

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20211122002

近距离爆炸下钢筋混凝土柱损伤的图像识别及快速评估

郑文言¹, 段利亚², 方辉¹

(1. 中国海洋大学工程学院, 山东 青岛 266100; 2. 青岛科技大学信息学院, 山东 青岛 266100)

摘要: 快速准确评估工事爆炸损伤, 对于战时指挥具有重要意义。传统上, 爆后结构损伤评估多采用有限元法, 可靠性得到广泛认可, 但计算耗时较长, 无法满足战场快速评估要求。为提高评估效率, 提出一种由体积判断网络和损伤判断网络组成的全新卷积神经网络模型, 基于体积损失率评估近距离爆炸下的损伤。为降低训练成本, 采用有限元法获取爆后带损伤的钢筋混凝土柱图像制作包含 8 700 张图片的数据集。新提出的模型在包含 1 740 张图片的测试集上取得 99.71% 的准确率。在钢筋混凝土柱材料参数调整时, 微调后的模型在不同材料参数的数据集上取得 82.97% 以上的准确率。在三维打印的模型测试中, 该模型在 24 张图片上取得 70.83% 的正确率, 平均每次评估测试耗时 0.05 s。结果表明, 提出的卷积神经网络模型准确率较高, 计算用时远小于有限元方法, 损伤评估流程可与结构理论对照解释。

关键词: 快速损伤评估; 卷积神经网络; 结构损伤; 钢筋混凝土柱

中图分类号: TU398.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)04-0712-09

Rapid Assessment of Reinforced Concrete Column Damage After Near-field Explosion Based on Image Recognition

ZHENG Wenyan¹, DUAN Liya², FANG Hui¹

(1. School of engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;

2. School of information, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266100, China)

Abstract: During wartime, rapid and accurate assessment of fortification explosion damage is of great significance. Traditionally, the finite element method (FEM) is used for damage assessment after the near-field explosion, and its reliability is widely recognized. However, the calculation takes a long time and cannot meet the requirement of rapid battlefield assessment. In order to improve the evaluation efficiency, a new convolution neural network (CNN) model composed of a volume assessment network and a damage judgment network is established to evaluate the damage based on the volume loss rate. In order to reduce the training cost, a damaged reinforced concrete (RC) column model after the explosion is simulated by FEM. The images of the RC column are automatically obtained by script, and a data set containing 8 700 pictures is made. The CNN model achieves an accuracy of 99.71% on a test set containing 1 740 pictures. The accuracy of the CNN model after fine-tuning is

* 收稿日期: 2021-11-22; 修回日期: 2022-03-21

作者简介: 郑文言(1997—), 男, 硕士研究生。主要从事结构抗爆性能研究。E-mail: zhengwenyan@stu.ouc.edu.cn

通讯作者: 方辉(1980—), 男, 教授, 博导, 博士。主要从事结构损伤方面的研究。E-mail: fanghui@ouc.edu.cn

more than 82.97% on the data set of different material parameters. In the test of the 3D printing model, the accuracy of the model is 70.83% on 24 pictures, and the average time of each evaluation test is 0.05 s. The accuracy of the proposed CNN model is reliable, and the calculation time is much less than that of FEM. The damage assessment process can be explained in comparison with the structural theory.

Keywords: rapid damage assessment; convolutional neural networks; structural damage; reinforced concrete columns; secondary development

0 引言

在战争中,各种防御性建筑容易受到爆炸冲击而失去作用,对结构损伤的快速判断不仅能保护士兵的生命,甚至可能决定战争的走向,因此建立快速且准确的建筑损伤评估模型有重要的意义。爆后钢筋混凝土柱损伤判断的传统方法为有限元方法,该方法需先对结构建立相应模型,根据相应的破坏准则进行损伤计算。为对钢筋混凝土柱爆后损伤情况进行快速评估,学者们进行了深入的探究。

超压-冲量(Pressure-Impulse, P-I)曲线是较为成熟的方法。Y.C.Shi等^[1]针对爆后钢筋混凝土柱提出了一种基于竖向承载力的破坏准则,并基于该准则得到P-I曲线用于快速评估。李殷^[2]针对爆后钢筋混凝土构件以支座的转角作为损伤评估参数,以此建立P-I曲线,并在能量守恒法的基础上结合数值计算得到了相比于经验公式更为精确的P-I曲线。

破坏形态分析是较为直观且现场可行性较高的方法。X.L.Bao等^[3]利用有限元方法,对影响爆后钢筋混凝土柱损伤的因素进行分析,拟合了由柱中位移和截面长宽比得到钢筋混凝土柱剩余承载力的公式。阎石等^[4]通过LS-DYNA软件分析了钢筋混凝土柱各部位的破坏形式,认为方钢筋混凝土柱两端为剪切破坏,柱身为弯曲破坏,同时方钢筋混凝土柱单元在爆炸时以受拉破坏为主。J.Cui等^[5]通过钢筋混凝土柱的形态学分析损伤情况,基于爆后钢筋混凝土柱的相对剩余位移和截面深度提出了适用于近距离爆炸的快速损伤评估准则。

