

文章编号:1006-9941(2024)05-0545-09

## 基于深度学习的PBX裂纹像素级识别方法

吕亮亮<sup>1,2</sup>,张伟斌<sup>1</sup>,李公平<sup>2</sup>,潘小东<sup>2</sup>,张才鑫<sup>1</sup>,杨亚飞<sup>1</sup>,张 催<sup>1</sup>

(1. 中国工程物理研究院化工材料研究所, 四川 绵阳 621999; 2. 兰州大学核科学与技术学院, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 高聚物粘结炸药(Polymer Bonded Explosive, PBX)内部裂纹对其性能及可靠性具有明显影响,裂纹的精确识别是PBX内部质量检测的关键。针对PBX内部裂纹识别,基于U-Net和SegNet两种像素级图像识别网络,建立了5种深度学习网络,对比研究了网络连接方式和预训练模型对裂纹识别的影响。基于CT获取的PBX裂纹图建立了数据集,对5种网络进行了训练,采用准确率(A)、F1值( $F_1$ )和平均交并比(MIoU)指标对网络进行了评估,在此基础上选择细节识别性能最优的网络用于PBX裂纹的识别和量化分析。结果表明,针对裂纹像素级识别,U-Net型网络优于Seg-Net型网络,网络中Concatenate操作比Pooling Indices操作保留更多图像细节信息,采用预训练模型MobileNet和ResNet可以提高网络训练速度,但导致其裂纹像素级识别性能降低。利用建立的识别方法开展PBX裂纹识别研究,实现了对PBX裂纹的像素级识别,裂纹检出率0.9570,单像素识别准确率为0.9936,MIoU为0.9873,相对裂纹面积为0.7585。

**关键词:** 高聚物粘结炸药(PBX);CT图像;深度学习;像素级裂纹识别

中图分类号: TJ55;TP18

文献标志码: A

DOI:10.11943/CJEM2023212

## 0 引言

高聚物粘结炸药(Polymer Bonded Explosive, PBX)是由炸药晶体和粘结剂等形成的复合炸药,内部结构具有颗粒高度填充和非均相等特征<sup>[1-2]</sup>。PBX制造和储存过程中有可能产生微裂纹、微空隙等初始损伤,在复杂的服役环境条件下,PBX将承受多种载荷作用,初始损伤将进一步扩展<sup>[3-5]</sup>。裂纹将导致PBX的力学性能显著降低<sup>[6-7]</sup>,并影响其爆轰性能,裂纹的精确识别和量化表征是保证PBX质量和性能的重要支撑。

传统的裂纹识别方法主要基于图像处理,包括阈值分割、边缘检测和基于相位一致性等算法,其中阈值分割算法常采用最大类间方差法(Otsu方法),适用于灰度值差异明显、灰度直方图呈现出明显双峰或多峰

分布的图像<sup>[8]</sup>;边缘检测算法对于裂纹边缘识别能力较强,但易将边缘信息较强的噪声识别成裂纹,且针对不同类型图像数据需要采用不同的边缘检测算法<sup>[9]</sup>;基于相位一致性(Phase Congruency, PC)的边缘检测算法可以降低暗视野和低对比度对检测的影响,实现CT图像中的裂纹检测,但计算量相对较大<sup>[10]</sup>。可见,传统算法可以实现裂纹的分割或识别,但泛化能力较弱,识别精度和抗噪特性有待提高。

近年来,深度学习算法因为其具有自主学习、高效和智能识别等特点,深刻影响着裂纹识别算法的革新<sup>[11]</sup>。起初,利用深度学习方法实现对裂纹的分类和定性检测<sup>[12]</sup>。Girshick等<sup>[13]</sup>基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)提出了一种新的网络R-CNN,首次实现了基于深度学习的目标检测,后续发展出许多基于R-CNN的网络模型,比如Faster R-CNN<sup>[14]</sup>和Mask R-CNN<sup>[15]</sup>等,缩短检测时间的同时提高识别精度。常<sup>[16]</sup>和朱<sup>[17]</sup>等基于Faster R-CNN分别实现了在CT图像缺陷检测和铝材表面缺陷检测中的应用,但研究目标为定性检测,暂未实现缺陷分割及量化表征。目前常用于缺陷像素级分割的深度学习网络结构可分为编码网络(Encoder Network, EN)和解

收稿日期:2023-10-09;修回日期:2023-10-31

网络出版日期:2023-12-12

基金项目:国家自然科学基金资助(12105267)

作者简介:吕亮亮(1998-),男,博士研究生,主要从事CT成像及图像识别研究。e-mail:lvll20@lzu.edu.cn

通信联系人:张催(1990-),男,高级工程师,主要从事含能材料先进X射线CT检测与表征技术研究。e-mail:zhangcui@caep.cn

引用本文:吕亮亮,张伟斌,李公平,等. 基于深度学习的PBX裂纹像素级识别方法[J]. 含能材料,2024,32(5):545-553.

LV Liang-liang, ZHANG Wei-bin, LI Gong-ping, et al. PBX Crack Pixel Level Recognition Method based on Deep Learning[J]. Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao), 2024, 32(5):545-553.

