

DOI: 10.11883/bzycj-2023-0331

基于遥感影像的大当量爆炸建筑物毁伤评估模型*

李 珩, 马国锐, 刘宇迪, 张海明

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要: 为了研究大当量爆炸建筑物毁伤评估问题, 基于遥感影像解译和大数据分析构建了大当量爆炸建筑物毁伤评估模型。首先, 基于大当量爆炸的具体历史案例构建了毁伤数据集, 具体指基于遥感影像提取建筑物毁伤信息, 辅助大数据信息补充毁伤细节, 利用地理信息系统空间分析数字化毁伤信息, 构成毁伤数据集。然后, 基于毁伤数据集中的训练样本修正经验模型参数, 构建了适用于大当量爆炸的针对不同类型建筑物的毁伤评估模型, 并基于毁伤数据集中的验证样本测试了模型性能。实验证明: 所构建模型拟合优度高于 96%, 检验样本准确度高于 84%, 整体误差在可接受范围内。所构建模型在一定精度要求下可为大当量爆炸事故评估提供参考。

关键词: 大当量爆炸; 遥感影像; 毁伤评估; 大数据分析; 建筑物

中图分类号: O383.2 国标学科代码: 13035 文献标志码: A

A remote sensing imagery-based model for assessment of building damage induced by large-equivalent explosions

LI Heng, MA Guorui, LIU Yudi, ZHANG Haiming

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan 430079, Hubei, China)

Abstract: To address challenges in the field of large-scale explosive building damage assessment, where the explosion process is too complex for high-precision numerical simulation, and relying solely on change detection from remote sensing imagery cannot capture detailed internal information and lacks the capability of predicting in advance, this paper establishes a building damage assessment model for large-scale explosive events by coupling empirical mechanics models with remote sensing image interpretation and big data analysis. The study initially constructs a damage dataset based on specific historical cases of large-scale explosions. This involves extracting building damage information (including building types and damage levels) from remote sensing imagery and supplementing damage details with additional big data sources such as collected online images, videos, and news reports to enhance the precision of the sampled data. Geographic information systems spatial analysis is employed to digitize the damage information, obtaining data on building types, damage levels, and the distance from the target building to the explosion center, forming the damage dataset. Subsequently, the empirical model parameters are refined based on the training samples from the damage dataset, creating damage assessment models applicable to different building types for large-scale explosive events. The performance of the model is then tested using validation samples from the damage dataset. Experimental results demonstrate a model fitting goodness of over 96%, accuracy on validation samples exceeding 84%, and an overall error within an acceptable range. The model, under certain accuracy requirements, can provide guidance for site selection of storage locations for chemicals and hazardous materials, emergency evacuation of people in the event of a risk of large-scale explosions, critical equipment evacuation during an emergency, resource dispatching for rescue and relief after an accident, and building damage assessment.

Keywords: large equivalent explosion; remote sensing imagery; damage assessment; big data analysis; building

* 收稿日期: 2023-09-15; 修回日期: 2024-02-01

第一作者: 李 珩 (1999—), 女, 硕士研究生, li_heng@whu.edu.cn

通信作者: 马国锐 (1979—), 男, 博士, 研究员, mgr@whu.edu.cn

大当量爆炸通常指释放巨大能量的爆炸事件,常与高能量密度材料的快速释放有关^[1]。比起一般的爆炸,大当量爆炸更容易对建筑物造成大范围毁灭性毁伤,大当量爆炸下的建筑物毁伤评估对毁伤前预警和毁伤后快速救险有重要的指导作用,一直是学界关注的重点。

随着卫星技术的跨越式发展,图像变化检测和遥感图像处理等方法被广泛应用于建筑物毁伤评估^[2]。基于影像的建筑物毁伤评估的发展主要经历了 2 个阶段,早在 20 世纪 60 年代,美国就基于遥感影像采用人工判读的方法进行建筑物毁伤评估^[3-4],判读准确率主要取决于判读员的经验和影像的质量。随着人工智能技术的发展,智能化、自动化的建筑物毁伤评估技术飞速发展,主要通过提取遥感影像中蕴含的毁伤信息,基于模糊层次、深度学习等方法判定目标毁伤等级。王威^[5]提出了通过影像纹理特征获得影像变化区域实现目标毁伤评估的方法。勾涛^[6]设计了基于几何面积变化和纹理特征变化相结合的毁伤效果评估方法。孔祥锡等^[7]构建了基于深度学习的毁伤评估算法,自动提取毁伤信息后基于模糊层次分析法实现多类目标毁伤评估。虽然基于图像的毁伤评估方法速度快、自动化程度高,但是将该方法应用到实际场景中依旧存在一些问题。其一,算法性能受限于遥感影像质量。在爆炸发生后的短时间内,不一定能够获得本区域的遥感影像。假设能获得星载机载遥感影像,爆炸发生后现场复杂,遥感影像易受到浓烟、火光遮挡,难以看清。基于遥感影像的建筑物毁伤评估很难保证一定精度的“即评”(快速毁伤评估)。其二,从高分辨率遥感影像也很难看清建筑物表面的裂缝,且由于拍摄角度的问题,遥感影像很难体现建筑物侧面的毁伤细节。虽然基于影像的建筑物毁伤评估方法难以做到一定精度的“即评”,但却积累了一批真实大当量爆炸事件前后的遥感影像。可从这些历史真实大当量爆炸事件中获取数据信息,构建模型以弥补基于遥感影像的建筑物毁伤评估方法的缺陷。