固有频率分析当前在建筑健康检测领域应用较为广泛,也有学者尝试利用该方法来对爆后钢筋混凝土柱的损伤进行检测。师燕超等^[6]通过建立矩形钢筋混凝土柱的一阶频率变化和其竖向承载力变化的关系公式,提出了一种更适宜现场使用的损伤评估方法。

由上述研究可以看出,有限元方法一般能获取

相对准确的损伤状况,但计算耗时过长,且需要操作人员有一定的有限元知识储备,无法适应战场节奏。卷积神经网络是一种数据驱动模型,其主要耗时阶段在训练阶段,卷积神经网络建立之后能快速运行,对操作人员的要求较低。当前卷积神经网络在物体分类、目标检测等领域都取得了较好的成果,且结构在近年有较快的发展。

J.Hu等^[7]提出了压缩-激励网络(Squeeze and Excitation Networks, SENet)。引入了注意力模块,使模型专注于图像的重要特征,该模块计算量较小,可以集成在其他网络模型中,作者结合该模块和ResNeXt^[8]构建了SE-ResNeXt模型赢得了最后一届ImageNet大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC)的冠军。A.Howard^[9]提出了轻量级神经网络MobileNet系列的最新模型MobileNetV3,应用压缩-激励模块、倒残差模块等先进的网络结构,并提出了MobileNetV3-Small和MobileNetV3-Large两种结构用于不同计算资源设备。

基于以上论述,本文对基于卷积神经网络的钢筋混凝土柱损伤判断方法进行了研究。通过有限元方法建立钢筋混凝土柱模型爆后损伤图像数据集,设计了适用于近距离爆损评估的卷积神经网络结构。训练所得的模型在1740张测试集上取得了99.71%的正确率,同时在材料参数变化时进行了测试。最后,将训练所得的卷积神经网络模型在3D打印的钢筋混凝土柱模型上进行实验。

1 方法框架

损伤判断卷积神经网络的方法框架如图1所示,主要包括以下步骤:

(1) 通过HyperMesh软件对混凝土、钢筋、空气和炸药进行建模。

(2) 调整炸药当量和起爆点,导入LS-DYNA计算。

(3) 将计算完成的模型导入HyperMesh软件添加刚性压板模型以施加轴压荷载,将模型导入

LS-DYNA 软件,基于剩余竖向承载力计算损伤。编写 Python 程序实现炸药当量、起爆点的自动调整及 HyperMesh、LS-DYNA 的接口连接。

(4) 在 HyperMesh 软件中导入带损伤柱模型,选择典型角度获取图像数据,编写 Python 程序调用 HyperMesh 进行批量操作。

(5) 根据计算所得的损伤将获取图像进行

分级。

(6) 对图像进行预处理便于神经网络进行训练。

(7) 调整训练参数,将图像数据集送入卷积神经网络进行训练。

(8) 根据模型在测试集上的准确率及损失选择并保存最佳模型权重。

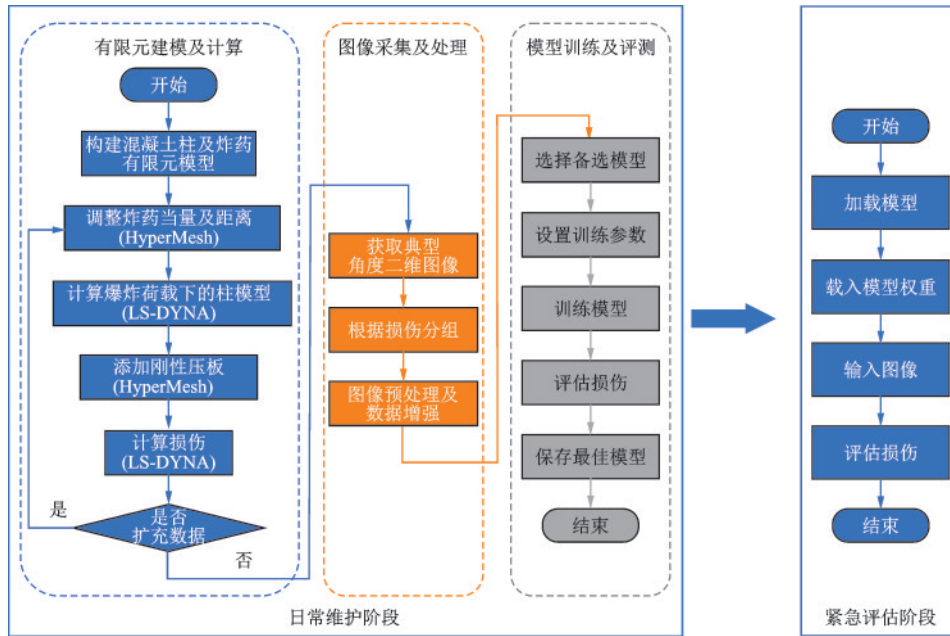


图1 方法框架示意

Fig.1 Frame of method

2 有限元建模及损伤计算

2.1 有限元模型参数

LS-DYNA 软件能实现钢筋混凝土材料模型的非线性和受到爆炸冲击后几何非线性的模拟,因此爆炸领域的有限元模拟一般使用该软件。模型采用 cm-g-us 单位制。炸药当量的范围为 2~300 kg,采用正方体模型,边长根据当量进行计算,引爆距离为 300~2 000 mm,引爆高度为 1 500 mm。钢筋混凝土柱截面为方形,边长为 500 mm,高度为 3 000 mm,箍筋配置为 $\Phi 8@200$,纵筋配置为 12 $\Phi 18$,保护层厚度为 34 mm。炸药、空气使用 Arbitrary Lagrange-Euler (ALE) 算法的实体单元、混凝土柱使用 Lagrange 算法的实体单元,钢筋采用梁单元。混凝土和钢筋采用拉格朗日网格,炸药和空气域采用欧拉网格,模型如图 2 所示。

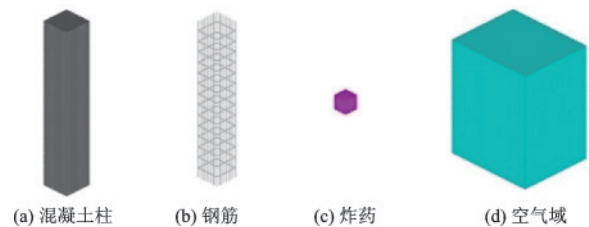


图2 钢筋混凝土柱爆炸有限元模型

Fig.2 Finite method model of reinforced concrete column

2.2 有限元材料参数与边界条件

本文选取 C40 强度的混凝土,动态本构模型为 Holmquist-Johnson-Cook (HJC) 模型,使用 *MAT_JOHNSON_HOLMQUIST_CONCRETE 卡片设置,同时选择 *MAT_ADD_EROSION 卡片添加失效准则,设置最大主应变为 0.5。钢筋选取 Q500 强度,密度为 7.85 g/cm²,弹性模量为 20 GPa,泊松比为 0.3,动态本构选取 Cowper-Symonds 模型,通过 *MAT_PLASTIC_KINEMATIC 卡片设

置,断裂应变为0.35。炸药材料通过*MAT_HIGH_EXPLOSIVE_BURN卡片设置,密度为 1.63 g/cm^3 ,状态方程通过*EOS_JWL卡片设置。空气材料通过*MAT_NULL卡片设置,密度设置为 $1.29\times 10^{-3}\text{ g/cm}^3$,状态方程通过*EOS_LINEAR_POLYNOMIAL卡片设置。

边界条件设置如下:钢筋混凝土上下端为固定约束,地面为刚性反射地面,空气域与柱模型接触的面固定并施加刚性约束,其余5个面设置为无反射边界条件。

2.3 网格尺寸选择及数值模型验证

在进行爆炸有限元模拟时,空气和炸药网格的尺寸对准确性影响较大,为选取网格尺寸并对有限元建模方法进行验证,建立有限元模型与现有的爆炸试验进行对比。图3为试验布置图,其中炸药当量为6 kg,混凝土强度为C35,钢筋强度为Q300,引爆距离为50 mm,引爆位置为柱跨中心,施加轴压为93.33 kN,其余参数设置见表1。



图3 试验装置布置
Fig.3 Test arrangement

表1 试验钢筋混凝土参数设置

Table 1 Configuration of reinforced concrete column in test

参数	宽度/mm	深度/mm	高度/mm	箍筋	纵筋
取值	250	250	3 000	$\Phi 6@200$	16 $\Phi 10$

以上文试验参数修改模型,分别选取20、30、40和60 mm尺寸网络进行计算。表2展示不同尺寸网格下计算的结果,20 mm网格计算时间超过30 h,计算效率过低。由表可以看出,随着网格尺寸减少,模型的跨中位移与实测值的误差逐渐减少。当网格尺寸设置为30 mm时,跨中位移的计算结果与实际误差最小,提升准确率带来的计算量在可接受范围内,后文进行有限元模拟时,空气与炸药网格都采用30 mm网格。

表2 不同网格有限元计算结果

Table 2 Comparison of the mid-span displacement with different mesh sizes

序号	网格尺寸/ mm	跨中位移/ mm	计算时长/h	误差/%
1	30	7.62	11	10.43
2	40	8.06	5	16.81
3	60	8.43	2	22.17
4	实测值	6.90	/	/

