The results show that our proposal has better denoising performance than BM3D and U-Net. When the variance is 20, the peak signal-to-noise ratio increases by about 6.5 dB and 2.4 dB and the structural similarity increases by 0.09 and 0.04, respectively.

Key words: GPR data set construction; GPR image denoising; WGAN-GP; dense residual block

探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)[1]作为一种高效、无损的地下探测工具,能够很好地预防城市地下管线事故和道路塌陷等灾害的发生[2].然而,地下环境复杂多样以及介质的不均匀性使得GPR在采集数据时,容易受到各种杂波和随机噪声的干扰,严重影响GPR的检测性能,使数据的智能解译效果不佳.因此,研究一种效果优良的GPR图像去噪算法尤为重要.

在GPR图像去噪领域,学者们常用的方法有传统去噪方法和基于深度学习的去噪方法.其中,常用的传统去噪方法主要有:双边滤波[3]、F-K变换[4]、三维块匹配法(Block-Matching and 3D, BM3D)[5]和基于稀疏表示法[6]等.此类方法能够很好地保留图像的边缘信息,且对噪声的抑制效果较好.但是,也存在很多缺点.比如,双边滤波会移除图像纹理;F-K变换会引起畸变和伪异常现象;三维块匹配算法对非高斯噪声的处理效果不理想,且有较高的计算复杂度;基于稀疏表示法分解出的矩阵存在解释性不强等缺陷.

相比传统的图像去噪方法,基于深度学习的去噪方法因强大的学习能力而取得了更好的去噪效果.目前,常用的深度学习去噪模型主要有卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)[7]、自动编码器(Automatic Encoder, AE)[8]和U-Net[9]等.其中,基于CNN的去噪模型通过学习标记数据的潜在特征来建立含噪数据与信号间的映射关系,从而达到去噪的目的.但是,现有的基于CNN的方法因只考虑了单尺度的潜在特征,忽略了一些有用的多尺度特征,导致其在处理一些低信噪比的图像时性能有所下降.而AE和U-Net均是在CNN的基础上,通过设计由卷积块组成的编解码器对图像进行压缩和重构来实现去噪.但是,仅依靠单一的卷积块对图像进行去噪时,无法提取图像中的深层噪声,从而致使AE和U-Net在训练时容易出现过拟合和梯度消失的问题.依据文献[10],当在AE中引入密集模块[11]或残差模块[12]等深度学习模块时,可以有效解决训练中存在的过拟合和梯度消失等问题.

此外,为了使深度学习模型具有更好的泛化能力,必须有足够数量的GPR图像.由于实地采集的GPR图像较少,学者们常用合成的GPR图像来扩充训练数据集.时域有限差分法(Finite Difference Time Domain, FDTD)是模拟GPR图像的常用方法之一,但是利用该方法生成的GPR图像过于理想化,且与实地采集的GPR图像不完全相同[13].生成对抗网络[14](Generative Adversarial Network, GAN)的出现,为GPR图像的生成提供了新思路.2018年,Veal等人将GAN用于GPR图像生成,虽然生成的图像能够弥补CNN分类器[15]训练时数据不足的问题,但是GAN在训练中容易出现收敛失败.带有梯度惩罚的Wasserstein距离生成对抗网络(Wasserstein Generative Adversarial Network Gradient Penalty, WGAN-GP)是在GAN的基础上引入了Wasserstein距离和梯度惩罚项,能很好地解决GAN模式崩溃的问题.

基于此,为了获得无噪的GPR图像以及解决实地采集GPR数据不足的问题,本文的主要工作如下:

1)将U-Net中的Conv-ReLU结构用密集残差块(DRB)替代,提出一种GPR图像去噪模型,从而获得了高质量的GPR图像.

2)为了弥补已有GPR数据集的不足,将WGAN-GP方法应用于GPR图像生成,并结合FDTD以及实

地采集方法构建了GPR数据集.

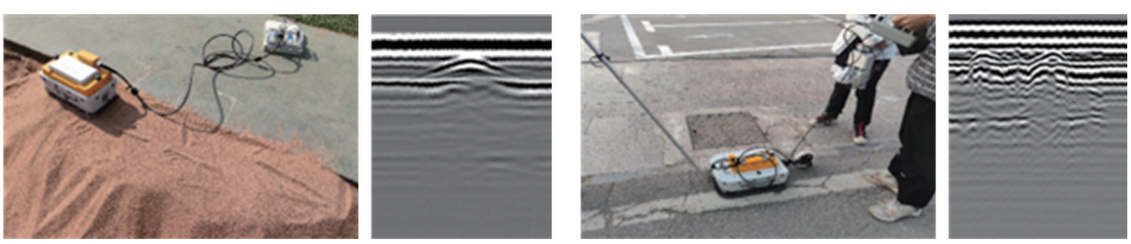
其中,第1节主要介绍了如何利用WGAN-GP和FDTD生成图像,以及实地采集图像提出一种GPR数据集构建方法.第2节主要介绍了本文所提DRDU-Net模型的结构以及具体的去噪流程.第3节主要验证了本文所提方法的去噪效果,并与U-Net、AE和BM3D等方法的性能进行了对比.第4节主要是对本文工作的总结.