建筑物毁伤评估中基于力学知识体系的理论评估方法有扎实的基础。经过长时间的实验积累,许多半经验、经验建筑物毁伤评估模型得到了反复修正,模型的形式逐渐稳定,但针对大当量爆炸的多类建筑毁伤评估经验模型参数尚未固化。原因在于大当量爆炸比普通爆炸更复杂:产生的初始压力和初始温度远高于普通爆炸^[8],导致大当量爆炸产物的初始状态非常极端,参数跨度范围非常大^[9];杀伤破坏的距离更远、范围更大,在传播过程中会受到空气不均匀性的影响^[10]。由此,常规使用的爆炸产物状态的半经验或者经验公式,冲击波等威力表征参数的半经验或经验公式,由于大当量爆炸和普通爆炸的显著区别,适用性不高。可以从历史大当量爆炸事件的遥感影像中读取所需的数据信息,构建毁伤数据集,修正半经验、经验模型参数,构建基于遥感影像的大当量爆炸建筑物毁伤评估模型,弥补基于遥感影像的毁伤评估模型的缺陷。

综上,针对基于影像的大当量爆炸建筑物毁伤评估领域中存在的问题,本文中,提出构建耦合力学模型和遥感影像毁伤信息的大当量爆炸建筑物毁伤评估模型的解决方案。首先,基于大当量爆炸历史案例的遥感影像解译提取建筑物毁伤信息,并以大数据图像信息弥补遥感影像中无法体现的细节毁伤信息,获取建筑物毁伤等级,利用地理信息系统空间分析等方法数字化毁伤信息,构成毁伤数据集。然后,基于毁伤数据集中的训练样本修正经验模型参数,构建适用于大当量爆炸的针对不同类型建筑物的毁伤评估模型,并基于毁伤数据集中的验证样本测试模型性能,以期为大当量爆炸中建筑物毁伤情况的前预测和后“即评”提供满足一定精度要求的方法。

1 方 法

构建基于遥感影像的大当量爆炸建筑物毁伤评估模型,首先要构建能用于模型构建的毁伤数据集:选取训练和检验样本,并在一定精度要求下从样本的遥感影像中提取建筑物的毁伤信息,将这些信息转换为模型构建所需的数据。模型构建需要的毁伤数据包括定性数据和定量数据。定性数据包括建筑物类型和建筑物毁伤等级,定量数据包括爆炸的 TNT 当量和爆心距目标建筑物的距离。选用已发生的 8 个有遥感影像支持和有大量新闻数据报道的大型爆炸作为数据样本,通过查阅官方报告获取这些爆炸事件的 TNT 当量;通过遥感影像解译从爆炸前后的遥感影像中提取毁伤建筑物类型和毁伤等级,并通过网络大数据信息补充遥感图像中缺失的毁伤细节,细化和修正毁伤等级;通过地理信息系统(geographic

information system, GIS)空间分析等功能提取爆心距目标建筑物的距离, 构建大当量爆炸建筑物毁伤评估模型所需的毁伤数据集。而后利用毁伤数据集对已有的经验模型的参数进行修正, 提出了更适用于大当量爆炸建筑物的毁伤评估模型, 并对模型进行评价。该模型可以在仅知道爆心位置和爆炸 TNT 当量的情况下, 在一定精度范围内给出对各类型建筑物的各毁伤等级范围。本节会对构建毁伤数据集和模型构建与评价的方法作具体介绍, 研究流程如图 1 所示。