码网络(Decoder Network, DN),其中EN用于提取特征信息, DN则利用特征信息进行分类,如 Badrinsynan等<sup>[18]</sup>提出的 SegNet网络采用池化索引(Pooling Indices)方法获取网络中EN的关键特征,实现像素级的语义分割。Ronneberger等人<sup>[19]</sup>提出了U-Net网络,该网络采用Concatenate结构将EN每层特征信息传递给DN对应输出层,可以保留图像中的细节信息,实现像素级分割。基于U-Net网络优异的细节识别能力,Dais等<sup>[20]</sup>利用U-Net网络结合迁移学习,实现了对砖石图像中裂纹的智能识别。基于EN-DN的深度学习网络已经在混凝土和砖石等裂纹精细分割中得到应用<sup>[20-22]</sup>,但将深度学习应用于PBX裂纹识别及量化分析的研究鲜见报道,PBX裂纹的精确识别和量化分析为PBX性能及可靠性的精准评估提供了重要支撑。

本研究针对PBX裂纹像素级识别需求,构建了5种深度学习网络,研究了网络连接方式及预训练模型(ResNet<sup>[23]</sup>和MobileNet<sup>[24]</sup>)对裂纹识别性能的影响。基于性能最优的网络建立了PBX裂纹像素级识别方法,实现了对PBX裂纹像素级识别和量化分析,与Otsu和PC等传统方法的对比结果表明本研究方法具有更优的裂纹识别及量化表征能力。

## 1 基于深度学习的裂纹识别方法

### 1.1 原理和方法

基于深度学习的识别方法结构可细分为编码网络(Encoder Network, EN)和解码网络(Decoder Network, DN)两部分,EN用于提取和学习不同层级的特征, DN利用学习到的特征对图像中每一个像素点进行分割,实现裂纹和本底的像素级识别。EN由多次卷积(Conv)、批量归一化(Batch Normalization)、激活(Activation)和池化(Pooling)等操作组成, DN则由多次上采样(Upsampling)、卷积(Conv)、批量归一化(Batch Normalization)和激活(Activation)等操作组

成,形成层级结构。其中,卷积操作获取图像特征信息,批量归一化使得数据灰度值保持在0~1的范围,防止梯度扩散而无法进行权值更新。激活函数实现不同的非线性操作,使得整个深度学习网络近似为一个非线性的通用函数逼近器<sup>[25]</sup>,从而解决复杂的分割问题。池化操作保留关键信息的同时减小中间数据空间大小,提高运算速度,为继续增加网络深度提供便利,通常采用最大池化(Max Pooling)操作。上述采样操作将特征信息进行整合并增加图像尺寸,最终使得输入与输出图像尺寸一致。EN和DN同一层级之间相互传递信息,常用的信息传递方式有Pooling Indices操作和Concatenate等操作。Pooling Indices操作会保留EN中不同层级的池化信息的位置,然后传递给DN对应层级,而Concatenate操作则将EN中不同层级的特征信息直接传递给DN对应层级,保留更多细节信息。本研究建立的PBX裂纹像素级识别方法基本结构见图1,输入为PBX裂纹CT图,输出为PBX裂纹识别结果图。

### 1.2 PBX裂纹像素级识别网络

针对PBX的裂纹识别和量化分析,研究网络不同连接方式和预训练模型对PBX裂纹识别的影响,识别网络分别采用Concatenate和Pooling Indices连接方式形成U-Net<sup>[19]</sup>型和SegNet<sup>[18]</sup>型网络,基于这两种网络类型和两个预训练模型MobileNet和ResNet,共设计出U1、S1、U2、U3和E-D等5种深度学习网络,5种网络的结构示意如图2所示。U1网络如图2a所示,基于U-Net网络建立,对卷积层的步长和填充方式进行修改,使得输入图像和输出图像大小一致,EN和DN采用Concatenate操作连接,同时简化网络层数,保证性能的前提下降低训练成本。S1网络基于SegNet网络搭建,如图2b所示,通过Pooling Indices操作连接EN和DN。为了对比U1和S1网络,设计一种不含Concatenate操作和Pooling Indices操作的E-D网

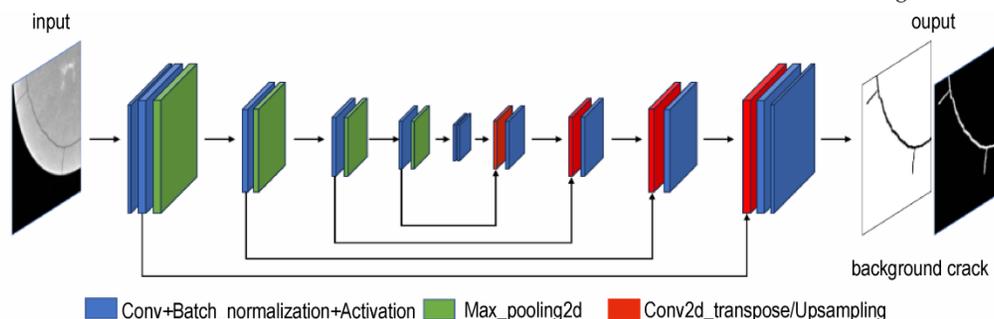


图1 基于深度学习的裂纹像素级识别方法

Fig.1 Deep learning-based method for pixel-level crack recognition

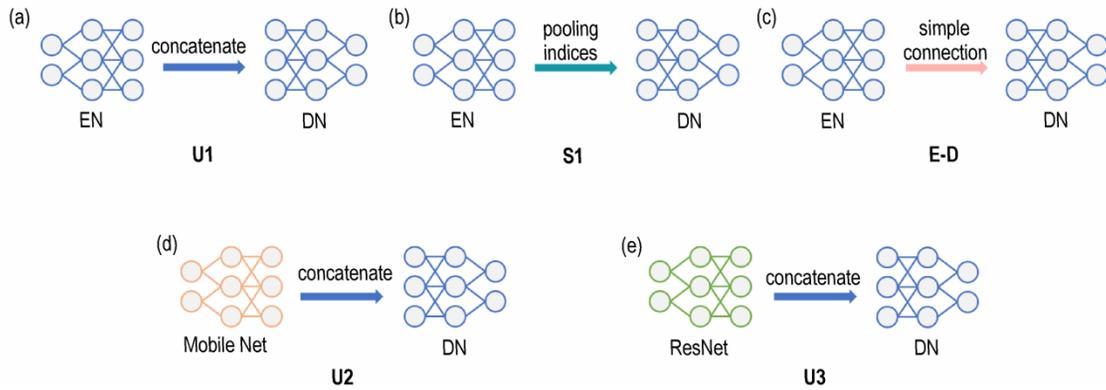


图2 5种深度学习网络示意图

Fig.2 Schematic diagram of five deep learning networks

网络,如图2c所示,该网络只有EN和DN的最深层进行信息传递,其他对应层间无信息传递。为了检验预训练模型对裂纹识别的训练效果,EN分别采用预训练模型 MobileNet 和 ResNet,建立另外两种网络 U2 和 U3,分别如图2d和图2e所示,网络采用 Concatenate 操作,将预训练模型学习到的特征信息传递到DN的对应层,此外网络在DN中采用了自定义的上采样(Upsampling)函数,函数中包含卷积转置(Conv2DTranspose)和Relu函数激活层等结构。