1 GPR数据集构建方法

在基于深度学习的GPR图像去噪方法中,为了使所提去噪模型有更好的泛化能力与鲁棒性,训练时需要大量GPR图像.但是现场采集的数据比较有限.因此,本文采用实地采集、FDTD和WGAN-GP仿真相结合的方法构建数据集.构建的数据集包含2 400张GPR图像.其中,实际采集400张图像,采用FDTD和WGAN-GP方法各生成1 000张模拟图像.

1.1 实测数据集

实地数据采集选用瑞典MALA第三代ProEX探地雷达对两种场景下的目标物体进行了探测.其中,探测场景Ⅰ是沙坑模型中埋藏直径为2 cm的金属管线;探测场景Ⅱ是校园内埋有排污水管线的道路,管线上方介质主要为混凝土和沥青.为了增加数据的多样性,对场景Ⅰ与场景Ⅱ探测时分别采用800 MHz和500 MHz的天线.探测场景与所得结果如图1所示.其中,(a)和(c)分别是实测场景Ⅰ和Ⅱ,(b)和(d)分别是对应的GPR图像.



(a)场景Ⅰ (b)GPR图像Ⅰ (c)场景Ⅱ (d)GPR图像Ⅱ

图1 实测数据

Fig.1 Field data collection

1.2 模拟数据集

1.2.1 时域有限差分法

时域有限差分法[16]是一种时域电磁算法.它以差分原理为基础,在一定的时间和空间内,通过对连续电磁场采取交替抽样的方式进行离散求数值解,以得到连续电磁场的分布规律.它不仅对复杂介质的模拟具有先天优势,而且可以模拟任意几何形状和材料性质的GPR图像,是GPR图像模拟的主要方法.

gprMax 3.0是利用FDTD原理进行GPR图像模拟的工具包,我们采用gprMax 3.0工具包模拟生成GPR图像.建立的GPR探测场景的几何模型为1.2 m×0.9 m×0.002 m.埋藏物分别为金属管线和塑料管线,其半径均为0.01 m.模型Ⅰ中埋藏物的位置分别是0.28、0.50、0-0.28、0.50、0.002和0.54、0.38、0-0.54、0.38、0.002;模型Ⅱ中埋藏物的位置分别位于0.30、0.45、0-0.30、0.45、0.002和0.60、0.45、0-0.60、0.45、0.002位置.对应的主要参数如表1所示.其中,时窗设置为4.7×10^{-9} s;天线频率分别为1.6 GHz和0.56 Hz,采用不同的天线以增加数据的多样性.

表1 FDTD参数设置

Tab.1 FDTD parameter settings

参数	数值
时窗/s	4.7×10^{-9}
模型Ⅰ属性	6/0.001/sand
模型Ⅱ属性	15/0.05/soil
天线中心频率/GHz	1.6/0.5

根据表1建立的仿真模型Ⅰ和Ⅱ如图2中(a)和(b)所示,其对应生成的GPR B-Scan图像分别为图2中(c)和(d).其中,每一张图像均包含70个道数据.采用相同方法,通过随机改变移动步长和步幅等参数批量生成1 000张无噪B-Scan图像.

1.2.2 WGAN-GP

生成对抗网络属于一种无监督学习技术.它可在没有任何先验假设的情况下,获得数据间的潜在分布规律,并生成新的数据样本.文献[15,17]已采用该方法生成了GPR图像,生成的图像能够较好地

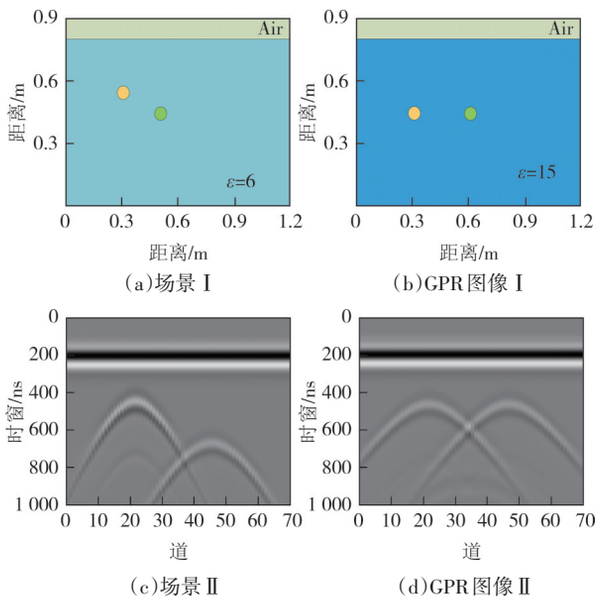


图 2　FDTD 仿真模型及其结果

Fig.2　FDTD simulation model and results

保持 GPR 图像的特征.但是,GAN 在训练时容易出现模式混乱的问题[18].而 WGAN 采用 Wasserstein 距离作为 GAN 的目标函数,所以对 GAN 训练的不稳定性有轻微改善,但是 WGAN 在训练时仍然会出现模型收敛差的问题.