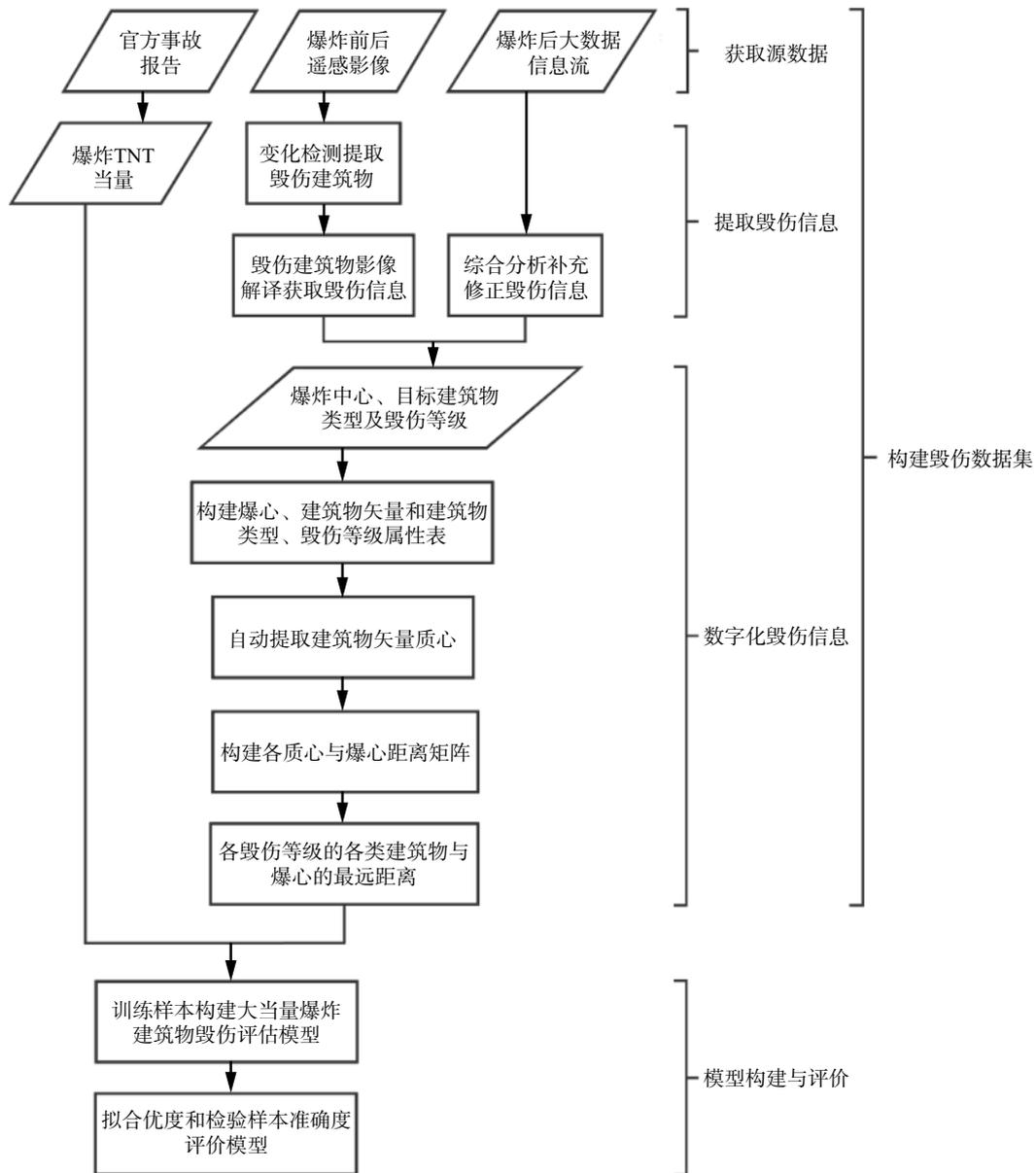


图 1 流程图
Fig. 1 Flow chart

1.1 提取毁伤信息

1.1.1 基于遥感影像的毁伤信息提取

基于遥感影像的毁伤信息提取是从图像中识别出构建模型所需的定性数据, 即建筑物类型和建筑物毁伤等级。TDA-Net^[11]是 Zhang 等自主构建的针对损毁建筑物的变化检测模型, 能够快速准确地识别遥感影像中受到损毁的建筑物, 输出受损毁建筑物的位置和轮廓。本文中, 采用变化检测方法 TDA-Net^[11], 初步对事故发生所在区域进行全幅遥感影像变化检测, 识别受到毁伤的建筑物并提取其位置和边界。

遥感影像目视解译具有在样本量极小的情况下达到较高精度水平的优点, 所以为保证精度, 对 TDA-Net 识别出的毁伤建筑物采用目视解译的方法对其类别和毁伤等级信息进行识别, 主要原理为通过对爆炸前后多张高分辨率遥感影像的对比和判读, 基于不同建筑物类型在遥感影像中表现出的特征, 判断此建筑物类型, 根据爆炸后建筑物毁伤特征, 基于建筑物目视解译毁伤等级标准判断毁伤等级。

(1) 建筑物类型

根据建筑物的抗压抗爆能力的差别, 毁伤评估中一般将建筑物分为砖木结构、砖混结构、工业厂房和钢混结构 4 种类型, 不同类型建筑物在遥感影像中呈现特定特征, 可用以判断建筑物类别。所选样本多数发生于工业区内, 从遥感影像来看多数为砖混结构和工业厂房, 为了保证结果的准确性, 选择砖混结构和工业厂房作为研究的重点。它们在遥感影像中有如下特征^[12]。

砖混结构: 在遥感影像上通常呈现出一种中等亮度和饱和度的灰色调, 纹理表现为小的斑点或线条, 屋顶表现为由屋顶覆盖物形成的线条或者花纹; 长方形或正方形; 阴影呈现梯形或三角形。

工业厂房: 在遥感影像上通常呈现出一片较明显的灰色区域; 矩形或者长方形, 形状比其他建筑物更规整; 阴影常位于工业厂房底部, 长度长、密度大、阴影颜色暗、亮度低。

(2) 毁伤等级

基于遥感影像确定建筑物的毁伤情况, 可以全局纵览整体把控建筑物的毁伤情况, 但也存在由于角度有限、多为俯视图而导致无法在目视解译中看清毁伤等级标准中细节的问题, 如墙体细小裂缝、窗户是否破碎等。所以, 在现行的 DB/T 75—2018《中华人民共和国地震行业标准》中《地震灾害遥感评估建筑物破坏》“单体建筑物破坏遥感解译标志”的基础上, 目视解译可识别的毁伤等级^[13]: 中度毁伤(原表列为局部倒塌)和重度毁伤(原表列为倒塌), 等级标准如表 1 所示。