1.3 PBX 裂纹识别性能评价参数

本研究采用准确率(Accuracy, A)、F1值(F1 score,  $F_1$ )和平均交并比(Mean Intersection over Union,  $MIoU$ )等评价标准<sup>[18, 20]</sup>对5种网络的训练结果进行评价。其中A和 $F_1$ 用于评估图像中像素点的分类情况。

A反映裂纹识别为裂纹和背景识别为背景的准确情况,值越大,说明分类的准确性越高,计算公式如式(1):

$$A = \frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + T_N + F_N} \quad (1)$$

式中, $T_p$ 表示裂纹像素点识别为裂纹的数量, $F_p$ 表示背景像素点识别为裂纹的数量, $T_N$ 表示背景像素点中识别为背景的数量, $F_N$ 表示裂纹像素点识别成背景的数量。

$F_1$ 是用来衡量识别精确率的指标,反映裂纹被误判或裂纹被漏判的情况,值越大,说明裂纹被误判或被漏判的情况越小,计算公式如式(2):

$$F_1 = \frac{2T_p}{2T_p + F_N + F_p} \quad (2)$$

$MIoU$ 则是一种语义分割的标准度量,计算所有类别交集和并集之比的平均值,反映图像中像素的所

有类别平均分割情况,即图像的精确分割精度,计算公式如式(3):

$$MIoU = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{T_p}{F_N + F_p + T_p} \quad (3)$$

式中, $k$ 表示图像中像素点的类别数。

PBX 裂纹像素级识别结果可以细分为裂纹分类结果和裂纹分割结果。因此,需要从分类性能和分割性能两个角度进行精确评价。本研究定义裂纹检出率(Crack Detection Rate,  $CDR$ )和图像分类准确率(Accuracy of Image,  $AoI$ )用于宏观层面评价网络对PBX裂纹CT图像的识别效果,采用A、 $MIoU$ 和定义的裂纹相对面积(Relative Crack Area,  $RCA$ )指标评判裂纹的像素级分割效果。

$CDR$ 表示测试集中裂纹图像的检出效果,定义为所有裂纹图片中被检出的裂纹图片的占比情况,因此计算公式如式(4):

$$CDR = \frac{T_{p_{img}}}{T_{p_{img}} + F_{N_{img}}} \quad (4)$$

式中, $T_{p_{img}}$ 表示裂纹图像识别为裂纹图像的数量, $F_{N_{img}}$ 表示裂纹图像识别为背景图像的数量,可以看出裂纹检出率是从图像整体的角度反映裂纹识别方法对裂纹的检测效果。

$AoI$ 反映裂纹图像识别为裂纹图像,无裂纹图像识别为无裂纹图像的准确分类情况,值越大,说明分类的准确性越高,图像误分类的情况越少。 $AoI$ 与A类似,A表示的是像素分类的准确率,而 $AoI$ 则表示图像分类的准确率,因此公式类似, $AoI$ 计算公式如式(5):

$$AoI = \frac{T_{p_{img}} + T_{N_{img}}}{T_{p_{img}} + F_{p_{img}} + T_{N_{img}} + F_{N_{img}}} \quad (5)$$

式中, $T_{N_{img}}$ 表示背景图像识别为背景图像的数量, $F_{p_{img}}$

表示背景图像识别为裂纹图像的数量。

$RCA$ 是识别裂纹面积与裂纹真值面积之比,即以真值图的裂纹面积为标准,计算得到识别裂纹的相对面积,定量表示不同裂纹识别方法的裂纹面积定量识别情况。 $RCA$ 越接近1,则说明识别得到的裂纹面积越接近真实值。计算公式如式(6):

$$RCA = \frac{1}{N} \sum_i \frac{S_p}{S_t} = \frac{1}{N} \sum_i \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (6)$$

式中, $N$ 表示测试集中图像数目, $S_p$ 表示每张图像的识别裂纹面积, $S_t$ 表示对应图像的真实裂纹面积。

## 2 实验部分

### 2.1 PBX 样品 CT 成像实验

本研究实验样品为 TATB 基 PBX 小半球样品,共

计4发。

利用天津三英精密公司 NanoVoxel 9100 型号 X 射线显微 CT 成像系统对样品进行三维成像,CT 成像参数为管电压 70 kV,管电流 140  $\mu$ A,采集角度 360 度,投影角度数 1080,单幅曝光时间 0.3 s。三维 CT 图像大小为 1024 $\times$ 1024 $\times$ 1024,图像像素尺寸为 14.32  $\mu$ m,共得到 PBX 二维 CT 切片 3485 张,图像大小为 1024 $\times$ 1024。

### 2.2 PBX 数据集

将实验所得的 CT 切片进行筛选,得到含有裂纹的 PBX 二维 CT 图像集,并与通过文献搜集得到的 CT 裂纹图像<sup>[7]</sup>统一裁剪为 256 $\times$ 256,建立 PBX 裂纹图像数据集。数据集中共有 11555 张图像,其中 9055 张用于网络的训练和验证,2500 张用于网络的测试,数据集中部分 PBX 裂纹 CT 图像如图 3 所示,图中第 1 行左数第 6 幅图为文献中的图像<sup>[7]</sup>,其余为实验所得图像。