相对于 GAN 和 WGAN,带有梯度惩罚(Gradient Penalty)的 Wasserstein 距离生成对抗网络(WGAN-GP)具有梯度保持稳定以及权值分布正常的优势,能够有效解决 GAN 中训练不稳定的问题,而且还具有良好的收敛性,可获得高质量的 GPR 图像.因此本文采用 WGAN-GP 方法生成 GPR 图像来增强数据集.WGAN-GP 网络结构如图 3 所示.

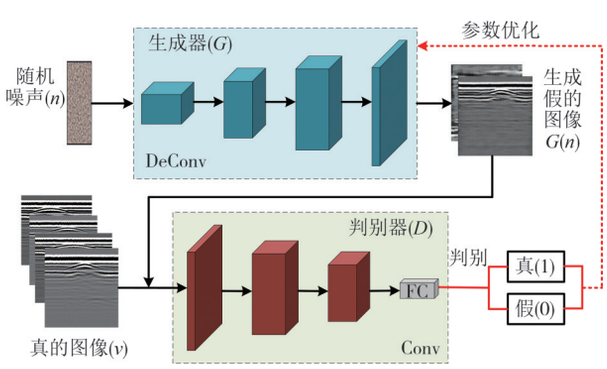


图 3　WGAN-GP 网络结构

Fig.3　WGAN-GP network structure

由图 3 可见,WGAN-GP 网络主要由生成器(G)和判别器(D)组成.其中,G 的作用是根据输入生成对应的图像.它可将服从高斯分布的随机噪声 n,经过 5 层反卷积运算后生成假图像 $G(n)$,其大小为 256×256×3.同时,将得到的假图像 $G(n)$ 和真图像 v 输入 D 中进行判别,得到一个判别结果.判别值的取值范围为[0,1].其中,D 是由 3 层卷积运算和一个全连接层组成.之后,将判别值反馈给 G,使 G 优化更新,以便生成更加真实的图像.按照此规律重复迭代,直到 D 无法判断真假.也就是说,输出的判别值为 1 时,网络训练完成.在训练过程中,目标函数的选取是一个关键,它可使模型训练达到最优.本文采用的目标函数为

$$L = E_{\tilde{v}\sim p_g}[D(\tilde{v})] - E_{v\sim p_r}[D(v)] + \lambda E_{\hat{v}\sim p_{\hat{v}}}[(\|\nabla_{\hat{v}} D(\hat{v})\|_2 - 1)^2] \quad (1)$$

式中:v 表示真实图像;$\tilde{v}$ 表示生成图像;p_r 和 p_g 分别表示真实图像和生成图像的分布;λ 为梯度惩罚系数;$\hat{v}$ 由 v 和 $\tilde{v}$ 中直线均匀抽样得到.在获得最优训练模型之后,可用已训练好的 WGAN-GP 网络来生成模拟数据集.

1.3　模拟图像与实地采集图像对比

为了验证模拟图像与真实图像的相似程度,本文采用结构相似性来表示其相似度,结果如表 2 所示.由表 2 可知,WGAN-GP 生成图像与实地采集图像的 SSIM 为 0.99;而 FDTD 生成图像与实地采集图像的 SSIM 为 0.98.因此,本文所提数据集构建方法具有更好的合理性.

表 2　模拟图像与实地采集图像的相似度

Tab.2　Similarity between simulated image and field collection

SSIM	实地采集	WGAN-GP	FDTD
实地采集	—	0.99	0.98
WGAN-GP	—	—	0.98

2　基于 DRDU-Net 的 GPR 图像去噪方法

在实际工程中,GPR 工作时往往会受到非目标物的反射波以及随机噪声的干扰,使工作人员无法正确辨别目标物体的反射波,从而影响 GPR 的检测性能.因此,对 GPR 图像进行去噪以提高其质量,在实际探测工程中起着不可或缺的作用.相比于深度学习去噪模型 AE,U-Net 具有简单、高效且可以用于小数据等优势.但是 U-Net 存在训练不稳定的缺陷,导致网络的梯度增加,不能完全去除 GPR 图像中的噪声.而密集残差块结合了密集网络和残差网络的

特点,每一层的信息融合都会结合前面所有层的输入,并使用级联方式将当前所有层的特征传播至后续的所有层.因此,它能够很好地提取GPR图像的深层特征;同时,还可以有效缓解梯度消失,加强所有特征的传播,增大特征复用的概率.鉴于此,本文在U-Net模型的基础上引入密集残差块(DRB)[19],提出一种适用于GPR图像的密集残差去噪U-Net(Dense Residual Denoising U-Net,DRDU-Net)去噪方法.该方法的关键是用DRB代替U-Net中的Conv-ReLU结构.它可在完美解决U-Net训练不稳定的同时还能够较好地去除GPR图像中的噪声.所提GPR图像去噪的DRDU-Net模型如图4所示.

