爆 炸 与 冲 击
Explosion and Shock Waves
DOI：10.11883/bzycj-2025-0238

基于物理信息及数据融合驱动的复杂街区爆炸荷载快速计算方法*

黄阳[1]，罗定坤[1]，陈素文[1,2]

（1.同济大学土木工程学院，上海 200092；
2. 同济大学土木工程防灾减灾全国重点实验室，上海 200092）

摘 要：快速准确地评估复杂街区爆炸荷载对实现高效结构抗爆设计及灾后损伤评估具有重要意义，然而传统经验公式、物理模型及数值模拟方法难以兼顾计算效率与预测精度，而现有深度学习爆炸荷载预测模型尚难以用于复杂街区场景。为实现复杂街区爆炸荷载快速准确计算，提出了一种物理信息与数据融合驱动的复杂街区爆炸荷载预测方法，其基本思想是“空间分区、逐步推理”策略，分别针对“起爆街道”和“非起爆街道”构建快速网络预测模型，并通过各街道间的边界压力协同工作。两种网络预测模型通过分别引入镜像爆源方法和信号距离场、能量密度因子融合流场关键物理特征，并分别采用 3D-UNet 网络、2D-UNet 联合 3D-UNet 组成的级联网络作为架构。基于验证后的数值模拟方法生成了两种网络的目标数据，并开展了对应模型训练。模型预测性能的评估结果表明：该方法能够准确预测复杂街区压力场的时空演化过程，在起爆街道和非起爆街道中的流场预测结果较数值模拟结果的相对误差在 20%以内，并有效描述了流场中指定位置的压力时程。双网络协同方法的推理耗时约为对应数值模拟方法计算时间的 2%，单一时刻流场数据存储代价小于对应 D3PLOT 文件的 0.2%，显著降低了计算与数据存储代价。研究为大型复杂街区爆炸荷载快速评估提供了新方法，可为城市建筑抗爆设计和评估提供高效决策支持。

关键词：复杂城市街区；爆炸荷载；镜像爆源法；能量密度因子；深度学习

中图分类号：O381　　**国标学科代码：**13035　　**文献标识码：**A

A physics-information and data fusion-driven method for rapid prediction of blast loads in complex urban environments

HUANG Yang[1], LUO Dingkun[1], CHEN Suwen[1,2]

(*1. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;*
2. State Key Laboratory of Disaster Reduction in Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Rapid and accurate assessment of blast loads in complex urban blocks is critical for efficient blast-resistant structural design and post-disaster damage evaluation. However, traditional methods, including empirical formulas, physical models, and numerical simulations, struggle to simultaneously achieve high computational efficiency and prediction accuracy. Furthermore, existing deep learning-based blast load prediction models are hard to be applied in complex urban block scenarios. To achieve rapid and accurate assessment of blast loads in complex urban street blocks, a physics-information and data fusion-driven method is proposed. The core idea of the method is a “spatial partitioning and progressive inference” strategy, which involves constructing

*收稿日期：2025-08-08；　修回日期：2025-10-10；
基金项目：国家自然科学基金（52578603）；学科交叉联合攻关（2023-2-ZD-05）；上海市科委“科技创新行动计划”（22dz1202900）；
第一作者：黄　阳（1999－　），男，博士研究生. E-mail: 2210010@tongji.edu.cn；
通信作者：陈素文（1974－　），女，教授，博士生导师. E-mail: swchen@tongji.edu.cn。

distinct rapid prediction models for “the detonation street” and “non-detonation streets.” These models then collaborate synergistically via their shared boundary pressures to predict the spatiotemporal evolution of the pressure field across the entire urban block. The two network models incorporate the results from method of images, signed distance fields, and energy density factors to integrate key physical features of the flow field. For the architectures, the two models adopt a 3D-UNet and a cascaded network composed of a 2D-UNet and a 3D-UNet, respectively. The target outputs for both networks were generated using a validated numerical simulation method, which were then used to train the models. Evaluation of the model’s predictive performance demonstrates that the proposed method accurately predicts the spatiotemporal evolution of the pressure field. The relative error between the predicted flow field and numerical simulation results is within 20% in both detonation and non-detonation streets. Moreover, the method effectively captures the pressure-time histories at specified locations. The inference time of the proposed dual-network collaborative method is approximately 2% of the computation time of the corresponding numerical simulation, and the flow field storage cost for a single time step is less than 0.2% of a D3PLOT file, thereby significantly reducing computational and storage costs. The research provides a novel method for the rapid assessment of blast loads in large-scale, complex urban blocks, offering efficient decision-making support for the blast-resistant design and evaluation of urban buildings.

Keywords: complex urban environment; explosion load; method of images; energy density factor; deep learning

因恐怖袭击或意外引起的城市街区爆炸事故不仅会造成人员伤亡，还可能导致周边建筑结构损伤及建筑维护体系失效，产生玻璃飞溅等二次伤害，甚至诱发结构连续性倒塌，造成严重财产损失。快速准确地评估城市街区场景爆炸荷载，对结构抗爆设计、灾后损伤评估及应急救援规划具有重要意义。

受爆炸冲击波反射、绕射及建筑结构空间约束的耦合影响，城市街区场景中的爆炸荷载往往表现出多种特征。直街道的“通道效应”会显著增强沿街方向的荷载冲量[1]-[3]，十字形及 T 型路口场景中的“泄压效应”能有效降低爆炸荷载[1], [4]。此外，建筑物间的“遮蔽效应”能够进一步降低远离爆源建筑所受荷载[5]-[7]。在实际的城市场景中，街区布局通常为多种街道形态的融合，因此爆炸荷载通常表现为多种特征的耦合结果。随着街道形态及其组合复杂度的提升，采用非数值方法准确计算街区爆炸荷载的难度显著增加。

计算爆炸荷载的传统方法包括经验公式、物理模型和数值模拟，然而，这些方法在处理复杂街区爆炸场景时，尚无法以低计算代价获取高精度荷载。经验公式方法[8], [9]对自由场、近地面爆炸及考虑单一障碍物的场景表现出较高适用性，然而其难以考虑复杂街区场景中不同建筑对爆炸流场的耦合影响。物理模型，如镜像爆源方法[10]-[12]，基于计算假设简化了冲击波传播过程，降低了求解爆炸流场的难度，然而其计算假设也限制了模型的极限精度。数值模拟方法对不同街区场景均有较好的适用性，然而其往往对应较高的计算代价。近年来，逐渐兴起的深度学习方法为爆炸荷载快速计算提供了新的思路，多层感知机[13]-[15]、卷积网络[16], [17]、Transformer [18]、图神经网络[19]-[21]等多种网络架构被逐步应用于爆炸场景中，并表现出良好的适用性。然而，已提出模型多聚焦于预测二维及三维爆炸场景中不同荷载特征参数或特定区域荷载时程[15], [22]，无法直接用于全域流场时空演化过程预测。现有研究主要基于自迭代图神经网络[19], [20]和超分辨率模型[17]实现流场演化预测。然而，自迭代模型预测精度在非完全约束场景中随迭代步数增加呈下降趋势，难以保证模型在长持时预测问题中的适用性；而超分辨率模型需依赖低分辨率数值模拟作为其先验输入，无法独立实现流场预测。

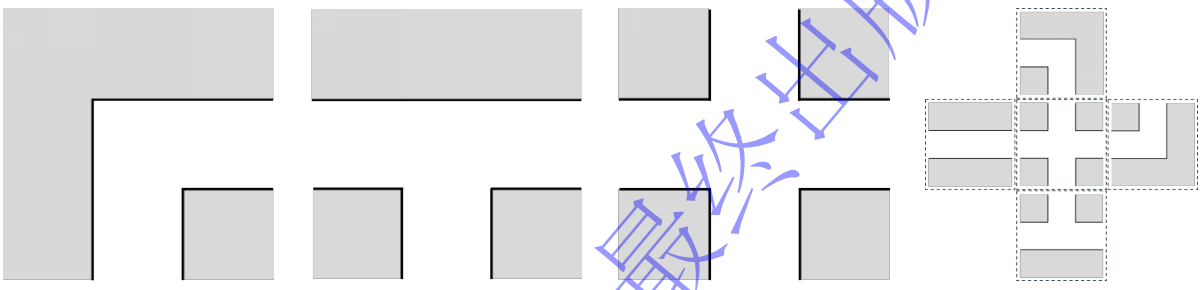
为实现复杂街区场景爆炸压力场演化过程的高效计算，本研究提出了一种基于流场物理信息与数据融合驱动的爆炸荷载预测方法。该方法基于“空间分区、逐步推理”策略，构建了由“起爆街道预测模型”和“非起爆街道预测模型”组成的双网络协同预测框架。两种模型通过引入基于镜像爆源法、信号距离场及能量密度因子等物理模型描述的关键流场物理特征并采用多层卷积网络作为