2.4 钢筋混凝土柱的损伤计算

柱结构一般作为竖向承力构件,竖向剩余承载能力变化可以反映出其全局的损伤特性,同时该准则适用于不同的损伤模式^[1]。因此本文选择竖向剩余承载力变化作为破坏准则,判断柱模型的损伤程度,具体定义如下:

$$D = 1 - \frac{P'}{P} \quad (1)$$

式中, D 为损伤变量; P 和 P' 分别为施加爆炸荷载前、后模型的竖向承载能力。

在有限元模型中通过刚性压板,匀速下压进行竖向压塌模拟,通过竖向承压时程曲线,获取钢筋混凝土的极限竖向承载力。

由于灾后建筑的处理策略大体可以分为不处理、维修、拆除三类,因此根据计算所得的损伤将钢筋混凝土柱损伤程度分为轻度、中度、重度三类对应三种情况,具体分类见表3。

表3 爆后钢筋混凝土损伤级别分类

Table 3 Damage levels classification of reinforced concrete after explosion

损伤 D	$0 \leq D < 1/3$	$1/3 \leq D < 2/3$	$2/3 \leq D < 1$
损伤等级	轻度损伤	中度损伤	重度损伤

2.5 数值模拟计算步骤

依照第2小节框架中(1)~(3)建立模型,重复(2)~(3)步骤,计算不同炸药当量及引爆距离下的钢筋混凝土柱损伤。通过编写Python程序实现重复操作自动化。

3 图像数据采集及处理

3.1 二维图像的数据采集

由于三维有限元模型难以直接送入卷积神经

网络进行处理,且当前二维图像的卷积神经网络模型相对成熟,准确率与可靠性较高,因此选择典型角度下柱模型的二维图像用于训练。

3.1.1 二维图像中的损伤特征

比例距离是描述爆炸的重要参数,根据爆炸相似律,相同比例距离下的爆炸冲击波波阵面上的冲击波参数相等。比例距离 Z 的计算公式为:

$$Z = \frac{R}{\sqrt[3]{W}} \quad (2)$$

式中, R 为引爆距离, m ; W 为炸药当量, kg 。

近距离爆炸一般指比例距离在 $1.2 \text{ m/kg}^{1/3}$ 以内的爆炸^[10]。在近距离爆炸下,钢筋混凝土柱的损伤形态以保护层混凝土剥落、核心混凝土缺失、冲切贯穿等形式为主^[11],因此在材料属性不变的情况下,钢筋混凝土柱的竖向承载力变化情况一般可以在几何特征上得到体现。为验证几何特征与钢筋混凝土柱的竖向承载力之间的关系,按照上文的柱模型参数,本文共建立 580 个不同比例距离下的有限元模型,其中轻度损伤 195 个、中度损伤 192 个、重度损伤 193 个,使各级损伤下的模型基本均匀,具体分布如图 4 所示。

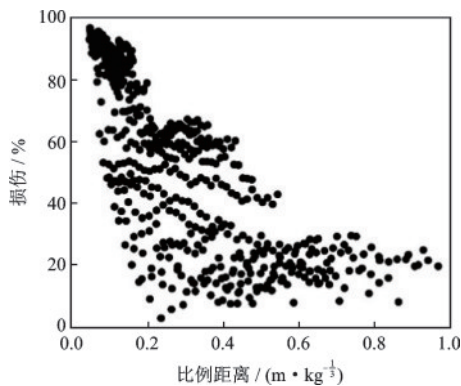


图 4 钢筋混凝土柱模型损伤数据集分布

Fig.4 Distribution of damaged reinforced concrete column dataset

图 5 展示了不同损伤度下的钢筋混凝土柱损伤情况。可以看出,在近距离下钢筋混凝土柱的破坏形式主要以核心混凝土缺失为主,钢筋基本没有发生破坏。随着损伤程度的增加,核心混凝土损失的体积逐渐增多。