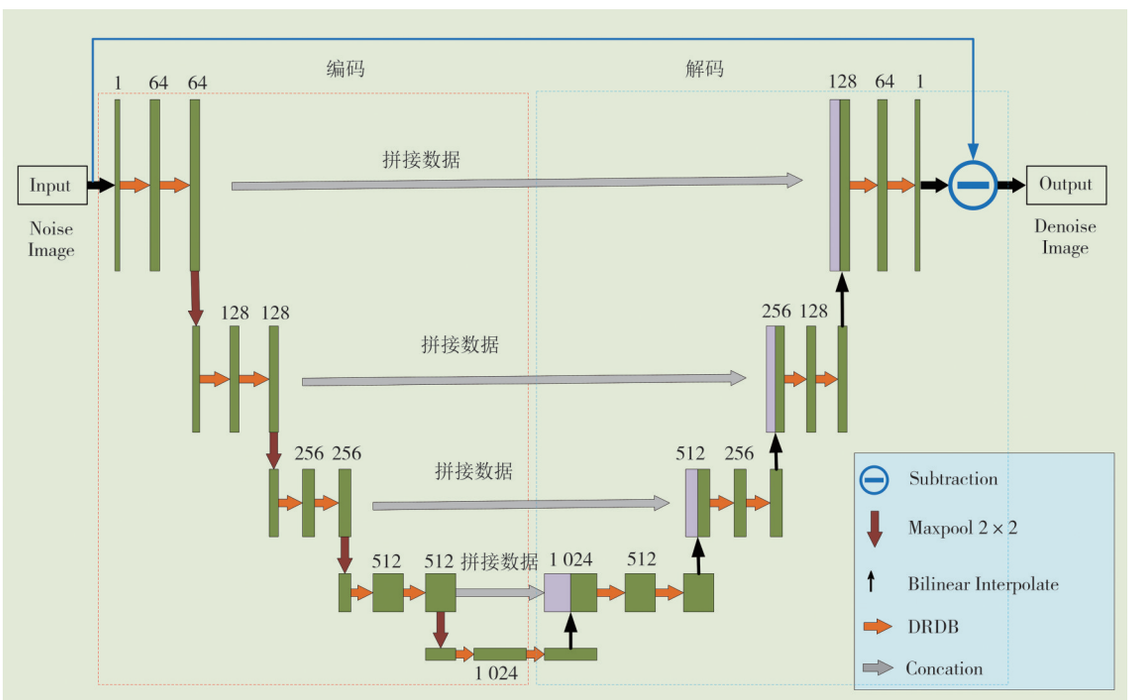


图4 DRDU-Net模型

Fig.4 Model of DRDU-Net

在图4中,DRDU-Net模型由两部分组成.其中,左侧是一个含有四层DRB和池化的编码部分.每层中通过DRB来提取GPR图像的深层特征.其次,每层DRB之后会跟一个1×1的最大池化层进行下采样,其作用是将特征图通道数增加一倍以及分辨率减半.同样地,右侧也是一个含有四层密集残差块-双线性插值结构的解码部分.其中,双线性插值用↑表示,其作用是通过对前一层特征图进行上采样而使其通道数减半,旨在实现计算复杂度的降低.而且,每一次上采样都会与来自相对应层编码部分的特征图进行拼接融合.这是因为编码部分的特征图分辨率较高,且包含较丰富的底层信息,拼接后使得网络的预测更加精准.之后,将拼接后的特征进行两次与编码部分相同的DRB处理以及一次1×1的卷积操作,得到所需特征.

2.1 密集残差块

密集残差块是一种提取GPR图像噪声的卷积神经网络.它可将输入GPR图像F_{d-1}经过密集残差块的处理后输出GPR噪声F_d.其结构如图5所示.

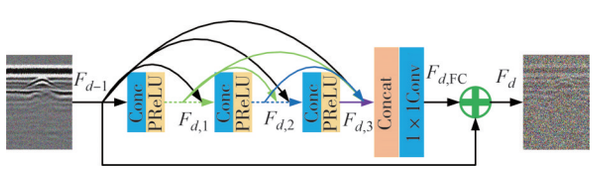


图5 密集残差块

Fig.5 Dense residual block

由图5可知,密集残差块主要由卷积(Conv)-激活函数、Concat以及1×1Conv组成.其中,卷积-激活函数结构主要用于特征提取.所用Conv的大小为3×3,在增加网络层数的同时增加了网络的非线性表达能力.激活函数的作用是引入非线性因素,提高模型的表达能力.相较于其他激活函数,PReLU激活函数具有低计算复杂度的优势,而且梯度不会趋近于零,能够增强GPR图像中噪声的提取效果.因此,本文选取PReLU为激活函数.Concat主要是对前几层的特征

进行拼接,旨在得到更丰富的特征.1×1Conv主要用于降维,以得到所需的噪声特征.