架构，分别对“起爆街道”和“非起爆街道”流场进行预测，基于街道边界压力协同工作，最终实现街区全域压力场时空演化预测。基于验证后数值模拟方法，构建了对应两种模型的目标数据。基于数据驱动方法开展模型训练后，对所提出方法在复杂街区爆炸场景下的预测性能进行了验证，并将其计算与数据存储代价同传统数值模拟进行对比。本研究成果为不采用数值模拟的前提下实现复杂街区爆炸流场快速预测提供了新的解决方案，可为建筑结构在对应场景下的抗爆设计、灾后快速损伤评估及应急救援决策提供依据。

1 复杂街区爆炸荷载快速计算方法

1.1 方法介绍

现实中的城市街区可视作直街道、十字街道等多种街道形式在空间中的组合，且不同街道形式在组合时并不一定满足正交关系。为简化问题，本研究将现实街区抽象为由 L 形街道、十字街道及 T 形街道三种典型街道以路口拼接方式组合而成，如图 1 所示。图 1(a)-(c)展示了不同的典型街道平面图，图 1(d)展示了由典型街道组合而成的复杂街区。



(a) L-intersection (b) T-intersection (c) Crossroads (d) Complex block

图 1 典型街道及复杂街区的平面示意图

Fig.1 Layout diagrams of typical streets and complex block

当爆炸发生在复杂街区场景中时，冲击波首先在起爆点所在街道扩散，之后经过路口扩散至非起爆街道。为实现复杂街区场景爆炸荷载快速预测，本研究提出“空间分区、逐步推理”策略，采用 “起爆街道预测模型”和“非起爆街道预测模型” 两种深度学习模型，构成双网络协同预测框架，如图 2 所示。“起爆街道预测模型”用于预测起爆点位所在街道的压力场演化过程，模型接收基于镜像爆源算法计算得出的多时刻低精度压力场，并融合基于信号距离场记录的场景空间信息，输出特定时刻起爆街道的压力场；“非起爆街道预测模型”用于预测非起爆点位所在街道的压力场演化过程，模型接收来自前者模型在二维流场边界上的预测结果及场景的能量密度因子，输出特定时刻非起爆街道的压力场。在推理时，“起爆街道预测模型”和“非起爆街道预测模型”基于边界压力协同工作，将压力场在空间中由近及远地逐步推进，进而实现整个压力场演化过程预测。模型的目标数据输出为对应场景下高精度数值模拟计算结果。由于镜像爆源算法结果、信号距离场、能量密度因子的计算不依赖于数值模拟，因此模型的推理过程可在不开展数值模拟的前提下进行。

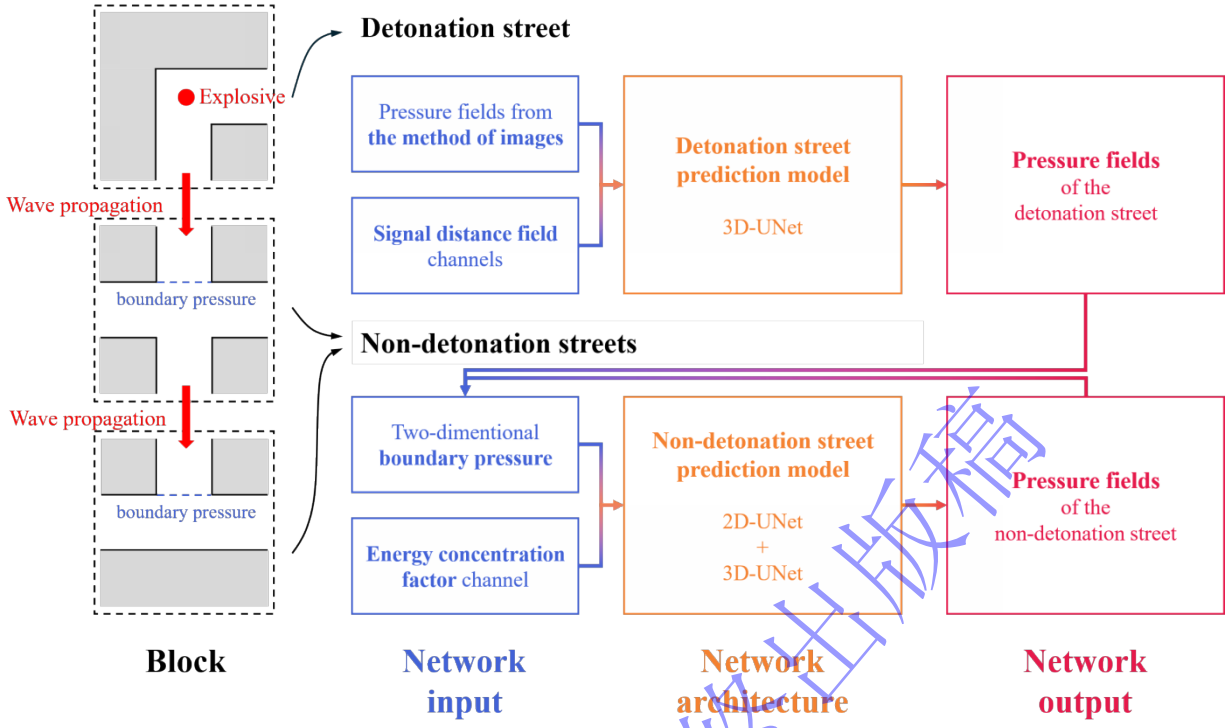


图 2 双网络协同预测框架

Fig.2 Dual-network collaborative prediction framework

以下对“起爆街道预测模型”、“非起爆街道预测模型”及模型的“目标数据输出”分别展开介绍：

1.2 起爆街道预测模型

起爆街道预测模型用于对起爆点所在街道开展预测。图 3 展示了该模型的推理过程，包括“前处理”“计算模型”“后处理”三个部分。为实现 t_i 时刻爆炸流场预测，在前处理部分，基于镜像爆源法计算对应目标场景的 t_{i-1}~t_{i+3} 五个时刻低精度压力场，基于双通道信号距离场记录目标场景的几何信息，将多时刻压力场与信号距离场合并后作为“计算模型”部分的网络输入。在计算模型部分，基于三层 3D-UNet 网络的 U 型编码器-解码器网络架构实现数据映射，并输出指定 t_i 时刻的起爆街道压力场。模型的输入、输出均采用三维张量形式。图 3 中以[C, X, Y, Z]格式展示了单批次数据输入时对应不同网络模块的张量维度，其中 C 表示通道数量，X、Y、Z 表示对应各方向的数据个数。网络的输入为七通道三维张量，由来自五个时刻镜像爆源法的压力通道及两个信号距离场通道组合而成。网络的输出为单通道三维张量，作为目标时刻的起爆街道压力场预测结果。在后处理部分，基于模型输出，可获取指定平面的流场二维切片及指定测点的荷载时程。