1.1.2 基于大数据的毁伤信息补充

遥感影像多为正射影像, 在建筑物密集时很难识别到建筑物的真实毁伤情况, 且有的样本遥感影像成像时间距爆炸时间过长, 出现损毁建筑物已经被修缮的情况。为了解决这样的问题, 对每个样本搜集了大量网络图片、视频与新闻报道及官方报告, 利用大数据信息流补充毁伤信息, 提高数据精确度。

1.2 数字化毁伤信息

GIS 空间分析的主要目标是将基于高分辨率遥感影像解译和大数据信息分析获得的定性信息(建筑物类型、建筑物毁伤等级)转换为构建大当量爆炸建筑物毁伤评估模型需要的定量数据(目标建筑物与爆心的距离), 主要流程如下。

(1) 建立目标建筑物矢量图层: 以遥感影像为底图, 采用半自动矢量化方法建立目标建筑物面状矢量, 并根据定性信息增加其属性值“建筑物类型”和“毁伤等级”。

(2) 统计目标建筑物中心与爆点的距离: 使用 GIS 提取质心获得目标建筑物矢量中心点矢量, 建立爆点中心矢量, 使用 GIS 距离矩阵分析, 构建记录爆点中心到每一个目标建筑物矢量中心的距离属性表。

(3) 输出统计结果: 将上述距离属性表及其对应的建筑物类型和毁伤等级输出为一个 Excel 表格, 供模型构建使用。

(4) 构建参与模型构建的数据组: 对数据进行选取处理, 形成 8 组数据, 每组数据包含本训练样本或检验样本的 TNT 当量和 4 个炸药爆炸对本类目标造成本种毁伤等级的最大距离, 即距离爆心最远的中度毁伤的砖混结构与爆心间的距离, 距离爆心最远的重度毁伤的砖混结构与爆心间的距离, 距离爆心最远的中度毁伤的工业厂房与爆心间的距离, 距离爆心最远的重度毁伤的工业厂房与爆心间的距离。

1.3 经验模型

目前已经存在基于实验的常规炸药爆炸经验模型, 较常用的^[14]为:

$$r_a = k_a \sqrt{\omega} \quad (1)$$

式中: r_a 为炸药爆炸对目标造成破坏的最大距离, 即建筑物损毁最远距离, 超过这个距离时建筑物受到轻于该种程度的破坏, 单位为 m; ω 为 TNT 当量, 单位为 t; k_a 为待求系数。 k_a 为通过实验获得的经验值, 与目标类型、装药类型、爆炸环境和方式等诸多复杂难以量化的因素有关, 在大当量爆炸中使用以往的经

验值有较大的误差, 所以采用历史爆炸事故中提取到的 6 个训练数据表对参数进行修正, 得到符合大当量爆炸特性针对建筑物的毁伤评估模型。采用训练样本拟合优度和检验样本预测误差 2 种检验方法对模型精度进行评价。

表 1 建筑物目视解译毁伤等级标准

Table 1 Standard for visual interpretation of damage grade of buildings

建筑物类型 与毁伤等级	毁伤前影像	毁伤后影像	标准细则
砖混结构 中度毁伤			(1) 屋顶和楼板出现明显破损或塌陷, 形成明显洞口或凹陷; (2) 墙体出现明显裂缝; (3) 结构柱明显变形, 墙体倾斜
砖混结构 重度毁伤			(1) 屋顶或楼板出现严重破损, 楼层部分或全部垮塌; (2) 墙体部分或全部崩塌; (3) 结构柱断裂或严重变形, 墙体严重倾斜或移位
工业厂房 中度毁伤			(1) 屋顶破损但整体结构未受到影响; (2) 钢结构轻微变形或扭曲, 但并未断裂或明显变形; (3) 主体结构轻微倾斜或不平衡
工业厂房 重度毁伤			(1) 屋顶严重破损; (2) 钢结构出现明显脱离、断裂或腐蚀等情况; (3) 主体结构受到严重破坏, 部分或整体倒塌

2 实验与分析

2.1 构建设伤数据集

2.1.1 数据来源

数据的精度影响着空间分析的准确性以及模型的精度, 因此在众多爆炸事件中进行样本选择必须具有以下原则: (1) 具有清晰的爆炸前后遥感影像作为数据支撑; (2) 有政府部门的官方事故报告作为基础数据支撑; (3) 具有较大的社会影响, 在网络中有大数据信息流作为信息补充。基于此, 选用了 8 个有卫星图像支持和有大量新闻数据报道的大型爆炸作为数据样本, 如表 2 所示, 其卫星影像来源于 Google Earth 和 Bigemap, 事故详细资料来自于中华人民共和国应急管理部公开的事故及灾害调查报告、贝鲁特港口事故的详细调查报告和美国德克萨斯州韦斯特化工厂爆炸事故的详细报告, 大数据图文资料来自于人民网、新华网等国内外官方新闻媒体。