图 6 和图 7 展示了在竖向压塌模拟中,不同损伤程度的钢筋混凝土柱裸露钢筋的变形以及极限

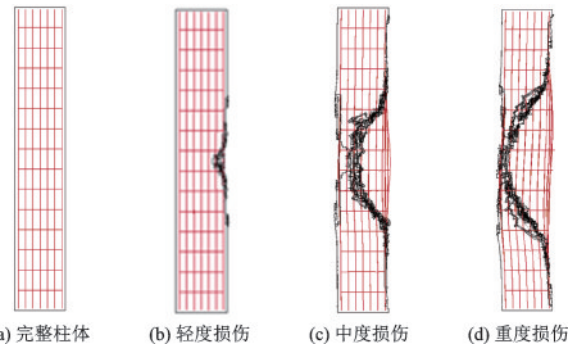


图 5 爆后钢筋混凝土柱模型损伤形态

Fig.5 Damage morphologies of reinforced concrete column after explosion

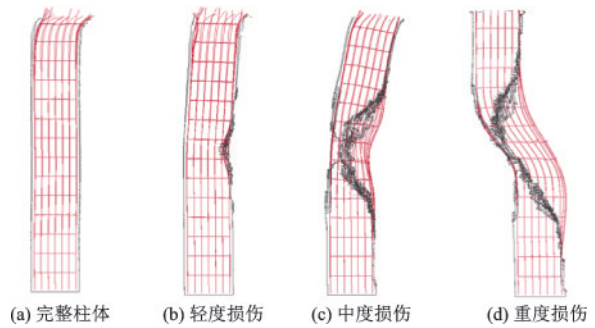


图 6 爆后裸露钢筋的失效

Fig.6 Failure of exposed steel bar after explosion

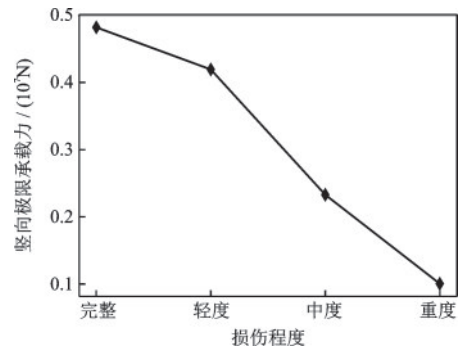


图 7 不同损伤下钢筋混凝土柱竖向极限承载力

Fig.7 Vertical ultimate bearing curve of reinforced concrete column under different damage

竖向承压力的变化。爆后裸露钢筋失去与混凝土的粘结和支撑,因此在钢筋混凝土柱受压时易失稳屈服。随着爆炸损伤增大,混凝土破坏面积和深度增加,裸露钢筋失去横向支撑后,轴压作用下更易进入屈曲。同时爆炸荷载下部分纵筋出现弯曲且部分箍筋破坏,这种情况下钢筋屈曲极限进一步降低。因此爆炸后裸露钢筋轴压下更易屈曲而弯曲,刚度快速下降,局部出现塑性屈服,即爆炸后混凝土破坏显著降低了钢筋混凝土柱竖向承压能力。

HyperMesh 软件可以计算混凝土单元的体积,通过爆炸前后混凝土体积的对比,可以获取混凝土的体积损失率,具体计算公式如下:

$$V_{\text{loss}} = 1 - \frac{V'}{V} \quad (3)$$

式中, V_{loss} 为体积损失率; V' 为爆炸后的混凝土体积; V 为完整的混凝土体积。

图 8 展示了 580 个模型的损伤与混凝土体积损失率的关系,从图中可以看出,随着模型体积损失率的增加,损伤程度逐渐增加。可以认为基于二维图像中包含的损伤信息对钢筋混凝土柱模型的损伤进行评估具有一定的可靠性。

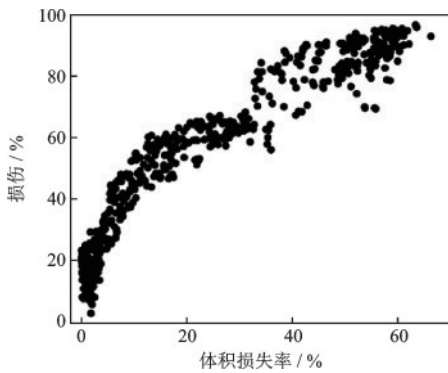


图 8 混凝土体积损失率与钢筋混凝土柱损伤关系

Fig.8 Scatter of relationship between concrete volume loss rate and reinforced concrete column damage

3.1.2 二维图像的角度及尺寸选择

由于裸露的钢筋为梁单元,不能显示粗细信息,且钢筋体积约为混凝土体积的 3%,体积较小,因此数据集中所有的样本在获取二维图像时都隐藏裸露钢筋。以 HyperMesh 中的 X-Z 左平面视图为基准,坐标原点为钢筋混凝土柱底面中心,15°到 75°偏航角(绕 Z 轴旋转)范围内都可以观察到模型的最小截面宽度及凹坑的深度信息,为使数据集包含不同俯仰角度下的缺陷信息,需要对滚转角(绕 X 轴旋转)进行调整。因此以 1°为间隔选择 15°到 75°偏航角下 0°到 30°滚转角的图像作为数据集。原始图片尺寸为 1 560 像素×823 像素,除柱模型外有大量留白,不利于神经网络模型进行学习,考虑柱模型的比例,将图像大小统一裁剪为 512 像素×768 像素。最后根据计算所得的损伤按 0 节中的分类,将数据集分成轻度损伤、中度损伤、重度损伤三类。图 9 展示了 45°偏航角、30°滚转角下不同损伤情况下的模型样本。