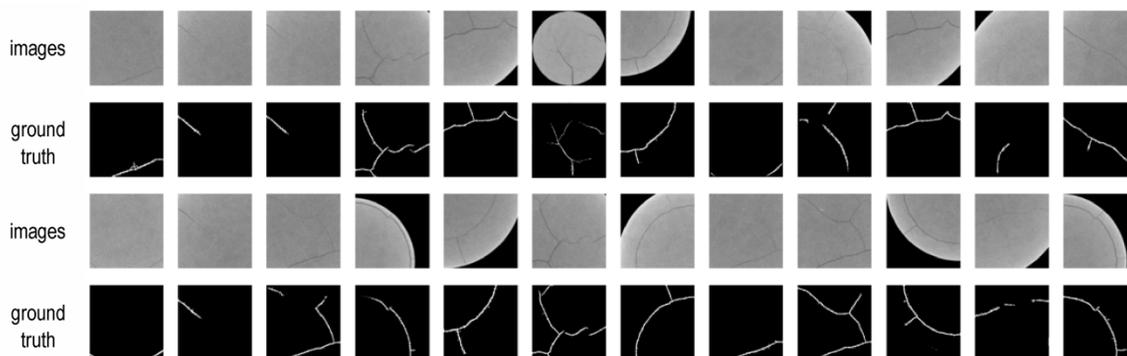


图3 PBX 裂纹数据集部分样本

Fig.3 Some samples in PBX crack dataset

### 2.3 网络训练

网络搭建和训练采用 Tensorflow2.0 深度学习框架,相应的数据分析程序基于 Python 语言编写,计算机配置为 Intel(R) Xeon(R) Gold 6146 CPU@3.20 GHz 处理器 2 颗,NVIDA GeForce RTX 3090 显卡。训练过程中,卷积部分使用 Relu 激活函数<sup>[26]</sup>,分类层(输出层)采用 Softmax 函数<sup>[19]</sup>,该函数通过指数运算,增加裂纹和背景两种类别的区分度,易于确定每个像素点所属类别。采用交叉熵损失函数(Cross Entropy Loss, CEL)<sup>[19]</sup>计算每次训练的损失值,梯度优化算法采用 Adam 函数<sup>[27]</sup>。使用实验中建立的 PBX 裂纹数据集对 5 种网络进行训练,并对其结果进行对比分析。

## 3 结果与讨论

### 3.1 网络性能对比

本研究共建立 U1、S1、U2、U3 和 E-D 等 5 种网络,

用于研究网络连接方式和预训练模型对 PBX 裂纹识别的影响。其中 U1 和 S1 采用不同的连接方式,E-D 作为对照组,因此 U1、S1 和 E-D 等 3 种网络用于研究不同网络连接方式对 PBX 裂纹识别性能的影响;U1、U2 和 U3 网络结构一致,只是 EN 不同,用于对比预训练模型对 PBX 裂纹识别的影响,5 种网络针对 PBX 内部裂纹的训练结果如表 1 所示。

表 1 中的 U1、S1 和 E-D 三种网络对比结果,可以看出除  $MIoU$  值外,用于评价分类能力的  $A$  和  $F_1$  指标性能差别不大,说明当识别种类较少时,如本研究的 PBX 裂纹识别,只需识别出 PBX 的裂纹和背景,即使网络中未采用较为复杂的连接操作(如 E-D 网络),仍有较好的分类能力。U1 的  $MIoU$  值(0.9720)显著高于 S1(0.4281),说明 U1 网络对 PBX 裂纹像素的分割能力优于 S1,这是因为 U1 网络采用的 Concatenate 操作相比于 S1 的 Pooling Indices 操作能够保留更多图像

的细节信息,有助于更高精度的分割。U1和S1的MIoU值均优于E-D的0.3300,说明采用一定的连接方式将EN每一层的特征信息传递给DN,有助于提升网络的像素级分割能力。

U1、U2和U3进行对比,三者的分类能力相近,但U2和U3的MIoU值小于U1,这是因为U2和U3采用

表 1 5种网络得到的PBX裂纹识别性能对比

Table 1 Comparison of PBX crack identification performance obtained by five networks

Model	A	F <sub>1</sub>	MIoU	train time / s
U1	0.9858	0.9858	0.9720	227
S1	0.9934	0.9934	0.4281	157
U2	0.9954	0.9954	0.2570	90
U3	0.9885	0.9885	0.2500	86
E-D	0.9887	0.9887	0.3300	170

Note: A is classification accuracy, F<sub>1</sub> is F1 score, MIoU is mean intersection over union, Train time is the time required for each epoch of the model training.

的预训练模型中大部分参数固定,可训练参数较少,即使增加训练次数,网络的分割能力难以进一步提升,无法达到U1的水平。但由于参数固定,使得U2和U3的单步训练时间(90 s和86 s)优于U1(227 s),表明在识别精度要求相对较低的应用场景,采用预训练模型可以提高训练速度。

总体而言,U1的MIoU值显著优于其他4种网络,MIoU指标作为分割能力的判断指标,体现着网络对PBX裂纹精细分割的能力,针对本研究PBX裂纹精细识别和量化分析的需求,选择MIoU指标突出的U1网络开展后续研究。在U1网络训练过程中通过对比不同网络层数和通道数等因素对PBX裂纹识别效果的影响,确定了U1网络最优结构,如图4所示,EN和DN均有5层结构,网络中卷积核尺寸为3×3,网络中选取的通道数依次为64、128、256、512和1024,每一层具体的通道数如图中每一层特征图上方的数字所示,每层特征图侧边的数字代表特征图尺寸。