表 2 样本详情

Table 2 Sample details

样本	事故详情	发生时间	经纬度	TNT当量/t	爆炸前成像时间	爆炸后成像时间
训练样本1	河北省张家口市盛华化工有限公司爆炸	2018.11.28	40.75°N 115.00°E	0.5	2018.11	2018.12
训练样本2	山东省青岛市中石化东黄输油管道爆炸	2013.11.22	36.05°N 120.21°E	3	2013.03	2014.02
训练样本3	美国德克萨斯州韦斯特镇的韦斯特化工厂爆炸	2013.04.17	31.81°N 97.09°W	10	2012.10	2013.04
训练样本4	河南省三门峡市义马气化厂爆炸	2019.07.19	34.74°N 111.84°E	30	2019.03	2020.04
训练样本5	江苏省盐城市陈家港镇工业园区爆炸	2019.08.04	34.32°N 119.79°E	260	2018.03	2019.04
训练样本6	黎巴嫩贝鲁特港口爆炸	2020.08.04	33.90°N 35.52°E	620	2020.07	2020.08
检验样本1	江苏省连云港市堆沟港镇化工园爆炸	2017.12.09	34.42°N 119.78°E	10	2017.09	2018.03
检验样本2	天津市滨海新区天津港爆炸	2015.08.12	39.04°N 117.74°E	450	2015.05	2015.08

2.1.2 提取毁伤信息

(1) 基于遥感影像获取的毁伤信息

采用变化检测方法 TDA-Net 初步对事故发生所在的全幅遥感影像进行变化检测, 识别毁伤建筑物并提取其位置和边界。根据 1.1.1 节中判断建筑物类型和毁伤等级的准则, 按照目视解译的一般流程和方法, 对比爆炸前后的遥感影像, 提取 8 个样本影像中毁伤建筑物中目标建筑物(类型为工业厂房或砖混结构, 毁伤等级在中度及以上的毁伤建筑物)的类型和毁伤等级。

(2) 基于大数据修正的毁伤信息

对 8 个样本进行大数据搜集, 利用大数据信息流补充毁伤信息。选用训练样本 6 和检验样本 1 作为典型案例, 介绍基于大数据补充毁伤信息的流程与要点。

①训练样本 6: 黎巴嫩贝鲁特港口爆炸事故

黎巴嫩贝鲁特港口外的居民建筑物密集度极高, 搜集到的遥感影像多为正射影像, 缺失建筑物侧面毁伤信息, 丢失毁伤细节。鉴于此, 全网范围搜索相关图片、视频并获取其位置信息, 对有效图片逐张确认其内建筑物所在位置及建筑物类型与毁伤等级, 补充遥感影像解译的毁伤等级。

搜集图片: 使用图片爬虫技术在谷歌和百度图库中全网范围搜索关键词为“黎巴嫩爆炸”、“贝鲁特爆炸”的图片和视频并读取记录其来源中的位置信息, 清洗筛选其中带有毁伤建筑物的有效资料。

基于图片确定毁伤建筑物位置、建筑物类型和毁伤等级: 根据图片或视频中的建筑物地理位置信息以及图片内容信息, 如建筑物的名称标牌、标志性建筑物与其相对位置、标志性地物(如海岸线)与其相对位置等, 在遥感影像中确定其对应位置, 并基于图片中的细节毁伤信息修正建筑物毁伤等级。

如图 2 所示, 根据相对位置确定建筑物在遥感影像上的位置, 由网络图片判定该建筑物非遥感影像所见的未毁伤而是中度毁伤。如图 3 所示, 根据视频对建筑物的报道获得建筑物名字, 在 Google 地图搜索后确定其在遥感影像上的位置, 由视频判定该建筑物非遥感影像所见未毁伤而是中度毁伤。如图 4

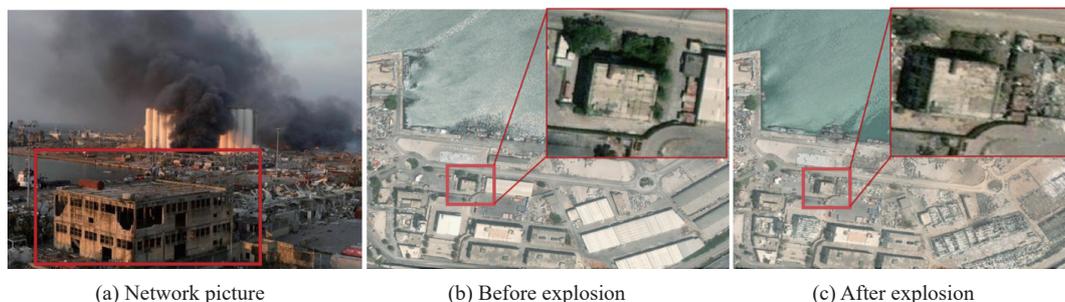


图 2 砖混结构建筑物 1

Fig. 2 Brick and concrete structure building 1

所示, 根据视频对建筑物的报道获得建筑物名字, 在 Google 地图搜索后确定其在遥感影像上的位置, 在遥感影像上模糊不清, 但由视频判定该建筑物是中度毁伤。如图 5 所示, 根据图 5(a) 中框选的建筑物特殊三角结构, 在遥感影像上确认其位置, 由网络图片判定其非遥感影像所见的中度毁伤而是重度毁伤。

②检验样本 1: 江苏省连云港市堆沟港镇化工园爆炸事故

化工园爆炸的遥感影像成像时间距爆炸时间过长, 爆炸后的损毁建筑物已经被修缮, 所以搜集了官方报告和视频, 找到了无人机拍摄的爆炸后第一时间的影像。工业厂区建筑物各有特点并不密集, 可以直接确定各建筑物所在位置, 如图 6 所示。