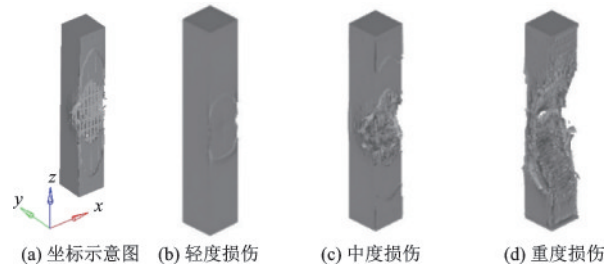


图 9 钢筋混凝土柱损伤图像数据集典型样本

Fig.9 Typical samples of damaged reinforced concrete column image dataset

具体依照第 1 小节方法框架中步骤(4)进行,通过编写 Python 程序实现图片数据的自动获取与分类。基于上述方法,本文制作的数据集包含 8 700 张损伤柱模型图像数据,其中轻度损伤 2 925 张,中度损伤 2 880 张,重度损伤 2 895 张。在轻度、中度、重度里各随机选择 20% 作为测试集,剩余数据集随机取 80% 作为训练集,20% 作为验证集。

3.2 图像数据处理

在有限元模型中获取的二维图像无法还原结构在真实环境下的反光、阴影等成像效果。同时卷积神经网络主要根据缺陷几何信息对体积损失率进行判断,不需要过多的细节信息。因此为使数据集与现实图片主要几何特征一致,对所有送入网络的图像应用 Canny 边缘检测算法^[12],获取边缘线条,再进行后续操作,图 10 展示了 Canny 算法应用于图像的处理效果。

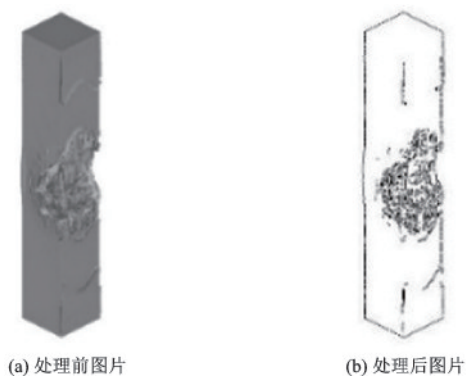


图 10 Canny 算法应用于带损伤钢筋混凝土柱图像的效果
Fig.10 Effect of applying the Canny algorithm to damaged reinforced concrete column images

数据增强是当前对图像数据集常用的一种技术,通过各种图像操作如旋转、平移、镜像等,扩充数据集的规模,同时让模型能更有效学习到数据集

的关键特征。表 4 展示了本文使用的数据增强操作。

表 4 数据增强操作

Table 4 Data augmentation					
名称	随机 缩放	随机水平 平移	随机垂直 平移	随机 旋转	水平 镜像
参数	0.5~1.05 倍	0.3 倍宽度	0.01 倍高度	-10°~10°	/

4 卷积神经网络模型及超参数设置

4.1 卷积神经网络结构

为根据体积损失率对钢筋混凝土柱的损伤进行计算,本文设计了一种新的卷积神经网络结构,如图 11 所示。模型由体积判断网络和损伤判断网络组成,体积判断网络用于提取图像特征计算体积损失率,损伤判断网络用于模拟体积损失率与损伤之间的函数关系。

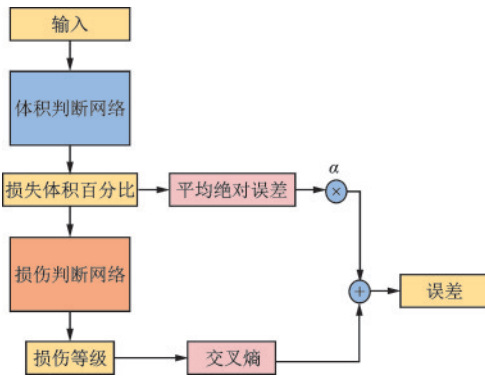


图 11 卷积神经网络模型结构

Fig.11 Convolution neural network model structure

MobileNetV3^[9]是 MobileNet 系列的第三代网络,在结构上该网络继承了上两代的结构使用深度可分离卷积和倒残差模块,并集成了挤压激励(Squeeze and Excitation, SE)模块,具有参数量小、延迟低的特点。同时还利用了网络搜索(Net Architecture Search, NAS)技术对网络结构进行了优化,进一步提升效果。本文体积判断网络选择 MobileNetV3 的 Small 版本,损伤判断网络由两个全连接线性层构成,第一层输入维度为 1,输出维度为 64,第二层输入维度为 64,输出维度为 3。在进行误差计算时,同时考虑体积损失率误差与损伤等级误差,体积损失率误差采用平均绝对误差(Mean Absolu-

te Error)计算,计算结果乘以系数 α ,损伤等级误差采用交叉熵(Cross Entropy)计算,将两个误差相加得到最终的误差。

4.2 超参数设置

训练时,批量大小设置为 128,为对数据集进行充分利用,训练分为两个阶段:第一阶段,使用训练集和验证集对模型进行训练,迭代次数为 30 次;第二阶段,融合训练集和验证集以扩大训练集,迭代次数为 20 次。第一阶段使用 Adam^[13]作为优化器,初始学习率为 1×10^{-3} 当模型在验证集上的损失超过 3 次不下降时学习率减少一半,一阶、二阶动量设置为 0.9 和 0.990;第二阶段使用 SGDM^[14]作为优化器,初始学习率为 1×10^{-4} 当神经网络模型在验证集上的损失超过 3 次不下降时学习率减少一半,动量设置为 0.9。体积判断网络在训练前载入 ImageNet^[15]数据集上训练所得的权重。由于浅层和深层卷积层在训练时的学习率要求和参数量不同,本文采用两种训练方案:

方案一,不对体积判断网络模型学习率做约束。

方案二,第一阶段将体积判断网络模型的浅层卷积层的学习率调低至全局学习率的 10%,第二阶段,将浅层卷积层的学习率恢复至全局学习率。

5 结果与讨论

本节所有的卷积神经网络模型都在同一的平台上运行,平台具体参数为 CPU: Intel (R) Xeon (R) Gold 6248@2.5Ghz \times 80; RAM: 128GB; GPU: GeForce RTX 3090; 操作系统: Ubuntu 18.04.5 LTS。

5.1 准确率与效率评估

表 5 展示了不同 α 设置下模型在测试集上的结果,所有模型采用方案二进行训练。由于初始时体积误差损失会远小于损伤分类误差损失,因此将 α 设置为大于 1 的值。由表中数据可以看出第一阶段 α 设置为较小值时一般训练结果较好,这可能是由于体积判断网络载入预训练参数,初始参数较好,而分类网络为默认初始参数,在前期训练需要关注。基于准确率和体积误差的考虑,后文所有模型

的 α 在第一阶段设置为2,第二阶段设置为10。表6展示了两种方案的训练结果,方案一的结果最佳,在测试集上可以取得99.71%的准确率,平均每张图片用时0.05 s,在同一硬件条件下,有限元软件对相同结构损伤情况进行评估需要大约4小时的计算时间。可以看出典型角度下本文搭建的卷积神经网络损伤评估模型,在训练完成后进行损伤评估的用时远小于传统有限元方法,且具有一定的准确性,更加适用于紧急情况。

表5 不同 α 参数设置下模型训练结果

Table 5 Model training results under different α parameter settings

序号	α (第一阶段)	α (第二阶段)	体积误差 损失	分类误差 损失	准确率/ %
1	1	10	0.075 448	0.129 400	97.98
2	2	10	0.023 343	0.083 101	99.14
3	5	10	0.017 216	0.204 229	97.12
4	10	10	0.031 839	0.378 502	94.08
5	2	5	0.026 665	0.156 396	98.22
6	2	15	0.026 707	0.162 424	98.10
7	2	20	0.038 815	0.127 611	98.05

表6 不同方案下的模型训练结果

Table 6 Model training results under different schemes

方案	准确率/ %	体积误差 损失	分类误差 损失	最佳参数 所在阶段
一	99.71	0.023 821	0.066 873	第二阶段
二	99.14	0.023 343	0.083 101	第二阶段

5.2 模型泛化能力分析

为对训练所得的模型在不同材料参数下的适应性进行研究,本文制作不同材料参数设置的数据集用于测试。该数据集选取20 kg、100 kg炸药,引爆距离设置为300~2 000 mm,具体参数设置见表7。在材料参数改变后,模型仍是根据体积判断钢筋混凝土柱损伤,因此本文采取的策略是固定体积判断网络参数,对损伤判断网络进行微调,拟合新的体积损失率和损伤函数关系。微调训练参数设置如下:训练集为对应参数下的5张图片;迭代次数为20;优化器选择SGDM,初始学习率为 1×10^{-4} ,当神经网络模型在训练集上的损失超过3次不下降时学习率减少一半,动量设置为0.9。训练结果见表8。

表7 钢筋混凝土柱参数设置

Table 7 Parameters of reinforced concrete column

序号	混凝土强度	钢筋强度	纵筋直径/mm
1	C40	Q500	14
2	C30	Q500	18
3	C40	Q300	18
4	C40	Q335	18
5	C50	Q500	18

表8 微调后模型在不同参数数据集上的结果

Table 8 The results on different parameters reinforced concrete column datasets after fine-tuning

序号	测试集数量	微调前准确率/%	微调后准确率/%
1	1 045	80.96	82.97
2	1 045	84.69	84.69
3	1 045	82.20	83.35
4	1 045	82.49	82.78
5	1 045	93.11	95.02

由表8可以看出,微调后大部分模型的准确率均有所提升,可以认为该模型在少样本数据微调后,在不同参数的钢筋混凝土柱损伤评估上能提供有参考价值的判断。

5.3 三维实体实验

为测试训练所得的卷积神经网络模型在现实中的应用,利用3D打印技术制作轻度、中度、重度模型各一个,图12展示了处理过程,图片利用图像处理软件将背景去除通过不同角度拍摄,共获取测试照片24张,图13展示了所有的测试照片。