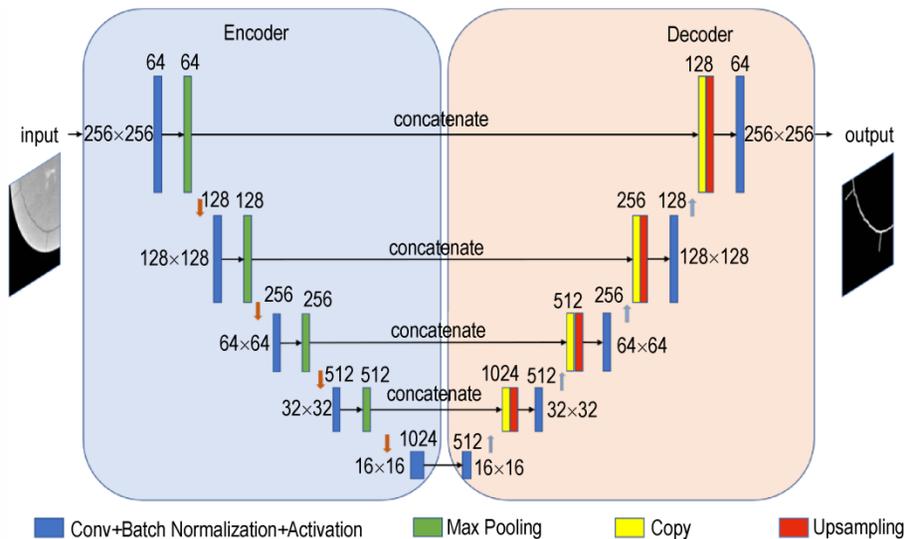


图 4 U1网络结构

Fig.4 Network structure of U1

### 3.2 基于U1网络的PBX裂纹识别

#### 3.2.1 PBX裂纹识别

利用U1网络对测试集中的图片进行裂纹识别,验证网络对PBX的裂纹识别能力,PBX裂纹识别结果如图5所示,图5a~5e分别为PBX裂纹CT图、真值图、Otsu方法识别结果图、PC方法识别结果图和U1识别结果图。由图5a可以看出PBX裂纹CT图片整体存在一定程度的灰度不均匀性,PBX裂纹纹路较为清晰,分支裂纹较少。图5c中第1张和第6张图像中含有较多误识别为裂纹的像素点,表明传统的Otsu方法由于采

用单一分割阈值,对于裂纹清晰度较差的图像难以实现裂纹和背景的精确分割。图5d表明PC方法与Otsu方法相比,识别结果中误识别像素点较少,这是因为PC方法通过对比相位信息获取裂纹,降低了图像灰度不均匀性的影响,但该方法对噪声较为敏感,易将部分噪声识别为裂纹,如图5d中第1张和第6张图像所示。图5e可看出大部分裂纹均被识别出,并且图像中噪点(亮点)较少,即U1方法误识别为裂纹的像素点较少,识别结果优于Otsu和PC方法。

表2给出了Otsu、PC和U1三种方法对裂纹识别

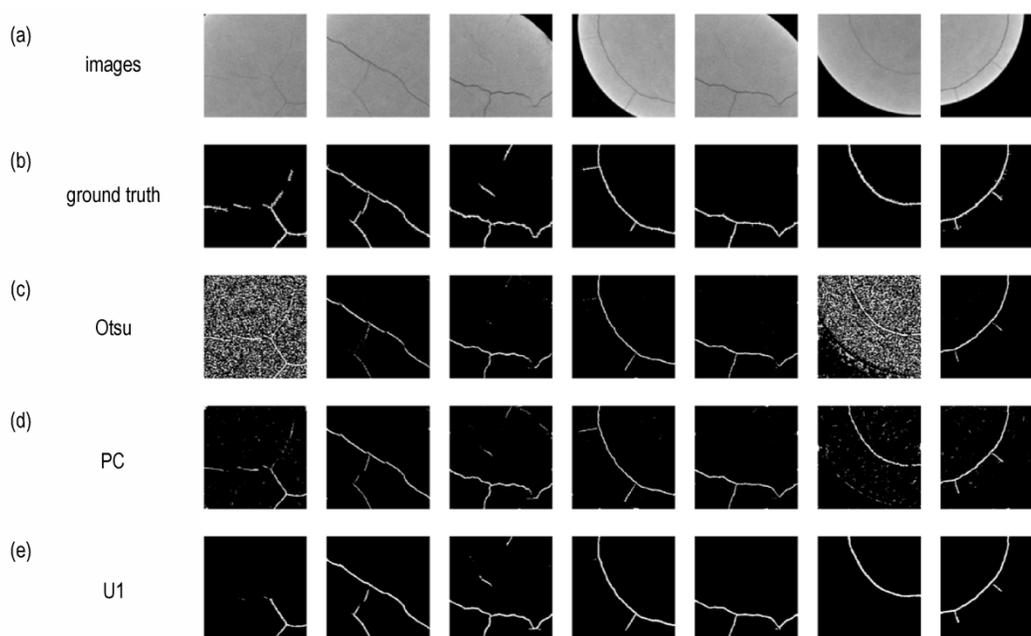


图5 不同裂纹识别方法对PBX裂纹识别结果

Fig.5 Recognition results of PBX crack with different crack recognition methods

表2 U1与传统模型性能对比

Table 2 Performance comparison between U1 and traditional model

method	<i>CDR</i>	<i>AoI</i>	<i>A</i>	<i>MIoU</i>	<i>RCA</i>
Otsu	0.9605	0.7684	0.7971	0.6882	42.2368
PC	0.9990	0.7992	0.9811	0.9633	4.1578
U1	0.9570	0.9656	0.9936	0.9873	0.7585

Note: *CDR* is crack detection rate, *AoI* is classification accuracy of the image, *A* is classification accuracy, *MIoU* is mean intersection over union, *RCA* is relative crack area.