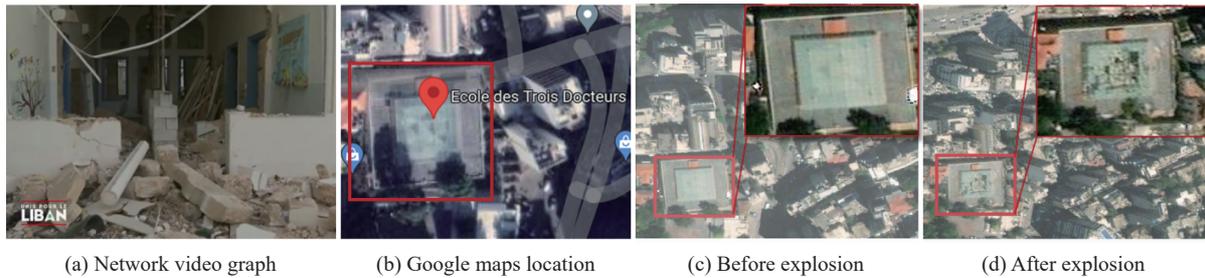


图 3 砖混结构建筑物 2

Fig. 3 Brick and concrete structure building 2



图 4 砖混结构建筑物 3

Fig. 4 Brick and concrete structure building 3

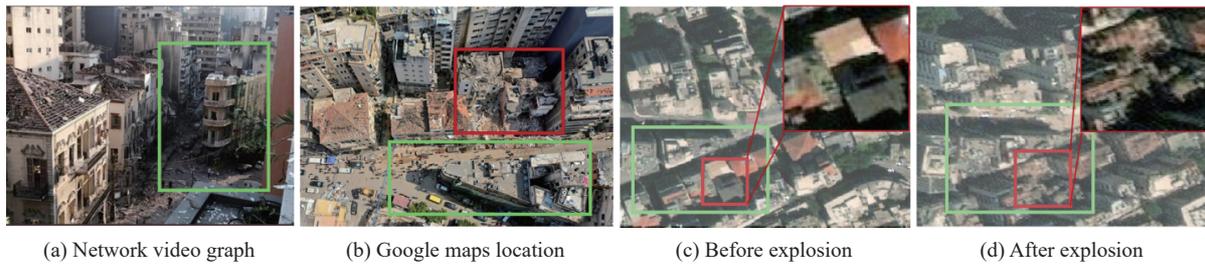


图 5 砖混结构建筑物 4

Fig. 5 Brick and concrete structure building 4



图 6 连云港化工园爆炸图像

Fig. 6 Images of the explosion at Lianyungang Chemical Industry Park

将提取和修正的目标建筑物的类型和毁伤等级数字化为构建模型所需的数据, 对 8 个样本进行同流程操作, 得到 8 组数据, 每组数据包含本训练样本的 TNT 当量和 4 个炸药爆炸对本类目标造成本种毁伤等级的最大距离, 组成大当量爆炸建筑物毁伤评估模型构建所需的毁伤数据集, 并将此数据集按照 3 : 1 的比例分为训练样本和检验样本。

2.2 大当量爆炸建筑物毁伤评估模型构建

使用 Matplotlib 对所得的毁伤数据按照式 (1) 进行参数拟合, 得到适用于中度毁伤的砖混结构、重度毁伤的砖混结构、中度毁伤的工业厂房、重度毁伤的工业厂房的毁伤评估模型。下述所有模型系数具有针对性, 对应的系数在对应的建筑物类型和建筑物毁伤等级评估方面有较好效果, 但在非本类型建筑物和本毁伤等级评估方面并没有较好表现, 且取值依赖于量纲, 使用时需注意适用范围并明确模型所涉及物理量的量纲与本文中的描述一致, r_a 为炸药爆炸对目标造成破坏的最大距离, 单位为 m; ω 为 TNT 当量, 单位为 t。

(1) 砖混结构建筑物毁伤的评估模型为:

$$r_a = \begin{cases} 40.64 \sqrt{\omega} & \text{中度毁伤} \\ 25.85 \sqrt{\omega} & \text{重度毁伤} \end{cases} \quad (2)$$

拟合曲线如图 7 所示。

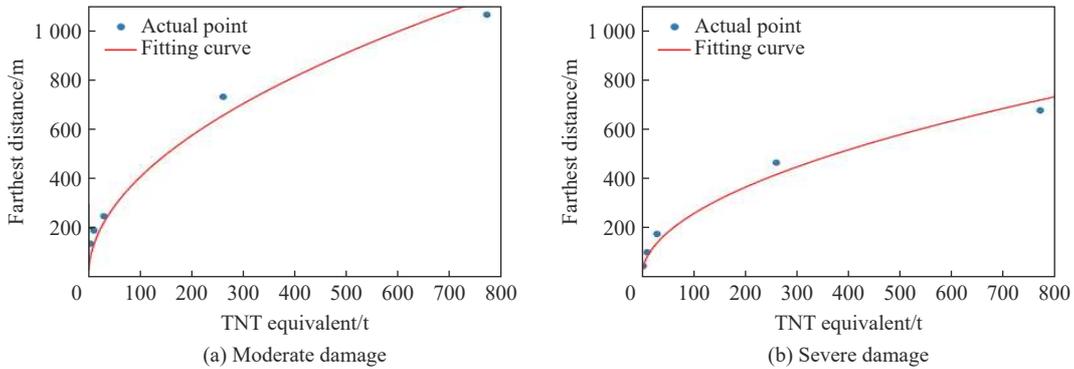


图 7 砖混结构建筑物中度和重度毁伤评估模型拟合曲线

Fig. 7 Model fitting curves of moderate and severe damage predictions for brick and concrete structure