假设λ表示PReLU激活函数,$W_{d,2}$表示第2个卷积层的权重,那么第2个卷积层的输出$F_{d,2}$可表示为:

$$F_{d,2}=\lambda(W_{d,2}[F_{d-1},F_{d,1}]) \tag{2}$$

式中:$[F_{d-1},F_{d,1}]$表示将Z_0+Γ个特征图在通道维度上拼接.其中,Z_0表示输入图像$F_{d,1}$中特征图的数量;Γ表示密集残差块的增长率.以此类推,经过3个卷积层的特征提取后,将所得特征$F_{d,2}$、$F_{d,3}$和之前每一层的特征进行拼接(Concat),并经过1×1Conv降维后得到GPR图像噪声特征$F_{d,\mathrm{FC}}$.即:

$$F_{d,\mathrm{FC}}=\mathrm{Conv}_{1\times1}[F_{d-1},F_{d,1},F_{d,2},F_{d,3}] \tag{3}$$

式中:$\mathrm{Conv}_{1\times1}$代表1×1Conv.在得到噪声特征$F_{d,\mathrm{FC}}$后,将输入的F_{d-1}和$F_{d,\mathrm{FC}}$进行相加,得到当前DRB的输出为

$$F_d=F_{\mathrm{d,FC}}+F_{d-1} \tag{4}$$

2.2　去噪步骤

设无噪的GPR图像表示为x,那么一个含噪的GPR图像可表示为:

$$y=x+n \tag{5}$$

式中:n表示噪声.所谓去噪,就是如何从y中去除噪声n后得到无噪图像x.用DRDU-Net模型去除GPR图像中噪声的具体步骤如下:

1)将y作为DRDU-Net网络的输入,与n建立一种映射关系.其过程可描述为:

$$\Re[y;\ g(\cdot)]\approx n \tag{6}$$

式中:$g(\cdot)$表示模型中的特征提取过程.

2)将含噪GPR图像y经编码部分中的DRB和最大池化处理后,得到包含噪声的特征图α.也就是说,对y进行特征复用以及特征图通道数加倍、分辨率减半等处理.特征图α的提取过程可表示为:

$$\alpha=g(y)=\lambda_1(T_1y+b_1) \tag{7}$$

式中:λ_1表示编码部分的激活函数,本文选用PReLU;T_1表示编码部分核为3、步长为1的卷积;b_1是编码部分中的偏置.

3)利用解码部分的DRB对α进行特征提取和复用,之后经双线性插值的上采样将其特征图通道数减半,得到与输入图像y同等大小的纯噪声图像β,过程如式(8)所示.

$$\beta=g(\alpha)=\lambda_2(T_2\alpha+b_2) \tag{8}$$

式中:λ_2表示解码部分的激活函数,选用和编码部分相同的激活函数;T_2表示解码部分核为3、步长为1的卷积;b_2是解码部分中的偏置.

4)为了使获得的噪声图像β尽可能地接近噪声n,通常利用损失函数来评价优化模型的噪声提取性能.图像去噪中常用的损失函数是均方误差(MSE),因其具有防止过拟合与提高模型泛化能力的优势.因此,本文采用MSE来描述β与y之间的损失,即

$$L(\beta,y)=\frac{1}{2K}\sum_{l=1}^{K}\|\beta_l-n_l\|^2 \tag{9}$$

式中:K表示训练集的数量.通常,$L(\beta,y)$越小,说明模型优化后输出的噪声就越准确.

5)将步骤4)中得到的噪声图像β与y相减,便可得到去噪后的GPR图像x,即

$$x\approx y-\beta \tag{10}$$

2.3　图像去噪评价指标

为了说明所提方法的去噪效果,本文采用GPR图像去噪领域中常用的峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio,PSNR)[20]和结构相似性(Structural Similarity,SSIM)[21]对去噪前后的图像质量进行评价.其中,PSNR是通过对比去噪前后图像间的像素值来判断去噪效果;SSIM是根据图像的亮度、结构信息、对比度等指标来衡量去噪图像与原始图像的相似程度.PSNR和SSIM的数值越大就代表所提算法的去噪效果越好.

3　实验结果分析

3.1　实验环境及配置

仿真实验是基于WIN1dows0操作系统且配有一张RTX3050显卡、一个Intel Core i7-11800H处理器、32 G内存的服务器上完成.开发语言为Python,采用的深度学习框架为Pytorch 1.8,其对应的GPU版本为CUDA11.2、CUDNN8.1.

3.2　实验及其结果分析

3.2.1　WGAN-GP模拟GPR图像

用WGAN-GP模拟GPR图像时,首先将400张实地采集的GPR图像和随机噪声输入图3所示的判别器与生成器中进行训练.其中,梯度惩罚系数为10,学习率为0.000 2,批次大小设置为16,迭代次数设置为1 000.同时,为了验证WGAN-GP在生成GPR图像时的稳定性,将其与GAN、WGAN的性能进行对比,结果如图6所示.