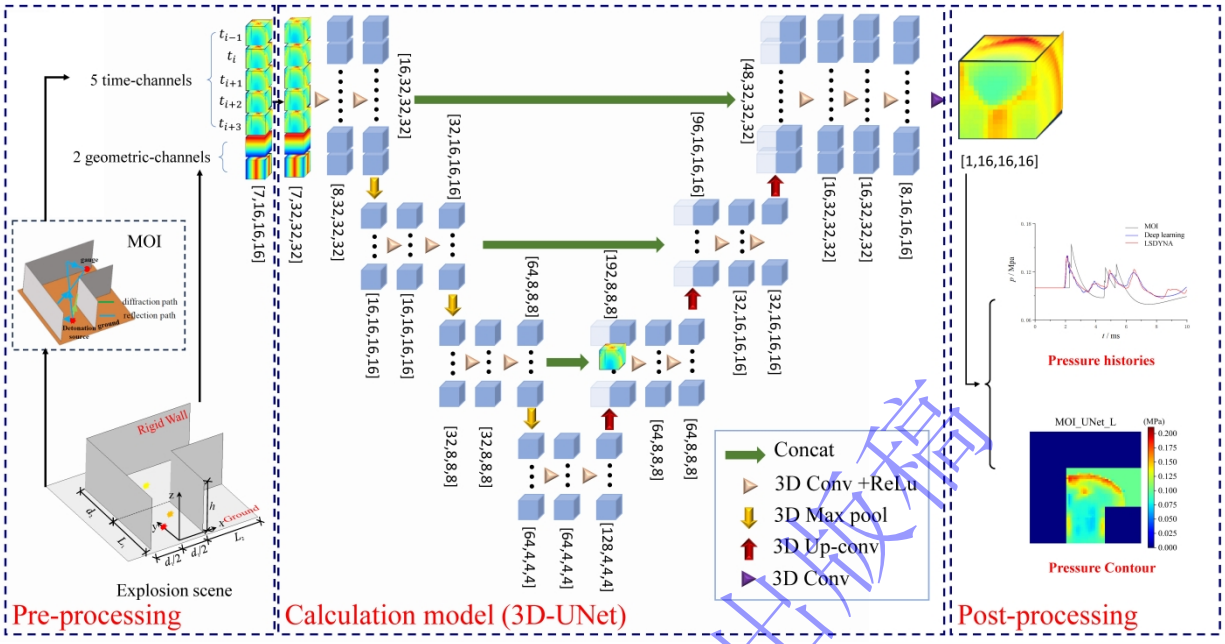


图 3 起爆街道预测模型的推理过程

Fig.3 Inference procee of the detonation street prediction model

1.2.1 物理机制引入

合理选择与目标输出强相关的物理信息并将其作为模型输入，是提升深度学习模型训练稳定性与预测性能的有效手段。为此，本研究采用镜像爆源法与信号距离场为起爆街道预测模型模型引入基于物理机制的信息描述，具体如下：

（1）镜像爆源法

镜像爆源算法可基于炸点位置和场景信息实现低精度压力场快速计算，其核心假设是将目标点的压力时程视作原爆源和镜像爆源的荷载时程叠加结果。图 4 展示了一条基于镜像爆源法的单次反射冲击波传播路径，其中 I_1 为单次反射对应的镜像点，其下标表示反射时的壁面。假设所有镜像点具有与原始爆源相同的炸药当量，通过叠加原爆源和所有镜像爆源产生的荷载时程，即可获得目标点的荷载时程。

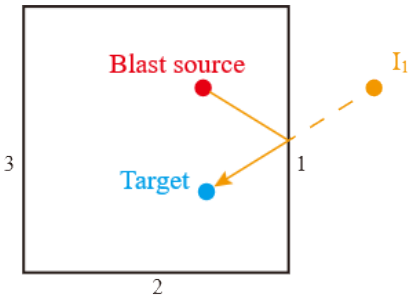


图 4 镜像爆源算法示意图

Fig.4 Diagram of the method of images algorithm

由爆源 I_i 产生的超压时程 $\Delta p_i(t)$可用 Friedlander 方程描述，即

$$\Delta p_i(t)=\Delta p_{\mathrm{m}}\left(1-\frac{t-t_{\mathrm{a}}}{t_{\mathrm{d}}}\right)\exp\left[-\frac{a(t-t_{\mathrm{a}})}{t_{\mathrm{d}}}\right]\#(1)$$

式中，Δp_{m} 为峰值入射超压；t 为当前时刻；t_{a} 为冲击波到达时间，可表示为 Δp_{m} 的函数[23]；t_{d} 为冲击波正压持续时间；a 为准降系数。本研究采用 Henrych [24]提出的

Δp_m、t_d经验公式及 Wu [25]提出的 a 经验公式以确定单一爆源产生的超压时程，各公式形式可从对应文献中查得。对冲击波绕射的考虑可在确定各参数时将冲击波传播距离乘以基于绕射角度的修正系数实现[10]。在获取所有爆源在目标点产生的时程后，可基于 Low Altitude Multiple Burst 模型[10]对超压时程进行叠加，实现目标点压力时程计算：

$$\overline{\rho} = \rho_0 + \sum_{i=1}^{n}(\rho_i - \rho_0) \#(2)$$

$$\overline{\boldsymbol{u}} = \frac{1}{\overline{\rho}}\sum_{i=1}^{n}\rho_i \boldsymbol{u_i} \#(3)$$

$$p = p_0 + \sum_{i=1}^{n}\Delta p_i + 1.2\cdot\left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\rho_i|\boldsymbol{u_i}|^2 - \frac{1}{2}\overline{\rho}|\overline{\boldsymbol{u}}|^2\right) \#(4)$$

式中，ρ 及$\boldsymbol{u_i}$为对应爆源 i 波阵面后介质密度及速度，两者均可视作 Δp_m 的函数[23]；ρ_0 为初始空气密度。$\overline{\rho}$、$\overline{\boldsymbol{u}}$及 p 分别为目标测点处的介质密度、速度及压力。

镜像爆源法可实现对场景内压力场演化过程的快速估算。考虑到镜像爆源算法对冲击波到达时间的计算依赖经验公式，与数值模拟结果存在时序偏差，因此在预测 t_i 时刻的压力场时，将 t_{i-1}~t_{i+3} 五个连续时刻的镜像爆源压力场一并作为输入，以强化模型对波传播过程的感知能力[28]。

（2）信号距离场

信号距离场用于记录空间中不同位置距离场景中几何表面的最近距离，进而量化空间的几何信息，强化网络的空间感知能力[17]。在本研究中，采用双通道信号距离场，其中第一个通道为平面信息通道，记录了各测点在 xy 平面内到最近几何体表面的距离；第二个通道为高度信息通道，记录了各测点相对于地面的高度。

1.2.2 网络架构

本研究选择 3D-UNet [26]作为起爆街道模型的网络架构，如图 3 所示。该网络基于 UNet [27]框架，采用了 UNet 网络经典的编码器-解码器对称结构，通过三维卷积核实现空间特征提取。在编码路径上，网络采用层级下采样捕获多尺度数据关系，解码路径则通过转置卷积逐步恢复张量分辨率，并利用跳跃连接融合特征以提升精度。

1.3 非起爆街道预测模型

非起爆街道预测模型用于实现非起爆街道内压力场预测。图 5 展示了该模型的推理过程，包括“前处理”“计算模型”“后处理”三个部分。为实现 t_i 时刻爆炸流场预测，在前处理部分，基于起爆街道预测模型，可获得非起爆街道与起爆街道拼接处 t_i 时刻的二维边界压力场。在计算模型部分，非起爆街道预测模型由一个 2D-UNet 与一个 3D-UNet 级联组合而成。2D-UNet 接收街道边界压力，并通过扩充通道数量将其映射为通道数与各维度数相等的三维张量；3D-UNet 的网络架构与起爆街道预测模型中的架构一致，网络接收 2D-UNet 处理过的边界压力场，并融合记录了场景对应的能量密度因子与位置信息的双通道三维张量，因此其输入为三通道三维张量。网络输出为单通道三维张量，作为目标时刻的非起爆街道压力场预测结果。在后处理部分，基于 3D-UNet 输出的三维场景压力场，可获取指定时刻的压力分布及指定测点的压力时程。