结果的定量对比,其中Otsu和PC的*CDR*值分别为0.9605和0.9990,高于U1的0.9570,表明Otsu和PC的裂纹检出率更优,但需要指出的是Otsu和PC均存在将背景像素误识别为裂纹像素的情况,这使得*CDR*增加的同时,识别准确性显著降低,即Otsu和PC的*AoI*(0.7684和0.7992)值明显低于U1(0.9656),表明U1对裂纹图像的识别准确性显著优于传统识别方法。在像素级识别层面,U1的*A*、*MIoU*和*RCA*均明显优于两种传统方法,U1的*A*值高,表明U1方法正确将裂纹像素识别为裂纹,背景像素识别为背景的能力优于其他方法,即U1方法的像素分类能力优于传统方法。U1的*MIoU*值高则表明U1方法识别结果与真值图相近,即U1方法的像素分割能力优于传统方法Otsu和PC。U1的*RCA*为0.7585,最接近1,表明相比于传统方法,深度学习网络随着网络层数增加,不再局限于图像的灰度和纹理等信息,可以逐渐提取图像中更为高

级的特征信息<sup>[28-29]</sup>,从而实现更为优异的裂纹面积定量识别效果。Otsu的*RCA*(42.2368)值与PC的*RCA*(4.1578)均明显大于1,表明以上2种方法将大量背景像素识别为裂纹像素,与图5c和图5d显示的结果一致。综上所述,U1的主要指标均明显优于传统图像分割方法,PBX裂纹像素级识别能力显著提升。

### 3.2.2 PBX精细裂纹识别和量化分析

为进一步验证U1网络的PBX精细裂纹识别能力,对一些含有细微分支裂纹的PBX裂纹图进行识别,识别结果如图6所示。由图6a可以看出此类PBX裂纹具有分支较多、裂纹宽度较窄和部分裂纹灰度与背景灰度差异较小等特点,图6c中Otsu方法识别出的裂纹长度较短且部分细微裂纹无法识别出,说明Otsu方法对于这种含有细微分支裂纹且灰度变化不明显的CT图像,难以选择合适的阈值实现裂纹和背景的准确分割。图6d展示PC方法的识别结果,可以看到裂纹均被识别出,但存在较多将背景像素误识别为裂纹像素的情况。图6e给出U1网络识别结果,与Otsu方法相比,被清晰识别出的精细裂纹显著增加,与PC方法相比,背景像素误识别为裂纹像素的情况明显减少。

对图6中裂纹的宽度信息进行计算,并与Otsu和PC等传统方法进行对比,对比结果如图7所示,图7中数字对应每条裂纹的最大像素宽度,图7a~7e分别为PBX细微裂纹CT图、PBX细微裂纹真值图、Otsu结果图、PC结果图和U1结果图。图7c可看出Otsu方法

所得裂纹的宽度小于真实的裂纹宽度,图7d则表明PC方法所得裂纹的宽度大于真实裂纹,并且背景误识别为裂纹的情况较多,图7e给出U1网络得到的裂纹宽度信息,相比于Otsu和PC,U1所得裂纹宽度与真值图的裂纹宽度最为接近。

表3给出Otsu、PC和U1等方法对细微裂纹识别的A、MIOU、RCA和裂纹的平均相对宽度(Mean Relative Width, MRW)等信息,其中PC方法对噪声比较

敏感,出现误识别为裂纹的像素点,导致A和MIOU较差,误识别为裂纹的像素点同时又增加了裂纹的面积和宽度,即PC方法的RCA和MRW大于1。U1网络各项指标均最优,其中U1的RCA(0.8367)和MRW(1.0172)明显优于PC方法和Otsu方法,最接近1。综上所述,对于PBX细微裂纹的识别和量化表征,U1优于Otsu和PC方法,突出了U1网络对PBX细微裂纹识别的独特优势。