(2) 工业厂房毁伤的评估模型为:

$$r_a = \begin{cases} 54.05 \sqrt{\omega} & \text{中度毁伤} \\ 39.11 \sqrt{\omega} & \text{重度毁伤} \end{cases} \quad (3)$$

拟合曲线如图 8 所示。

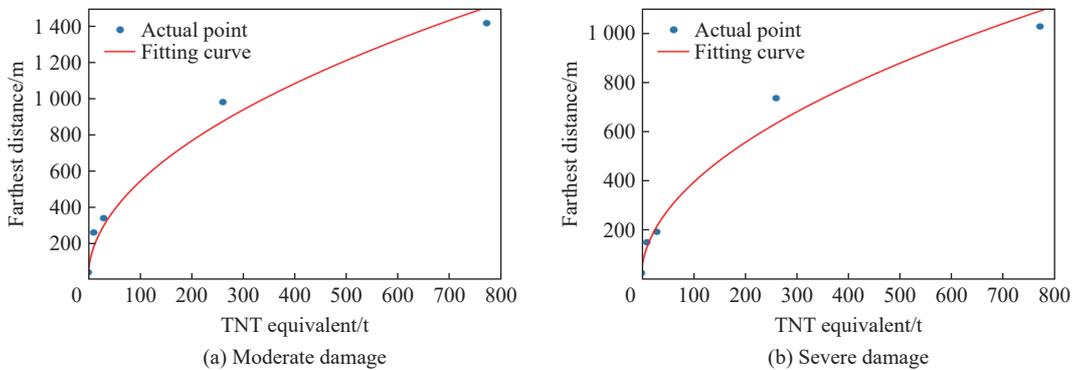


图 8 工业厂房中度和重度毁伤评估模型拟合曲线

Fig. 8 Model fitting curves of moderate and severe damage predictions for industrial building

2.3 模型评价

采用拟合优度和检验样本预测误差 2 种检验方法,对模型精度进行评价。各训练样本原始值、预测值、准确度和拟合优度如表 3 所示。

表 3 训练样本数据
Table 3 Training sample data

样本	TNT当量/t	砖混结构中度毁伤			砖混结构重度毁伤			工业厂房中度毁伤			工业厂房重度毁伤		
		y/m	\hat{y} /m	p/%									
1	0.5							45	38	84.44	30	28	93.33
2	3	141	70	49.65	50	45	90.00						
3	10	192	129	67.19	105	82	78.10	263	171	65.02	154	124	80.52
4	30	252	223	88.49	180	142	78.89	343	296	86.30	195	214	90.26
5	260	733	655	89.36	468	417	89.10	980	872	88.98	735	631	85.85
6	770	1065	1128	94.08	677	717	94.09	1417	1500	94.12	1025	1085	94.15
R^2 /%		96.97			97.80			97.74			97.86		

注: y为原始值, \hat{y} 为预测值; p为准确度, $p=1-|\text{相对误差}|$;

拟合优度由 R^2 度量, $R^2=1-\text{残差平方和}/\text{总平方和}=1-\Sigma(\text{原始值}-\text{预测值})^2/\Sigma(\text{原始值}-\text{原始值均值})^2$ 。

模型拟合优度均在 96% 以上,满足模型拟合基本要求。各检验样本原始值、预测值、准确度如表 4。

表 4 检验样本数据
Table 4 Test sample data

样本	TNT当量/t	砖混结构中度毁伤			砖混结构重度毁伤			工业厂房中度毁伤			工业厂房重度毁伤		
		y/m	\hat{y} /m	p/%									
1	10	130	129	99.23	96	82	85.42	157	171	91.08	107	124	86.29
2	450	895	862	96.31	473	548	84.14	988	1147	83.91	716	830	86.27
p_{mean} /%		97.77			84.78			87.49			86.28		

注: p_{mean} 为平均准确度。

检验样本准确度均在 84% 以上,整体上处于可以接受的范围内。

部分训练样本评估准确度过低,主要有 3 个原因:(1)模型本身存在误差,原始模型形式仅考虑 TNT 当量、距爆心的距离和建筑物类型,没有考虑到建筑物质量、建筑物相对位置关系(遮挡关系)、使用年限等建筑物本身条件,也没有考虑到地形地貌、风向风速等自然条件,导致构建的模型精度不够;(2)样本数量少,满足大当量爆炸条件的大型爆炸事故并不多,且爆炸所处的区域多为工业区,存在建筑物类型不全、建筑物密度不够等问题,导致取样阶段“最大距离”出现大幅度偏差;(3)遥感图像目视解译依靠于解译者的先验知识,可能存在识别误区。在后续研究中,会针对这些问题加以改进。