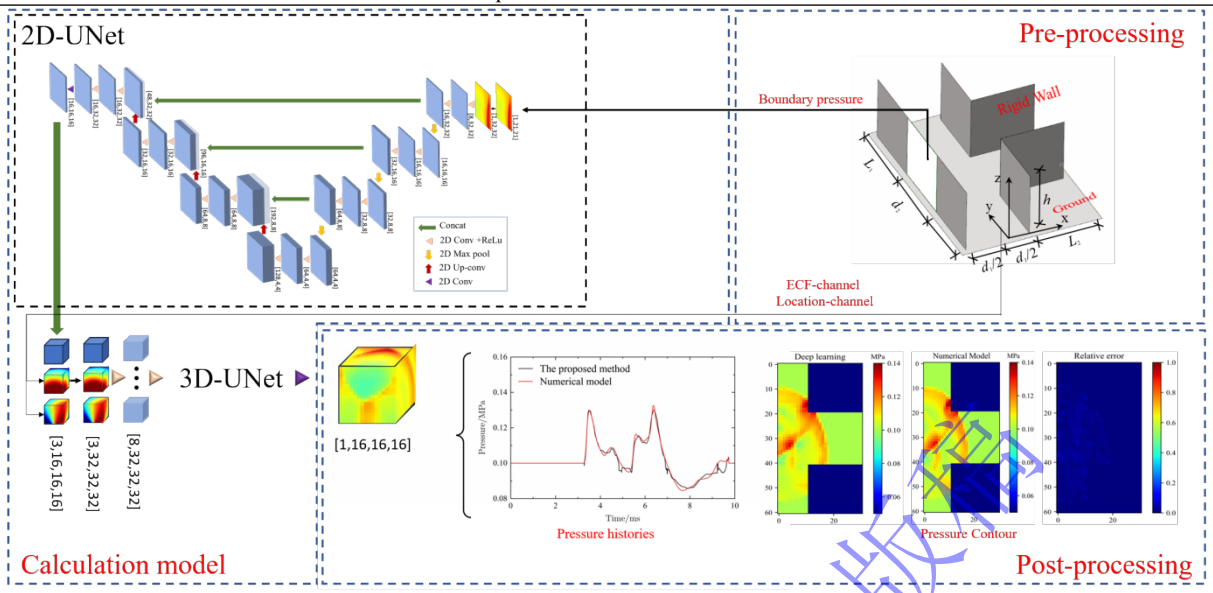


图 5 非起爆街道预测模型的推理过程

Fig.5 Inferenc procee of the non-detonation street prediction model

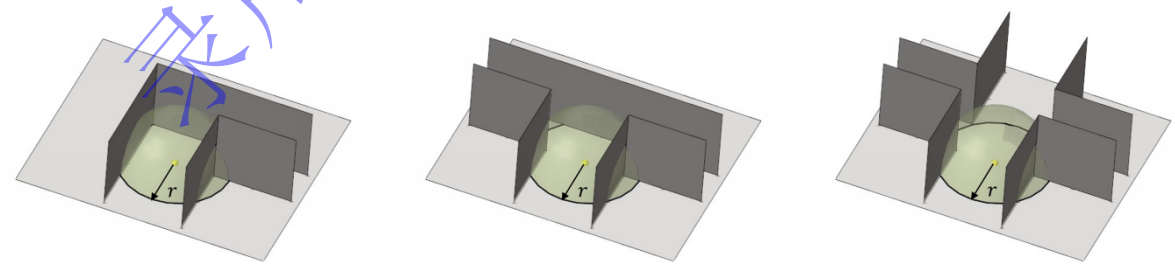
1.3.1 物理机制引入

非起爆街道模型基于在 3D-UNet 网络数据输入端的能量密度因子（Energy concentration factor, ECF）引入物理机制。能量密度因子是一种与炸药当量无关的物理量，用于量化能量在空间中的近似分布。由于镜像爆源法难以处理非点源爆炸工况，且研究[29], [30]指出，在半约束空间中爆炸产生的冲击波超压与场景的能量密度因子表现出显著相关性，因此本研究采用能量密度因子作为非起爆街道模型的输入，以降低网络的数据映射复杂度。

在指定炸点位置及冲击波传播半径后，该半径处的能量密度因子 ECF 的计算公式为

$$\mathrm{ECF}=\frac{V_{\mathrm{sph}}}{V_{\mathrm{semi-confined}}} \#(5)$$

式中，V_{sph} 为自由场爆炸时冲击波围成的空间体积，$V_{\mathrm{semi\text{-}confined}}$ 为冲击波在受限空间内围成的体积。针对各典型街道的 ECF 计算如图 6 所示。其中，ECF 计算时的依据的炸点中心被设置在边界条件处的地面中心，淡绿色球体代表自由场爆炸下传播到当前位置时的爆炸波体积。对 ECF 值的计算过程可基于三维体积布尔运算实现。



(a) L-intersection (b) T-intersection (c) Crossroads

图 6 典型街道 ECF 计算示意图

Fig.6 Schematic diagram of ECF calculation for typical street configurations

由式(5)可知，三维空间对应的 ECF 场中同一球面的 ECF 值相等，因此该场无法区分球面上各点的空间位置。为强化网络的空间感知能力，额外引入角度信息通道，作为对 EFC 场描述能力的补充。角角度信息通过计算炸点指向目标点的向量和 x 轴方向向量的夹角余弦值表示：

$$\cos\theta = \frac{1 \cdot \boldsymbol{n}_x}{\sqrt{|1| \cdot |\boldsymbol{n}_x|}} \#(6)$$

式中，$\boldsymbol{l}$ 表示目标点与坐标原点间的向量，$\boldsymbol{n}_x$ 表示 x 轴方向向量。将角度信息通道与 EFC 通道合并后，一并作为 3D-UNet 的数据输入。

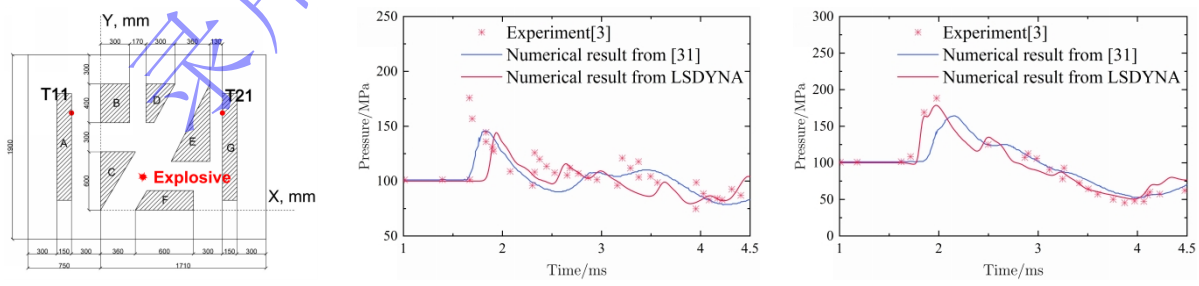
1.3.2 网络架构

如图 5 所示，非起爆街道预测模型的数据映射由 2D-UNet [27]及 3D-UNet [26]级联组成。2D-UNet 将指定时刻的二维边界压力场输入映射为三维张量格式，3D-UNet 接收 2D-UNet 处理过的边界压力场及能量密度因子及角度信息通道并输出三维压力场预测结果。

1.4 目标数据输出

如 1.1 节所述，“起爆街道预测模型”和“非起爆街道预测模型”的目标数据输出均设定为对应场景下高精度数值模拟的计算结果。为此，需对所使用的数值建模方法进行验证，以确保数值结果真实有效。

采用 LSDYNA 软件对 Smith[3]的 1:50 缩尺城市街区爆炸试验进行模拟。试验的平面布置如图 7a 所示，建筑物 A 和建筑物 G 缩尺后高度为 450 mm，建筑物 D 和建筑物 F 的高度为 400 mm，其他建筑物高度为 300 mm。试验中，16 g TNT 在(478 mm, 350 mm, 40 mm)位置被引爆。由于原始数据有限，为验证数值建模方法的有效性，选取测点 T11(-300 mm, 1000 mm, 75 mm) 与 T21(1260 mm, 1000 mm, 75 mm)，将其压力时程与本研究数值结果及 Fedorov 的数值模拟结果[31]进行对比。基于试验的平面布置图，建立了对应的三维数值模型。模型的平面布置与试验相同，空间域高度为 500 mm。模型的网格尺寸为 5 mm。为降低计算代价，将建筑物简化为表面光滑的刚体，采用壳单元对建筑物表面建模。除地面外，其余流域边界设为无反射边界，并用 Arbitrary Lagrangian Eulerian 算法模拟流体与结构的相互作用。采用理想气体状态方程和 Jones-Wilkins-Lee 状态方程分别模拟空气和爆轰产物，各参数的具体取值与[32]一致。图 7b、7c 展示了数值模型与试验得到的压力时程曲线。如图所示，本研究的数值模拟结果与试验数据及其他学者的研究结果吻合良好，模型的冲击波到达时间与已有研究的误差在 20%以内。表 1 对比了数值模拟与试验的超压峰值结果。对于 T11 测点，尽管数值模拟的峰值压力预测值低于试验值，但与 Fedorova 的模拟结果高度一致。考虑到现场爆炸试验因环境因素导致的离散型及传感器测量误差，可认为本文数值建模方法可有效还原街区场景爆炸荷载，可用于生成模型的目标数据。