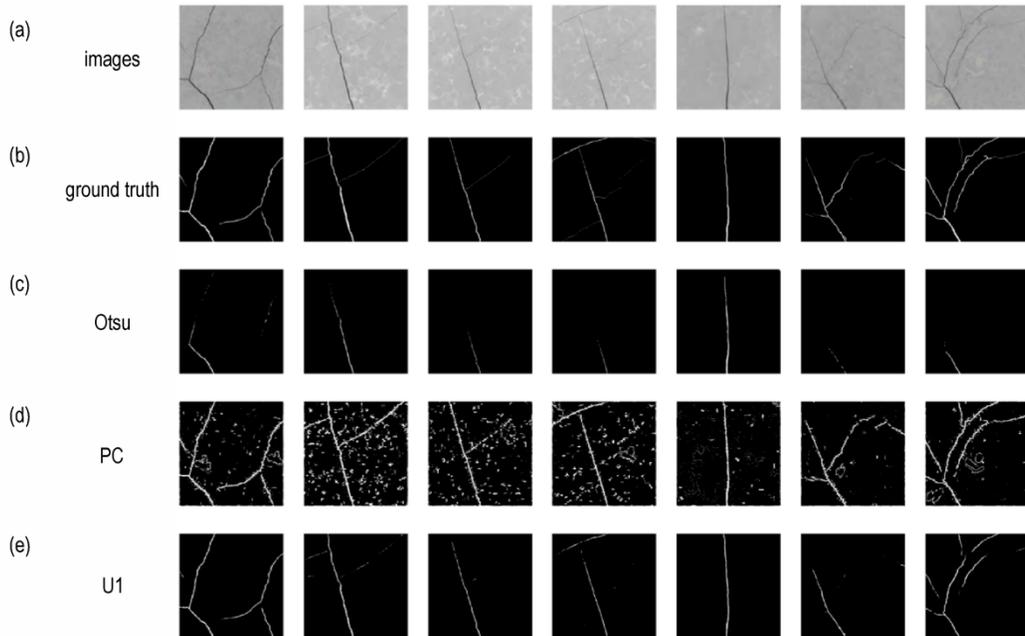


图6 不同裂纹识别方法对PBX细微分支裂纹识别结果

Fig.6 Recognition results of PBX subtle branch cracks using various methods

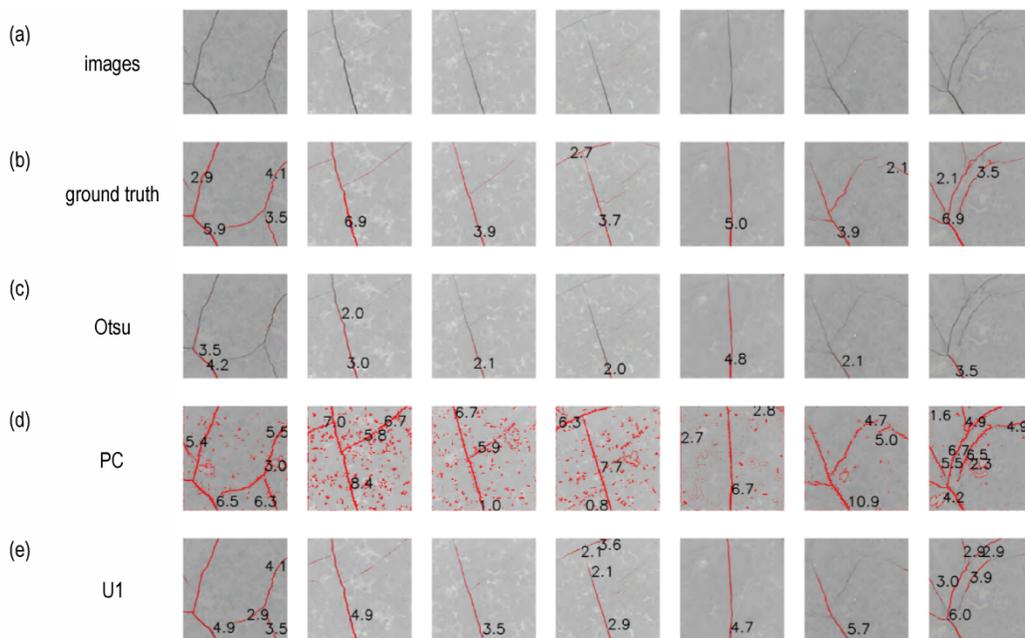


图7 不同方法对PBX细微分支裂纹宽度信息识别结果

Fig.7 Results of different methods on the crack width of PBX minor branches

表 3 细微裂纹识别性能对比

Table 3 Comparison of fine crack recognition performance

method	A	MIoU	RCA	MRW
Otsu	0.9899	0.9800	0.2837	0.6867
PC	0.9486	0.9028	5.4274	1.3168
U1	0.9935	0.9871	0.8367	1.0172

Note: A is classification accuracy, MIoU is mean intersection over union, RCA is relative crack area, MRW is mean relative width of crack.

U1 与文献[12, 20–22]基于深度学习开展裂纹检测的研究相比,除了实现裂纹的识别和精确分割,本研究专门针对 PBX 裂纹,进一步计算了裂纹的相对面积(RCA)和裂纹的平均相对宽度(MRW),对裂纹进行了量化表征,深入研究了深度学习网络对裂纹的定量分析能力,同时将 Otsu 和 PC 等传统方法用于 PBX 的裂纹识别,通过对比 U1 网络与传统方法的识别结果,证明了本研究建立的 U1 网络裂纹识别和定量分析能力均表现突出。

## 4 结论

搭建 5 种深度学习网络,研究了网络连接方式和预训练模型对 PBX 裂纹识别性能的影响,在此基础上选用性能突出的 U1 网络进一步对 PBX 裂纹 CT 数据集进行测试,实现了 PBX 裂纹像素级识别和定量分析。研究结果表明:

(1) 针对 PBX 裂纹像素级识别, U-Net 型的网络 U1 优于 SegNet 型的网络 S1。对于裂纹像素点分割, Concatenate 操作保留了更多细节信息,优于 Pooling Indices 操作。采用预训练模型 MobileNet 和 ResNet 可以提高网络训练速度,但导致识别性能降低。

(2) 基于 U1 网络和 PBX 裂纹 CT 数据集训练的裂纹像素级识别网络,成功实现了 PBX 裂纹的像素级识别和量化表征,裂纹的识别准确度(0.9936)和像素级分割性能(0.9873)均优于传统方法,提高了裂纹的精确识别能力。

(3) 对于 PBX 的细微分支裂纹,与传统方法相比,裂纹宽度(MRW 为 1.0172)接近真值,各项指标优于传统方法,具有优异的细微裂纹识别能力。后续基于深度学习方法继续开展工作,有望进一步提高裂纹精确识别和量化表征能力。