由图6可知:经过100次迭代后,GAN和WGAN

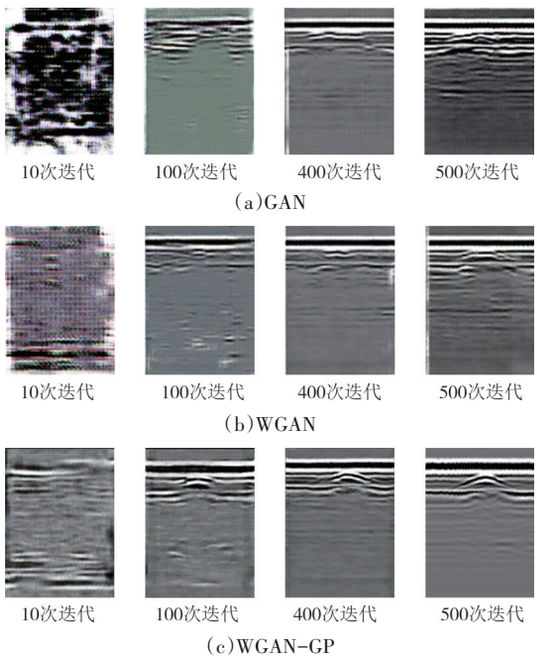


图6 不同方法在不同迭代次数下生成的GPR图像

Fig.6 GPR images generated by different methods under different iterations

模拟的图像中仍然充满噪声(即无双曲线痕迹).即使当迭代次数达到500时,GAN和WGAN生成的图像显现出了双曲线特征,但依旧含有大量噪声.而WGAN-GP模拟的图像经过100次迭代后已经出现了轻微双曲线痕迹.当迭代次数达到500时,WGAN-GP模型趋于稳定,生成了含有清晰双曲线特征的无噪GPR图像.这说明WGAN-GP在生成GPR图像时具有更好的稳定性.因此,本文选取WGAN-GP网络生成1 000张无噪GPR图像来扩充数据集.

3.2.2 DRDU-Net去噪

为了验证本文所提模型的去噪效果,首先对本文构建的2 400张无噪的GPR图像数据进行转换,将其统一为256×256的图像.之后,在图像中分别加入不同σ的高斯白噪声形成含有噪声的GPR数据集.实验时,将含有噪声的GPR数据集按8∶2的比例分为训练数据集和测试数据集进行实验.在模型训练中,批次大小设置为64,学习率为10^{-4},经过300个epochs后,损失函数趋于稳定,得到训练模型.

为了进一步验证本文方法的去噪效果,用训练好的模型对480张含噪的GPR图像进行去噪实验,并将所得结果与U-Net、BM3D方法进行了对比.其结果分别如图7~图9和表2所示.

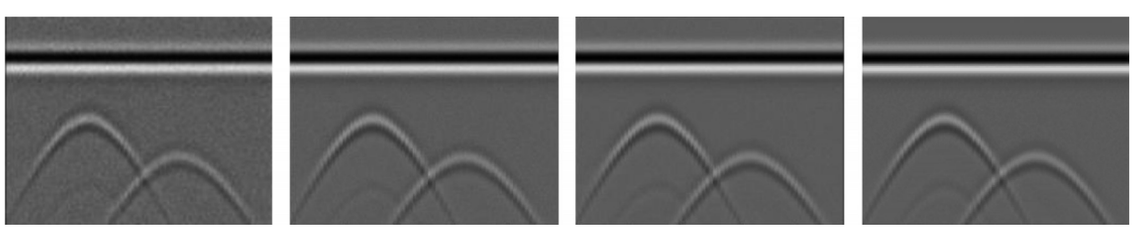


图7 不同去噪算法对含噪图像Ⅰ的去噪效果

Fig.7 Denoising effect of different denoising algorithms on image Ⅰ with noise

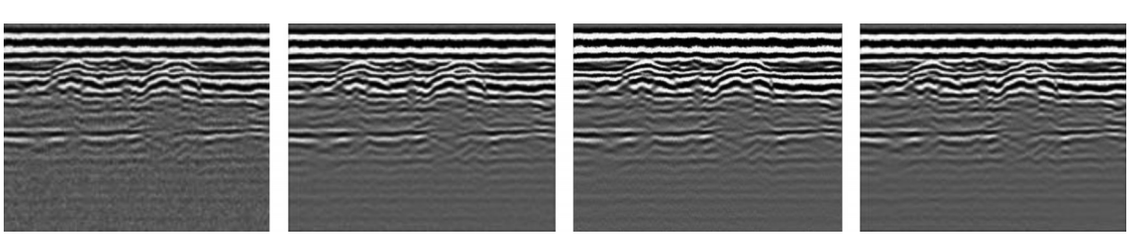
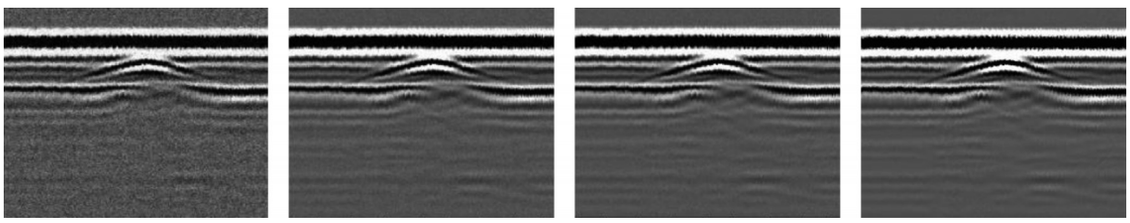


图8 不同去噪算法对含噪图像Ⅱ的去噪效果

Fig.8 Denoising effect of different denoising algorithms on image Ⅱ with noise

图7~图9为3种无噪图像中分别加入σ=30噪声时的去噪实验结果.其中,图像Ⅰ是采用FDTD方法生成的图像;图像Ⅱ是实测图像;图像Ⅲ是采用WGAN-GP方法生成的图像.生成的含有噪声的GPR图像分别如图7~图9中(a)所示,而(b)、(c)、(d)分别是采用BM3D、U-Net以及本文所提DRDU-Net方法去噪后的图像.由图7~图9可以看出,经过DRDU-Net去噪的图像,其效果明显优于其他两种算法;而且视觉方面也得到了极大的改善,近似于无噪图像.