(a) Plan layout of the city block experiment

(b) Comparison of numerical and experimental results for gauge T11

(c) Comparison of numerical and experimental results for gauge T21

图 7 数值建模方法验证

Fig.7 Validation of the numerical modelling method

表 1 数值模拟与试验测得超压峰值结果对比

Table 1 Comparison of peak overpressures from numerical simulations and the experiment

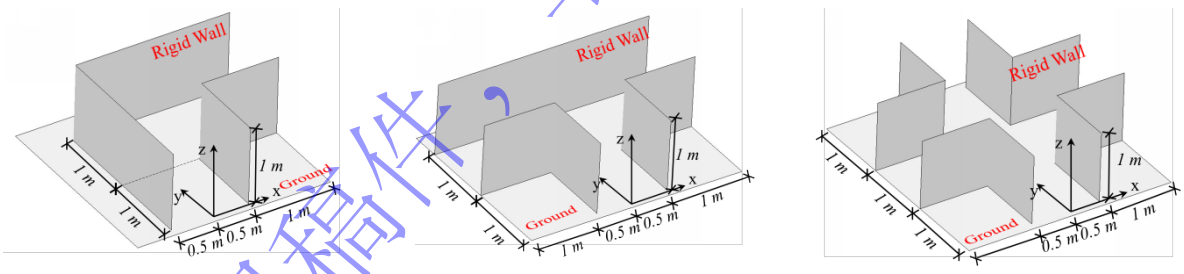
测点	试验 [3]	Fedorova [31]	Fedorova 结果相对误差	本研究数值结果	本研究数值结果相对误差
T11	78.65 kPa	46.84 kPa	-40.45%	45.96 kPa	-41.56%
T21	82.32 kPa	61.23 kPa	-25.62%	79.33 kPa	-3.63%

2 数据集建立

基于验证后的数值建模方法，分别生成了对应“起爆街道预测模型”的“起爆街道数据集”，以及对应“非起爆街道预测模型”的“非起爆街道数据集”，以开展后续模型训练及评估。

2.1 起爆街道数据集

在起爆街道场景中，可能的爆炸威胁包括背包炸药、家用小轿车爆炸、公交车爆炸等，对应的等效 TNT 当量约在 12 kg~240 kg[33]。研究[13]指出，街道内爆炸的荷载特征与街道的比例宽度$W/\sqrt[3]{m}$（W为街道宽度，m为炸药当量）有关。考虑到商业街道、生活街道等常见的街道宽度约 10 m~40 m，在建立起爆街道数据集时，将街道比例宽度控制在 2.43 m/kg$^{1/3}$~3.75 m/kg$^{1/3}$。为便于数据生成，采用图 8 所示的数值模板，其中街道宽度统一缩尺为 1 m，街道高度设为 1 m，且与空气域高度一致。炸药当量基于爆炸相似律[34]缩放。表 2 展示了起爆街道数据的工况设计，其中 T 型街道包含五种不同的炸点位置。L 型和十字街道的炸点位置由于对称性可相对减少，设置为 3 个。对于当量为 0.019 kg 的爆炸工况，由于其产生的边界压力较其他工况更小，因此仅考虑将其布置在街道路口转角处的爆炸场景。数值模拟时长设置为 10 ms。



(a) L-intersection (b) T-intersection (c) Crossroads

图 8 起爆街道数值模板

Fig.8 Numerical templates for detonation street configurations

表 2 起爆街道数据集工况设计

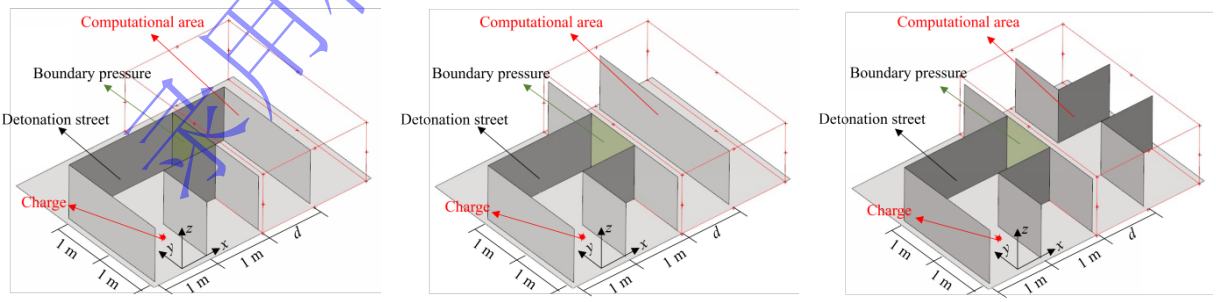
Table 2 Explosion scenario design for detonation streets

街道类型	TNT 当量/kg	起爆位置	街道类型	TNT 当量/kg	炸点坐标
L 型街道	0.070	(0.10, 1.40, 0.08)	十字街道	0.070	(0.10, 1.40, 0.08)
		(0.00, 0.50, 0.08)			(0.00, 0.50, 0.08)
		(-0.20, 0.70, 0.08)			(-0.20, 0.70, 0.08)
	0.035	(0.10, 1.40, 0.08)		0.035	(0.10, 1.40, 0.08)
		(0.00, 0.50, 0.08)			(0.00, 0.50, 0.08)
		(-0.20, 0.70, 0.08)			(-0.20, 0.70, 0.08)
	0.019	(0.10, 1.40, 0.08)		0.019	(0.10, 1.40, 0.08)
T 型街道	0.070	(0.10, 1.40, 0.08)	T 型街道	0.070	(0.10, 1.40, 0.08)
		(0.00, 0.50, 0.08)			(0.00, 0.50, 0.08)
		(-0.20, 0.70, 0.08)			(-0.20, 0.70, 0.08)
		(1.00, 1.50, 0.08)			(1.00, 1.50, 0.08)
		(0.90, 1.40, 0.08)			(0.90, 1.40, 0.08)
	0.019	(0.10, 1.40, 0.08)			

在获取数值模型结果后，以 0.01 ms 为时间步长，在三维空间中按 0.05 m 间隔取测点，以三维张量形式记录所有测点在各时刻的压力值，作为起爆街道模型的数据输出。此外，根据 1.2.1~1.2.2 节介绍的方法，依次计算各空间测点的镜像爆源结果及场景对应的信号距离场，作为模型的数据输入。将以上数据以 10 为底数取对数后归一化至[0, 1]之间，并通过三维切片生成维度为[7, 16, 16, 16]和[1, 16, 16, 16]的张量对。经过上述步骤，最终建立了包含 10 余万样本的数据集，其中 60%数据作为训练集，20%数据作为验证集，20%数据作为测试集。

2.2 非起爆街道数据集

在非起爆街道场景中，以 L 型街道作为起爆街道，分别以 L 型、T 型、十字街道为非起爆街道，采用图 9 所示的数值模板生成对应的爆炸流场。起爆街道的宽度设为 1 m，起爆街道与非起爆街道高度设为 1 m，与空气域高度一致。改变非起爆街道宽度（图 10 中变量d）、炸药当量、炸点位置，设计了 12 种爆炸工况，如表 3 所示。数值模拟时间设置为 10 ms。



(a) L-intersection (b) T-intersection (c) Crossroads

图 9 非起爆街道数值模板

Fig.9 Numerical templates for non-detonation street configurations

表 3 非起爆街道数据集工况设计

Table 3 Explosion scenario design for non-detonation streets

非起爆街道类型	拼接街道宽度/m	TNT 当量/kg	起爆位置
L 型街道	0.5	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	1.0	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	0.5	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)
	1.0	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)
T 型街道	0.5	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	1.0	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	0.5	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)
	1.0	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)
十字街道	0.5	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	1.0	0.05	(-0.2, 0.7, 0.08)
	0.5	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)
	1.0	0.07	(0.0, 0.5, 0.08)