### 参考文献:

- [1] GUO H, LUO J, SHI P, et al. Research on the fracture behavior of PBX under static tension [J]. *Defence Technology*, 2014, 10(2): 154–160.
- [2] TOURNE M. Developments in explosives characterization and detection[J]. *Journal of Forensic Research*, 2014, s12: 1–10.
- [3] DRODGE D R, WILLIAMSON D M. Understanding damage in polymer-bonded explosive composites[J]. *Journal of Materials Science*, 2016, 51(2): 668–679.
- [4] 梁华琼, 雍炼, 唐常良, 等. RDX 为基的 PBX 炸药压制过程损伤形成研究[J]. *含能材料*, 2009, 17(6): 713–716.
- [5] LIANG Hua-qiong, YONG Lian, TANG Chang-liang, et al. Pressing damage of RDX-based polymer bonded explosive[J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2009, 17(6): 713–716.
- [6] 张伟斌, 李敬明, 杨雪海, 等. TATB 颗粒温压成形 PBX 的初始微观损伤[J]. *含能材料*, 2015, 23(2): 202–204.
- [7] ZHANG Wei-bin, LI Jing-ming, YANG Xue-hai, et al. Initial mesoscopic damage of TATB based PBX pressed by warm compaction [J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2015, 23(2): 202–204.
- [8] 张韬, 宗和厚, 陈华, 等. 高聚物黏结炸药 CT 图像像素级裂纹识别方法研究[J]. *含能材料*, 2020, 28(5): 442–448.
- [9] ZHANG Tao, ZONG He-hou, CHEN Hua, et al. Research on pixel-level crack extraction method for CT images of polymer bonded explosives [J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2020, 28(5): 442–448.
- [10] 杨存丰, 田勇, 张伟斌, 等. 基于 X 射线显微 CT 的 PBX 热冲击损伤特征[J]. *含能材料*, 2022, 30(9): 959–965.
- [11] YANG Cun-feng, TIAN Yong, ZHANG Wei-bin, et al. Thermal shock damage characteristics of polymer bonded explosive based on X-ray micro-computed tomography [J]. *Chinese Journal of Energetic Materials (Hanneng Cailiao)*, 2022, 30(9): 959–965.
- [12] VATS I. Otsu image segmentation algorithm: A review [J]. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 2007, 5(6): 11945–11948.
- [13] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986(6): 679–698.
- [14] DENG X, ZUO F, LI H. Cracks detection using iterative phase congruency [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2018, 60(7): 1065–1080.
- [15] 彭建盛, 李涛涛, 侯雅茹, 等. 基于机器学习的裂纹识别研究现状及发展趋势[J]. *广西科学*, 2021, 28(3): 215–228.
- [16] PENG Jian-sheng, LI Tao-tao, HOU Ya-ru, et al. Research status and development trend of crack recognition based on machine learning [J]. *Guangxi Sciences*, 2021, 28(3): 215–228.
- [17] 孟庆成, 万达, 吴浩杰, 等. 基于卷积神经网络的混凝土裂缝图像识别方法[J]. *沈阳建筑大学学报(自然科学版)*, 2021, 37(5): 832–840.
- [18] MENG Qing-cheng, WAN Da, WU Hao-jie, et al. Image recognition method of concrete crack based on convolutional neural network [J]. *Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science Edition)*, 2021, 37(5): 832–840.
- [19] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 580–587.
- [20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J].

- IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [15] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy, 2017: 2980–2988.
- [16] 常海涛, 苟军年, 李晓梅. Faster R-CNN在工业CT图像缺陷检测中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(7): 1061–1071. CHANG Hai-tao, GOU Jun-nian, LI Xiao-mei. Application of faster R-CNN in image defect detection of industrial CT [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(7): 1061–1071.
- [17] 朱安康, 王尧芬, 张振宇. 基于深度学习的铝材表面缺陷检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(8): 96–99+103. ZHU An-kang, WANG Rao-fen, ZHANG Zhen-yu. Design of aluminum surface defect detection system based on deep learning [J]. *Sensors and Micro Systems*, 2022, 41(8): 96–99 + 103.
- [18] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481–2495.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, 2015: 234–241.
- [20] DAIS D, BAL Í E, SMYROU E, et al. Automatic crack classification and segmentation on masonry surfaces using convolutional neural networks and transfer learning [J]. *Automation in Construction*, 2021, 125: 103606.
- [21] LIU Y, YAO J, LU X, et al. DeepCrack: A deep hierarchical feature learning architecture for crack segmentation [J]. *Neuro-computing*, 2019, 338: 139–153.
- [22] ZOU Q, ZHANG Z, LI Q, et al. DeepCrack: Learning hierarchical convolutional features for crack detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(3): 1498–1512.
- [23] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770–778.
- [24] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. *arXiv*, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>.
- [25] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359–366.
- [26] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks [C]//Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2011: 315–323.
- [27] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. *arXiv*, DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>.
- [28] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks [C]//Computer Vision-ECCV 2014: 818–833.
- [29] MAHENDRAN A, VEDALDI A. Understanding deep image representations by inverting them [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 5188–5196.

## PBX Crack Pixel Level Recognition Method based on Deep Learning

LV Liang-liang<sup>1,2</sup>, ZHANG Wei-bin<sup>1</sup>, LI Gong-ping<sup>2</sup>, PAN Xiao-dong<sup>2</sup>, ZHANG Cai-xin<sup>1</sup>, YANG Ya-fei<sup>1</sup>, ZHANG Cui<sup>1</sup>

(1. Institute of Chemical Materials, CAEP, Mianyang 621999, China; 2. School of Nuclear Science and Technology, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

**Abstract:** The performance and dependability of PBX are significantly impacted by internal cracks. Accurate crack identification and quantitative analysis are crucial to evaluate the performance of PBX. Currently, the ability to identify and quantitatively analyze internal cracks of PBX needs to be further improved. Consequently, research on a deep learning-based method for PBX crack identification was conducted. Based on the popular deep learning networks, five different deep learning network structures were designed. This study aimed to compare the effects of network type, connection style, and pre-trained models on the recognition of PBX cracks. Internal crack images of PBX were obtained by CT technique. The training dataset of network was constructed using these crack images. The crack dataset was used to train five different types of networks. The performance of five networks was assessed based on Accuracy,  $F_1$ , and  $MIoU$ . Select an outstanding network for PBX crack recognition and training based on the findings. The results indicate that, U-Net outperforms Seg-Net in pixel-level crack recognition and the Concatenate operation preserves more features compared to the Pooling Indices method. The pre-trained model (MobileNet and ResNet) can improve the training speed of the network, but its crack pixel-level recognition performance is reduced. The proposed method was applied to identify PBX crack, achieving pixel-level recognition. The results include a crack detection rate of 0.9570, a single pixel recognition accuracy of 0.9936, an  $MIoU$  of 0.9873, and a relative crack area of 0.7585, demonstrating superiority over traditional image segmentation methods.

**Key words:** PBX; CT images; deep learning; pixel level crack recognition

**CLC number:** TJ55; TP18

**Document code:** A

**DOI:** 10.11943/CJEM2023212

**Grant support:** National Natural Science Foundation of China (No. 12105267)

(责编: 高毅)