(a)含噪图像Ⅲ　(b)BM3D　(c)U-Net　(d)DRDU-Net

图9　不同去噪算法对含噪图像Ⅲ的去噪效果

Fig.9　Denoising effect of different denoising algorithms on image Ⅲ with noise

为了能够更好地验证所提模型的去噪性能,取σ为10、20、30、40、50的含噪图像,分别用本文所提方法、U-Net、AE以及BM3D进行去噪实验,并计算不同去噪方法下的PSNR和SSIM,其结果如表3所示.

从表3中可以看出:在相同的σ下,本文所提DRDU-Net方法的PSNR和SSIM均明显优于U-Net、AE和BM3D方法.例如,对σ=20时的实测和模拟含噪图像进行处理并取平均值.本文所提方法的PSNR比U-Net和BM3D方法分别改善了约2.4 dB和6.5 dB;SSIM分别提高了约0.04和0.09.AE的PSNR和SSIM接近于U-Net,而BM3D的去噪性能最差.

表3　不同σ和去噪方法对应的性能对比

Tab.3　Performance comparison of different σ and denoising methods

σ	GPR图像	PSNR/dB				SSIM			
		BM3D	AE	U-Net	DRDU-Net	BM3D	AE	U-Net	DRDU-Net
10	实测	25.78	30.17	30.26	**32.63**	0.85	0.90	0.90	**0.93**
	模拟	25.12	28.23	28.87	**31.22**	0.80	0.86	0.87	**0.90**
20	实测	24.85	27.94	28.86	**31.32**	0.83	0.87	0.88	**0.92**
	模拟	23.66	27.12	27.81	**30.12**	0.79	0.85	0.86	**0.89**
30	实测	22.80	26.89	27.75	**29.32**	0.78	0.86	0.87	**0.91**
	模拟	21.78	26.10	26.65	**28.54**	0.76	0.85	0.85	**0.88**
40	实测	22.06	25.88	26.55	**28.46**	0.77	0.84	0.86	**0.90**
	模拟	21.23	25.41	25.45	**27.56**	0.73	0.82	0.83	**0.87**
50	实测	21.19	24.78	25.32	**28.27**	0.74	0.83	0.85	**0.89**
	模拟	20.06	24.13	23.38	**26.69**	0.71	0.81	0.81	**0.86**

将σ=10的PSNR和SSIM表示为柱状图,其结果如图10所示.由图10可以看出,本文所提DRDU-Net方法的去噪性能均优于U-Net、AE和BM3D三种方法.这是因为密集残差块具有特征复用和增加梯度的作用,并且它的引入还解决了原U-Net训练不稳定的问题.另外,在同一噪声水平下,实测图像的PSNR和SSIM均高于模拟图像,这是由于实测图像在结构和纹理等特征方面优于模拟图像的缘故.

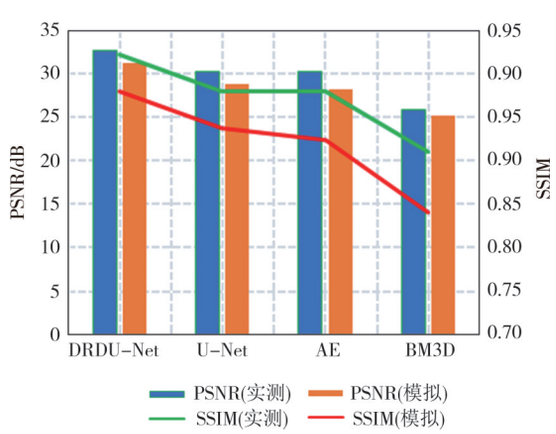


图10　不同去噪方法在σ=10的性能对比

Fig.10　Performance comparison of different denoising methods at σ=10

4　结 论

针对实地采集的GPR图像数量不足、FDTD生成的图像过于理想化,以及生成对抗网络生成图像时存在训练不稳定等问题,本文将WGAN-GP方法引入GPR图像处理中,提出用该方法生成GPR图像.同时,与FDTD以及实地采集方法相结合构建了GPR数据集.结果表明:相较于原始GAN与WGAN方法,

WGAN-GP方法具有更好的稳定性,而且生成的GPR图像更接近实地采集的图像.同时,它还解决了FDTD模拟GPR图像较单一的问题.本文还将密集残差块与U-Net相结合,提出一种基于DRDU-Net模型的GPR图像的去噪方法.该方法采用DRDU-Net模型有效地缓解了梯度消失问题.同时,加强了特征复用,使得网络训练变得更加稳定.另外,它还具有良好的收敛性.在所建数据集上的实验结果表明:与BM3D、AE和U-Net去噪方法相比,本文所提去噪方法在GPR图像去噪问题上获得了更好的效果.而且,在相同的σ下,图像的PSNR和SSIM都有明显的提高,为提高后续GPR图像智能解译的准确性奠定了良好的基础.