3 结 论

面对大当量爆炸建筑物毁伤评估领域中存在的问题,建立了耦合力学经验模型的基于遥感影像和大数据信息的大当量爆炸建筑物毁伤评估模型。首先,基于大当量爆炸的具体历史案例构建了毁伤数据集,具体指基于遥感影像提取建筑物毁伤信息,辅助大数据信息补充毁伤细节,利用 GIS 空间分析数字化毁伤信息,构成毁伤数据集。然后,基于毁伤数据集中的训练样本修正经验模型参数,构建了适用于大当量爆炸的针对不同类型建筑物的毁伤评估模型,并基于毁伤数据集中的验证样本测试了模型性能。该模型仅在已知爆炸当量的情况下,可在一定精度范围内推算砖混结构和工业厂房 2 种类型建筑物所受到的中度、重度毁伤范围,即在输入爆炸当量和爆心位置后,本模型将输出砖混结构和工业厂房

2 种类型建筑物所受到中度、重度毁伤的最远距离。模型拟合优度均在 96% 以上, 检验样本准确度在 84% 以上, 误差在可接受的范围内。

本文也存在一些问题, 一方面, 遥感影像目视解译的准确性依赖于解译者的经验以及时间成本较高等, 后续会开展智能自动化遥感影像毁伤信息提取和大数据信息补充的研究, 以完善模型; 另一方面, 数据量不够, 本文对数据要求较高, 需要从真实爆炸事件中获取毁伤信息提取毁伤数据, 具体来说, 需要积累大量真实大当量爆炸事件, 且这些事件要满足爆炸当量较大且建筑物密度达到一定要求、有官方出具的或真实可靠的 TNT 当量、有毁伤前后的遥感或大数据影像且毁伤后影像拍摄时间与爆炸发生时间不能相距太久等诸多要求, 数据较难获得, 后续会开展数据模拟和与有关部门联络获取数据等方法继续完善数据。本模型在后续数据量增长的情况下会有更好的表现。

参考文献:

- [1] 张连玉, 汪令羽, 苗瑞生. 爆炸气体动力学基础 [M]. 北京: 北京工业学院出版社, 1987: 425–426.
- [2] 周子钦. 基于多时相图像的打击效果评估技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2020: 40–45. DOI: [10.27157/d.cnki.ghzku.2020.006392](https://doi.org/10.27157/d.cnki.ghzku.2020.006392).
ZHOU Z Q. Study of damage effect assessment based on multi-temporal image [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020: 40–45. DOI: [10.27157/d.cnki.ghzku.2020.006392](https://doi.org/10.27157/d.cnki.ghzku.2020.006392).
- [3] 张军. 多时相图像检测方法及其在毁伤评估系统中的应用 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008: 17–18.
ZHANG J. Processing method of multi-temporal remote sensing images and the use in damage assessment [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2008: 17–18.
- [4] SIRMACEK B, UNSALAN C. Damaged building detection in aerial images using shadow information [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies. Istanbul: IEEE, 2009: 249–252. DOI: [10.1109/RAST.2009.5158206](https://doi.org/10.1109/RAST.2009.5158206).
- [5] 王威. 基于图像理解的打击效果评估系统研究与实现 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2015: 9–13.
WANG W. Research and implementation of battle damage assessment system based on image understanding [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015: 9–13.
- [6] 勾涛. 基于图像分析的毁伤评估系统关键技术研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2019: 5–6.
GOU T. Research on key technologies of damage assessment system based on image analysis [D]. Changchun: Jilin University, 2019: 5–6.
- [7] 孔祥锡, 秦闻远, 苏飘逸, 等. 基于深度学习及模糊层次分析的毁伤评估算法 [J]. 航空学报, 2023, 40: 1–18.
KONG X X, QIN W Y, SU P Y, et al. Damage assessment algorithm based on deep learning and fuzzy analytic hierarchy process [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 40: 1–18.
- [8] 中国人民解放军总装备部军事训练教材编辑工作委员会. 核爆炸物理概论 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2003: 51–55.
- [9] 李秦超, 姚成宝, 程帅, 等. 神经网络状态方程在强爆炸冲击波数值模拟中的应用 [J]. 爆炸与冲击, 2023, 43(4): 044202. DOI: [10.11883/bzycj-2022-0222](https://doi.org/10.11883/bzycj-2022-0222).
LI Q C, YAO C B, CHENG S, et al. Application of the neural network equation of state in numerical simulation of intense blast wave [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2023, 43(4): 044202. DOI: [10.11883/bzycj-2022-0222](https://doi.org/10.11883/bzycj-2022-0222).
- [10] GLASSTONE S, DOLAN P J. The effects of nuclear weapons [R]. USA: Defense Technical Information Center, 1977: 453–501. DOI: [10.21236/ada087568](https://doi.org/10.21236/ada087568).
- [11] ZHANG H M, WANG M C, ZHANG Y X, et al. TDA-Net: a novel transfer deep attention network for rapid response to building damage discovery [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3687. DOI: [10.3390/rs14153687](https://doi.org/10.3390/rs14153687).
- [12] 孙家柄. 遥感原理与应用 [M]. 3 版. 武汉: 武汉大学出版社, 2013: 174–176.
SUN J B. Principles and applications of remote sensing [M]. 3rd ed. Wuhan: Wuhan University Press, 2013: 174–176.
- [13] 全国地震标准化技术委员会. 中华人民共和国地震行业标准: DB/T 75—2018 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2019.
- [14] 卢芳云, 李翔宇, 田占东, 等. 武器毁伤与评估 [M]. 北京: 科学出版社, 2021: 93–152.

(责任编辑 张凌云)