在获取数值模型结果后，提取各场景中街道拼接处二维边界压力场并切片，以维度为[1，21，21]的单通道二维张量形式存储，作为非起爆街道预测模型中 2D-UNet 的输入。基于 1.3.1~1.3.2 中方法，分别计算各场景对应的 ECF 通道、角度信息通道，将两者同 2D-UNet 输出合并，作为模型中 3D-UNet 的输入。以 0.01 ms 为时间步长，在三维空间中按 0.05 m 间隔取测点，提取各场景中非起爆街道的三维压力场，作为非起爆街道模型中 3D-UNet 的目标输出。经上述步骤，建立了含 10 余万样本的数据集，其中 60%数据作为训练集，20%数据作为验证集，20%数据作为测试集。

3 模型训练及评估

3.1 模型训练

基于数据集，分别对起爆街道模型及非起爆街道模型开展了训练。在街区爆炸场景中，冲击波超压随传播距离迅速衰减，导致流场中大部分空间区域的压力接近背景大气压，可能影响模型训练效果。为此，本研究采用加权均方误差（Weighted Mean Squared Error, WMSE）作为损失函数，以提升模型对超压的捕捉能力：

$$\mathrm{WMSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i\cdot\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2 \#(7)$$

式中，y_i为真实值，$\hat{y}_i$为预测值，w_i为权重，采样下式计算：

$$w_i=\begin{cases}1 & y_i\le 0.105\ \mathrm{MPa}\\ 1.5 & y_i>0.105\ \mathrm{MPa}\end{cases} \#(8)$$

式中，0.105 MPa 为一接近大气压的值，用于在计算损失函数时为超过 0.005 MPa 的超压提供更高权重。此外，采用 Adam 优化器迭代模型直至收敛。起爆街道预测模型及非起爆街道预测模型的各卷积核尺寸、优化器学习率、模型迭代次数等超参数基于模型在测试集上的预测性能进行调整，以确保模型发挥出最优性能。

在两种模型训练完成后，基于典型街道构建了复杂街区爆炸场景，以测试模型的协同预测性能：

3.2 模型评估

复杂街区爆炸场景的其几何尺寸及空间分区如图 10 所示。该场景由一个 L 型起爆街道、一个十字非起爆街道和一个 T 型非起爆街道依次拼接构成。在宽度为 1 m 的起爆街道内，于坐标(-0.2 m, 0.7 m, 0.08 m)处引爆了一当量为 0.05 kg 的 TNT 炸药。该场景下起爆及非起爆街道的几何布局与爆炸当量组合并不含在两种模型的训练集中，因此所提模型的预测结果可有效反映其预测及泛化性能。起爆街道与十字街道的连接处定义为边界 1，十字街道与另一 T 型街道的连接处为边界 2。为快速预测该场景的压力场演化过程，首先利用起爆街道模型预测 T 型起爆街道压力场，并提取边界 1 的压力历程；随后，将此压力作为输入，通过非起爆街道模型计算十字街道的压力场，得到边界 2 的压力历程；最后，基于边界 2 的压力预测末端 T 型街道的压力场。通过拼接三个子区域的压力场，即可重构出完整街区的爆炸荷载演化过程。该爆炸场景爆炸荷载的精确流场采用数值模拟方法计算获得，在此基础上提取十字街道内部测点 1(-0.25 m, 1.5 m, 0.1 m)、测点 2(1.8 m, 1.2 m, 0.2 m)及测点 3(2.75 m, 1.5 m, 0.75 m)两处位置的压力时程，并与本文提出的快速预测方法结果进行对比。

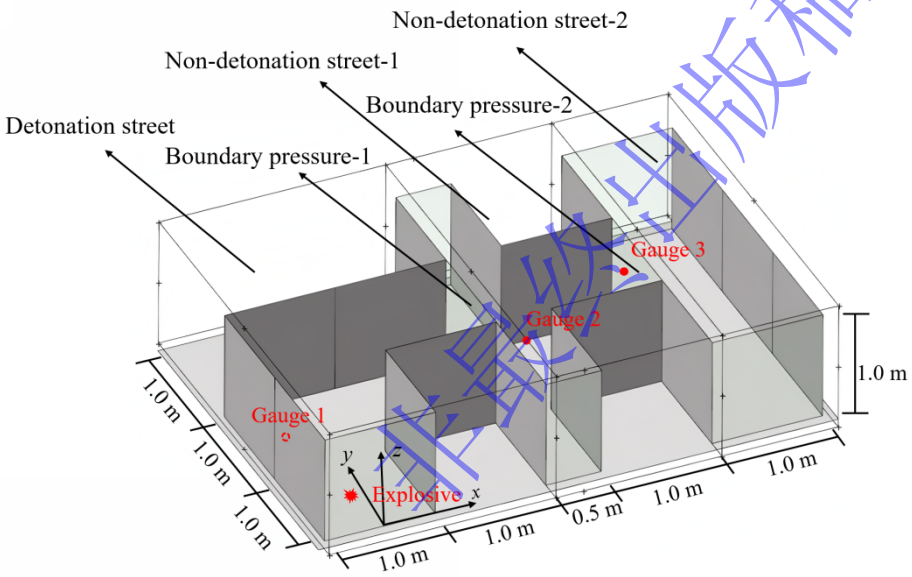
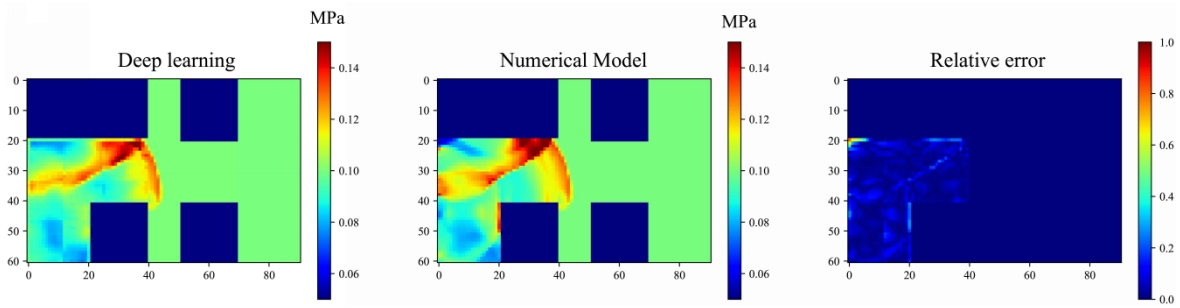