参考文献

[1] 张隽,赵年全,白国峰. 探地雷达检测技术与管理[M]. 长春:吉林大学出版社,2020:10-20.
ZHANG J, ZHAO N Q, BAI G F. Detection technology and management of ground penetrating radar [M]. Changchun: Jilin University Press,2020:10-20.(in Chinese)

[2] 雷建伟,方宏远,李银萍,等. 基于共形辛Euler算法的非金属地下管道精细化高效探地雷达正演模型[J]. 地球物理学报,2020,63(8):3192-3204.
LEI J W, FANG H Y, LI Y P, et al. GPR forward model of underground non-metallic pipeline based on parallel conformal symplectic Euler algorithm[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2020, 63(8): 3192-3204.(in Chinese)

[3] 刘毛毛, 刘宗辉, 周东, 等.基于改进双边滤波的GPR图像强振幅噪声压制算法[J].地球物理学进展, 2022, 37(4):1749-1756.
LIU M M, LIU Z H, ZHOU D, et al. GPR image strong amplitude noise suppression algorithm based on improved bilateral filtering[J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(4):1749-1756.(in Chinese)

[4] ZHANG L, LING T H, YU B, et al. Intensive interferences processing for GPR signal based on the wavelet transform and F-K filtering[J]. Journal of Applied Geophysics,2021,186:104273.

[5] CHENG T, JIA D D. Super-resolution reconstruction based on BM3D and compressed sensing[J]. Microscopy, 2022, 71(5):283-288.

[6] LI R H, ZHANG H Y, CHEN Z, et al. Denoising method of ground-penetrating radar signal based on independent component analysis with multifractal spectrum[J]. Measurement,2022,192:110886.

[7] LUO J B, LEI W T, HOU F F, et al. GPR B-scan image denoising via multi-scale convolutional autoencoder with data augmentation[J]. Electronics,2021,10(11):1269.

[8] FENG D S, WANG X Y, WANG X, et al. Deep convolutional denoising autoencoders with network structure optimization for the high-fidelity attenuation of random GPR noise [J]. Remote Sensing,2021,13(9):1761.

[9] GURROLA-RAMOS J, DALMAU O, ALARCÓN T. U-Net based neural network for fringe pattern denoising[J]. Optics and Lasers in Engineering,2022,149:106829.

[10] 曾宪华,李彦澄,高歌,等. 基于残差编解码器的通道自适应超声图像去噪方法[J]. 电子与信息学报,2022,44(7):2547-2558.
ZENG X H, LI Y C, GAO G, et al. Channel adaptive ultrasound image denoising method based on residual encoder-decoder networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022,44(7):2547-2558.(in Chinese)

[11] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI,USA: IEEE,2017:2261-2269.

[12] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Identity mappings in deep residual networks[M]//LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing,2016:630-645.

[13] CUI F, CHEN Y, ZHANG Y Q, et al. Research on application of ground penetrating radar array method based on plane beam signal in different geological models [J]. Acta Geophysica, 2021, 69(6):2241-2260.

[14] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM,2020,63(11):139-144.

[15] BROCKNER B, DOWDY J L, ANDERSON D T, et al. Generative adversarial networks for ground penetrating radar in hand held explosive hazard detection[C]//Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XXIII. April 15-19, 2018. Orlando, USA: SPIE, 2018, 10628: 306-323.

[16] GIZZI F T, LEUCCI G. Global research patterns on ground penetrating radar (GPR) [J]. Surveys in Geophysics, 2018, 39(6):1039-1068.

[17] QIN H, ZHANG D H, TANG Y, et al. Automatic recognition of tunnel lining elements from GPR images using deep convolutional networks with data augmentation[J]. Automation in Construction, 2021,130:103830.

[18] WEI X, GONG B Q, LIU Z X, et al. Improving the improved training of wasserstein GANs: a Consistency Term and Its Dual Effect[J].2018.

[19] ZHANG Y L, TIAN Y P, KONG Y, et al. Residual dense network for image super-resolution [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018. Salt Lake City, UT: IEEE, 2018:2472-2481.

[20] 邬开俊, 丁元. 宽型自注意力融合密集型残差网络的图像去雾[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2023,50(08):13-22.
WU K J, DING Y. Wide self-attention mechanism fusion dense residual network image[J]. Journal of Hunan University (Natural Science),2023,50(08):13-22.(in Chinese)

[21] 赵小强,李希尧. 基于信息蒸馏级联伸缩网络的图像超分辨率重建[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2023,50(8):52-61.
ZHAO X Q, LI X Y. Image super-resolution reconstruction based on information distillation cascade expansion and compression network [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023,50(8):52-61.(in Chinese)