表9展示了卷积神经网络模型在该测试集上的表现,在Canny算法处理后的模型在该测试集上的正确率为70.83%,较为可靠。在实际拍摄照片时,由于人为摆放角度问题使得拍摄所得的照片存在

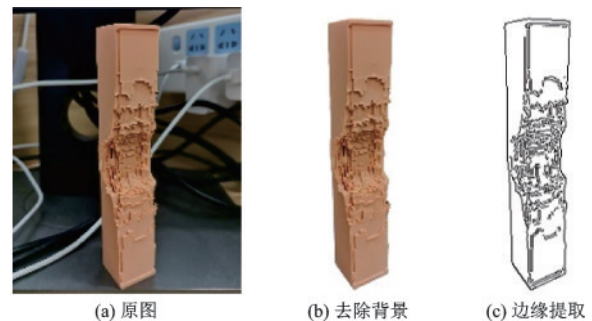


图12 带损伤钢筋混凝土柱3D打印模型预处理

Fig.12 Preprocessing of damaged reinforced concrete column 3D printing model



图 13 带损伤钢筋混凝土柱 3D 打印模型测试图片

Fig.13 Testset of 3D printed samples of damaged reinforced concrete column

表 9 Canny 算法应用模型准确率结果对比

Table 9 Comparison of Canny algorithm application results

是否应用 Canny 算法	有限元测试集 准确率/%	3D 打印测试集 准确率/%
否	97.99	62.50
是	99.71	70.83

透视效果,有限元数据集中没有包含该特征,这导致了卷积神经网络模型在 3D 打印样本上准确率的下降。在 Canny 处理后的数据集上训练所得的卷积神经网络模型在有限元测试集和 3D 打印测试集上的准确率均高于无处理数据集上训练所得模型。可以认为提取边缘后,卷积神经网络模型更好地学到了有限元模型与现实模型的共同特征。同时提取边缘后,卷积神经网络需要处理的无关特征减少,使得模型在有限元测试集上的准确率也得到了提升。

在实际工程中,可以利用云计算技术,在云端部署卷积神经网络模型,加载训练完成的模型参数。利用无人机等设备进入复杂灾后现场进行照片拍摄,传输云端进行背景处理并获取结果,实现钢筋混凝土柱爆损的智能化快速评估。

6 结 论

基于有限元方法,制作了包含三个等级的爆后钢筋混凝土柱模型图像数据集。在不同超参数设置下,搭建并训练了基于卷积神经网络的近距离爆炸损伤评估模型,具体结论如下:

(1) 本文提出的基于卷积神经网络的损伤判断模型在 1 740 张测试集上的平均准确率可以达到

99.71%,平均每次评估用时 0.05 s,远小于有限元方法。

(2) 训练所得的卷积神经网络模型在材料参数改变时,固定体积计算网络,选取少量图片进行微调,仍能取得较好的评估结果。同时该模型在 24 张 3D 打印模型照片上取得 70.83% 的准确率,能给出具有一定参考价值的损伤评估结果。

(3) 卷积神经网络在小型图像数据集上训练时,在训练后期,可以尝试融合训练集和验证集,扩大数据量。

参考文献:

- [1] Shi Y C, Hao H, Li Z X. Numerical derivation of pressure-impulse diagrams for prediction of RC column damage to blast loads[J]. International Journal of Impact Engineering, 2008, 35(11): 1213-1227.
- [2] 李殷. 建筑物爆炸破坏快速评估技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2015.
- [3] Bao X L, Li B. Residual strength of blast damaged reinforced concrete columns[J]. International Journal of Impact Engineering, 2009, 37(3): 295-308.
- [4] 阎石, 刘蕾, 齐宝欣, 等. 爆炸荷载作用下钢管混凝土柱的动力响应及破坏机理[J]. 防灾减灾工程学报, 2011, 31(5): 477-482.
- [5] Yan S, Liu L, Qi B X, et al. Dynamic response and failure mode analysis of concrete infilled rectangular steel tube columns under blasting loading[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2011, 31(5): 447-482. (in Chinese)
- [6] Cui J, Shi Y, Li Z, et al. Failure analysis and damage assessment of RC columns under close-in explosions [J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2015, 29(5): B4015003.
- [6] 师燕超, 李绍琦, 李忠献, 等. 基于实测频率的钢筋混凝土柱爆炸损伤快速评估方法[J]. 建筑结构学报, 2021, 42(11): 155-164.
- Shi Y C, Li S Q, Li Z X, et al. Rapid evaluation method for blast damage of reinforced concrete columns based on measured frequency [J]. Journal of Building Structures, 2021, 42(11): 155-164. (in Chinese)

(本文编辑:赵霞)

(下转第 751 页)