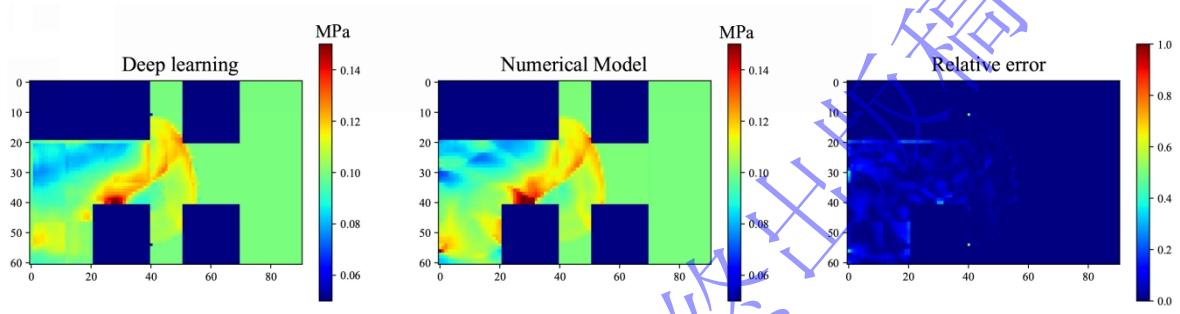
图 10 复杂街区爆炸场景示意图

Fig.10 Schematic diagram of the explosion scenario in a complex urban block

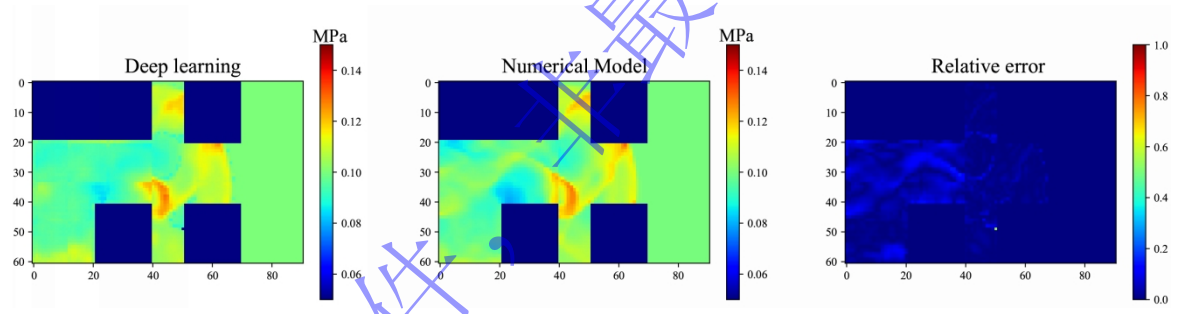
图 11 展示了采用数值模型及所提出方法对场景中高度 0.2 m 处压力分布的预测结果及二者的相对误差，图 12 对比了两种方法得出不同测点处压力时程。由图可知，所提出方法准确预测了爆炸压力场演化过程，在起爆街道和非起爆街道中的冲击波主要影响区域，压力预测的相对误差在 20%以内。对于压力时程，所提出方法对冲击波的到达时刻和首个超压峰值均可实现较高精度预测。尽管随着冲击波在街区内发生复杂的反射与绕射后，模型预测精度有所下降，但其依然有效捕捉了荷载时程的变化趋势。



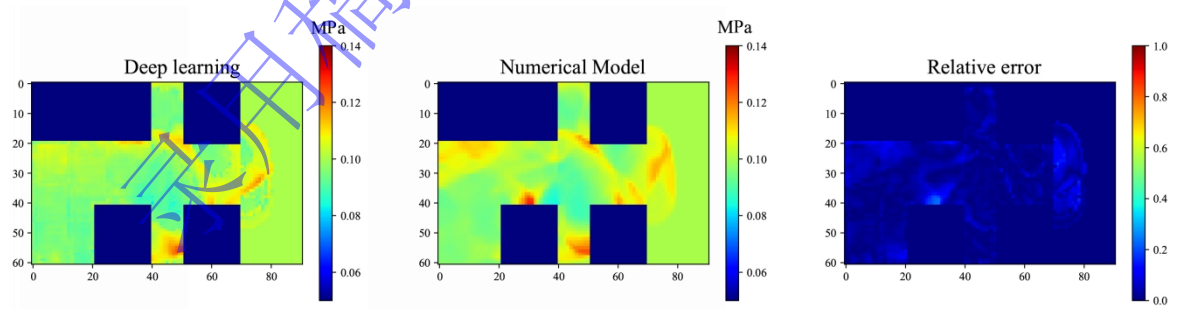
(a) 3.5 ms



(b) 5 ms



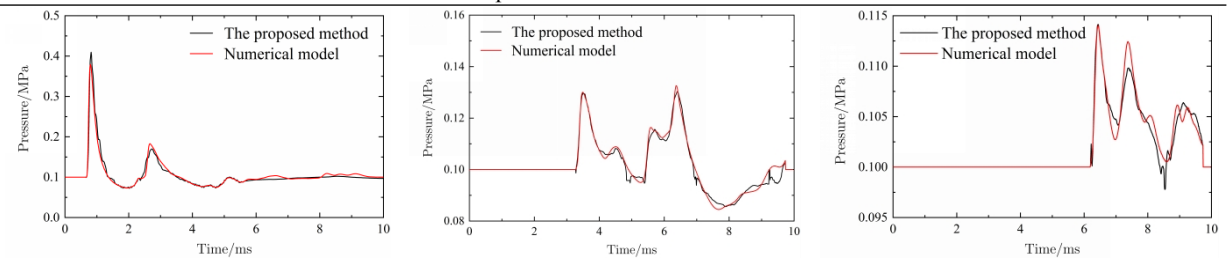
(c) 6 ms



(d) 8.5 ms

图 11 不同时刻的压力分布及相对误差

Fig. 11 Pressure distribution and relative errors of different times



(a) Gauge 1 (b) Gauge 2 (c) Gauge 3

图 12 测点压力时程对比

Fig.12 Pressure-time histories comparison at different gauges

表 4 对比了数值模拟方法及所提出方法的计算及数据存储代价。得益于极低的推理成本，双网络协同预测方法能在 7 分钟内完成整个街区 10 ms 的压力场演化过程预测，耗时仅占对应数值模拟方法计算时间的 2%。在数据存储方面，所提出方法同样具有优势。由于深度学习模型可采用张量格式仅存储流场压力信息，无需记录流场密度等物理量，因此单一时刻数据存储体积不足 LSDYNA 输出的 D3PLOT 文件的 0.2%。较低的单帧数据存储代价可在既定内存资源下显著提高压力场的时间采样率或延长记录时长，这对于有效记录冲击波在复杂街区内的反射、绕射等传播过程具有工程意义。

表 4 计算及数据存储代价对比

Table 4 Comparison of computing and data storage costs

指标	数值模拟	双网络协同预测方法
计算时间	340 min	7 min
单一时刻流场数据存储	386 MB	0.442 MB

4 结论

本研究针对复杂街区爆炸荷载快速预测问题，基于流场物理信息与数据融合驱动提出了一种快速计算方法。该方法基于“空间分区、逐步推理”策略，构建了由“起爆街道预测模型”和“非起爆街道预测模型”组成的双网络协同预测框架。基于不同的复杂街区爆炸场景，验证了所提出方法的有效性。主要研究发现总结如下：

（1）所提出方法能够准确复现复杂街区爆炸压力场的时空演化过程。在包含 L 型、T 形、十字形等典型街道的复杂街区爆炸场景中，模型预测结果与高精度数值模拟在起爆街道和非起爆街道冲击波主要影响区域中的相对误差在 20%以内。

（2）所提出方法可有效描述复杂街区内指定位置压力时程。模型不仅能够准确捕捉冲击波的到达时间与首个超压峰值，对后续的压力变化趋势也表现出良好的预测能力。

（3）本方法在计算与数据存储代价方面优于传统数值模拟方法。在复杂街区场景中，双网络协同预测框架的推理耗时仅为对应数值模拟的 2%。数据存储方面，模型仅需存储流场的压力信息，因此其单时间步的流场数据存储量小于对应 LSDYNA 数值模拟结果的 0.2%。

综上所述，本文提出的方法为复杂街区爆炸荷载的快速评估提供了新的解决方案。此外，考虑到地下街区或者坑道往往可根据空间的几何形状进行分区，双网络协同预测框架应同样可用于对应场景的爆炸荷载预测中。另一方面，应指出的是，本研究针对的复杂街区场景与实际街区受爆工况依然存在区别。研究将复杂街区的几何结构简化为三种典型街道的平面正交拼接，且将建筑及地面简化为刚体，忽略了建筑高度不同、结构变形、墙面开口条件、地面及墙体粗糙度、碎片及粉尘等

对冲击波传播的影响。未来研究应进一步拓展当前预测框架在不规则街区布局场景中的泛化能力，通过在数值模拟中采用精细化建模方法、建立具有更高丰度及更优数据分布的模型训练集并结合结构受爆响应模型，以实现从爆炸荷载到结构响应的一体化快速准确评估。

参考文献

[1] SMITH P D, WHALEN G P, FENG L J, et al. Blast loading on buildings from explosions in city streets [J]. Structures and Buildings, 2001, 146(1): 47-55. **DOI:** 10.1680/stbu.2001.146.1.47.

[2] ROSE T A, SIMTH P D. Influence of the principal geometrical parameters of straight city streets on positive and negative phase blast wave impulses [J]. International Journal of Impact Engineering, 2002, 27(4): 359-379. **DOI:** 10.1016/S0734-743X(01)00060-4.

[3] SIMTH P D, ROSE T A. Blast wave propagation in city streets—an overview [J]. Progress in Structural Engineering and Materials, 2005, 8(1): 16-28. **DOI:** 10.1002/pse.209.

[4] FOUCHIER C, LABOUREUR D, YOUINOU L, et al. Experimental investigation of blast wave propagation in an urban environment[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2017, 49: 248-265. **DOI:** 10.1016/j.jlp.2017.06.021.

[5] REMENNIKOV A M. Evaluation of blast loads on buildings in urban environment [C]// JONES N, BREBBIA C A. **Eighth International Conference on Structures Under Shock And Impact**. UK: Wessex Institute of Technology, 2004, 73-82.

[6] REMENNIKOV A M, ROSE T A. Modelling blast loads on buildings in complex city geometries [J]. Computers & Structures, 2005, 83(27): 2197-2205. **DOI:** 10.1016/j.compstruc.2005.04.003.

[7] ZHOU X Q, HAO H. Prediction of airblast loads on structures behind a protective barrier [J]. International Journal of Impact Engineering, 2008, 35(5): 363-375. **DOI:** 10.1016/j.ijimpeng.2007.03.003.

[8] US Department of Defense. UFC 3-340-02 Structures to resist the effects of accidental explosions [S]. Washington: The US Department of Army, 2008.

[9] BAKER W E, COX P A, WESTINE P S, et al. Explosion hazards and evaluation [M]. Amsterdam: Elsevier, 1983: 111-209.

[10] CHARLES E N. Blast waves [M]. Gewerbestrasse: Springer Nature, 2018: 363-380.

[11] CHAN P C, KLEIN H H. A study of blast effects inside an enclosure [J]. Journal of Fluids Engineering, 1994, 116(3): 450-455. **DOI:** 10.1115/1.2910297.

[12] 杨亚东，李向东，王晓鸣. 长方体密闭结构内爆炸冲击波传播与叠加分析模型 [J]. 兵工学报, 2016, 37(08): 1449-1455. **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-1093.2016.08.016.

YANG Y D, LI X D, WANG X M. An analytical model for propagation and superposition of internal explosion shockwaves in closed cuboid structure [J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(08): 1449-1455. **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-1093.2016.08.016.

[13] REMENNIKOV A M, MENDIS P A. Prediction of airblast loads in complex environments using artificial neural networks [C]// JONES N, BREBBIA C A. **Ninhth International Conference on Structures Under Shock And Impact**. UK: Wessex Institute of Technology, 2006, 269-278.

[14] DENNIS A A, RIGBY S E. The direction-encoded neural network: a machine learning approach to rapidly predict blast loading in obstructed environments [J]. International Journal of Protective Structures, 2023, 15(3): 455-483. **DOI:** 10.1177/20414196231177364.

[15] 杜晓庆，何益平，邱涛，等. 基于 PCA-BPNN 的桥梁爆炸荷载时程预测[J]. 爆炸与冲击, 2025, 45(3): 033201. **DOI:** 10.11883/bzycj-2023-0343.

DU X Q, HE Y P, QIU T, et al. Prediction of blast loads on bridge girders based on PCA-BPNN [J]. Explosion and Shock Waves, 2025, 45(3): 033201. **DOI:** 10.11883/bzycj-2023-0343.

[16] KANG M A, PARK C H. Prediction of peak pressure by blast wave propagation between buildings using a conditional 3D convolutional neural network [J]. IEEE Access, 2023, 11: 26114-26124. **DOI:** 10.1109/ACCESS.2023.3257345.

[17] HUANG Y, ZHU S, CHEN S. Deep learning-driven super-resolution reconstruction of two-dimensional explosion pressure fields [J]. Journal of Building Engineering, 2023, 78: 107620. **DOI:** 10.1016/j.jobe.2023.107620.

[18] LI Q L, WANG Y, SHAO Y D, et al. A comparative study on the most effective machine learning model for blast loading prediction: From GBDT to Transformer [J]. Engineering Structures, 2023, 276: 115310. **DOI:** 10.1016/j.engstruct.2022.115310

[19] LI Q, WANG Y, CHEN W S, et al. Machine learning prediction of BLEVE loading with graph neural networks [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 241: 109639. **DOI:** 10.1016/j.ress.2023.109639.

[20] 李般若, 霍璞, 喻君. 基于 GNN 的爆炸压力时空分布预测模型 [J]. 爆炸与冲击. **DOI:** 10.11883/bzycj-2024-0503.
LI B R, HUO P, YU J. GNN-based predictive model for spatial and temporal distribution of blast overpressure [J]. Explosion and Shock Waves. **DOI:** 10.11883/bzycj-2024-0503.

[21] WANG Z Q, PENG J Z, HU J, et al. BlastGraphNet: An Intelligent Computational Method for the Precise and Rapid Prediction of Blast Loads on Complex 3D Buildings Using Graph Neural Networks [J]. Engineering, 2025. **DOI:** 10.1016/j.eng.2025.03.007

[22] HUANG Y, CHEN S W, CHEN X. Pressure–time history prediction for fully and partially confined explosions by combining physical and deep learning models [J]. Engineering Structures, 339: 120575. **DOI:** 10.1016/j.engstruct.2025.120575.

[23] OPJIEHKO Л П. 爆炸物理学（上册） [M]. 孙承纬, 译. 北京: 科学出版社, 2011: 101-341.

[24] HENRYCH. The dynamics of explosion and its use [M]. Amsterdam: Elsevier, 1979: 149-177.

[25] WU C, HAO H. Modeling of simultaneous ground shock and airblast pressure on nearby structures from surface explosions [J]. International Journal of Impact Engineering, 2005, 31(6): 699-717. **DOI:** 10.1016/j.ijimpeng.2004.03.002.

[26] ÇIÇEK Ö, ABDULKADIR A, LIENKAMP S, et al. 3D U-Net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation [C]// Ourselin S, Joskowicz L, Sabuncu M, et al. **19th Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2016**. Heidelberg: Springer, 2016, 424–432. **DOI:** 10.1007/978-3-319-46723-8_49.

[27] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [C]// NAVAB N, HORNEGGER J, WELLS W, et al. **18th Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015**. Springer, 2015, 234–241. **DOI:** 10.1007/978-3-319-24574-4_28.

[28] LI Y F, CHANG J T, WANG Z A, et al. An efficient deep learning framework to reconstruct the flow field sequences of the supersonic cascade channel [J]. Physics of Fluid, 2021, 33(5): 056106. **DOI:** 10.1063/5.0048170.

[29] SILVESTRINI M, GENOVA B, TRUJILLO F L. Energy concentration factor: A simple concept for the prediction of blast propagation in partially confined geometries [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2009, 22(4): 449-454. **DOI:** 10.1016/j.jlp.2009.02.018.

[30] 钟巍, 田宙, 寿列枫. 基于能量密度因子法的复杂环境下爆炸冲击波超压峰值解析计算[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(28): 11947-11954. **DOI:** 10.3969/j.issn.1671-1815.2021.28.007.
ZHONG W, TIAN Z, SHOU L F. Analytical calculation of the blast wave peak overpressures under complex environments based on the energy concentration factor method [J]. Science Technology and Engineering, 2021,21(28):11947-11954. **DOI:** 10.3969/j.issn.1671-1815.2021.28.007.

[31] FEDOROVA N N, VALGER S A, FEDOROV A V. Simulation of blast action on civil structures using ANSYS Autodyn [J]. AIP Conference Proceedings, 2016, 1770(1): 020016. **DOI:** 10.1063/1.4963939.

[32] 甘露, 陈力, 宗周红, 等. 近距离爆炸比例爆距的界定标准及荷载模型[J]. 爆炸与冲击, 2021, 41(6): 064902. **DOI:** 10.11883/bzycj-2020-0194.

GAN L, CHEN L, ZONG Z H, et al. Definition of scaled distance of close-in explosion and blast load calculation model [J]. Explosion And Shock Waves, 2021, 41(6): 064902. **DOI:** 10.11883/bzycj-2020-0194.

[33] Federal emergency management agency. Incremental protection for existing commercial buildings from terrorist attack - The Construction Information Service[S]. Washington: Department of Homeland Security, Science and Technology Directorate, 2008.

[34] KONG X S, ZHOU H, XU J B, et al. Scaling of confined explosion and structural response [J]. Thin-Walled Structures, 2023, 186: 110656. **DOI:** 10.1016/j.tws.2023.110656.

（责任编辑　爆炸与冲击）