文章编号:1671-4598(2026)09-0106-09 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.09.013 中图分类号:TP391.4 文献标识码:A

基于改进 YOLOv11 算法的桥墩损伤点智能检测方法

李 想[1,2],穆江飞[1]
(1.陕西农林职业技术大学 交通与测绘工程学院,陕西 杨凌 712100;
2.西安理工大学 土木建筑工程学院,西安 710048)

摘要:为了提升桥墩损伤点检测准确性,设计了基于改进 YOLOv11 算法的桥墩损伤点智能检测方法;利用振型变化识别结构损伤,提取模态阵型变化列向量的最大元素,确定桥墩结构模态阵型损伤点程度变量;以 C3k2 模块替换原有 C2F 模块,并在 C3k2 模块中并行引入 C2PSA 空间注意力机制,对特征图进行自适应的权重重标定,使网络能够自主聚焦于裂缝尖端、剥落边界和锈蚀中心等关键损伤区域;通过空间索引结构查找邻域点并拟合桥墩轴心中线,建立移动最小二乘拟合平面,拟合全局点云曲面,计算损伤点到曲面的法向距离实现损伤点定位;实验结果表明,Precision、Recall、F_1-Score、$mAP@0.5$、$mAP@0.5:0.95$ 等指标均高于 90%,在桥墩损伤点智能检测任务中具有高精度与强鲁棒性,对于桥墩的维修与加固决策具有重要支撑作用。

关键词:改进 YOLOv11 算法;桥墩损伤点;智能检测方法;损伤程度;点云曲面

Intelligent Detection Method for Bridge Pier Damage Points Based on Improved YOLOv11 Algorithm

LI Xiang[1,2], MU Jiangfei[1]
(1. School of Transportation and Surveying Engineering, Shaanxi Vocational University of Agriculture and Forestry, Yangling 712100, China;
2. School of Civil Engineering and Architecture, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: To enhance the accuracy of detecting damage points on bridge piers, an intelligent detection method based on an improved YOLOv11 algorithm was designed. Structural damage was identified by using the changes in vibration modes, and the maximum element of the modal shape change column vector was extracted to determine the degree of modal damage points in bridge pier structures. The original C2F module was replaced with a C3k2 module, and a C2PSA spatial attention mechanism was introduced in parallel within the C3k2 module to perform adaptive weight recalibration on the feature map, enabling the network to autonomously focus on key damage areas such as crack tips, spalling boundaries, and corrosion centers. A spatial index structure was used to search for neighboring points, fit the centerline of the pier axis, establish a moving least squares fitting plane to fit the global point cloud surface, and calculate the normal distance from the damage point to the surface to locate the damage point. Experimental results show that the precision, recall, F_1-Score, $mAP@0.5$, and $mAP@0.5:0.95$ of the method are all above 90%, with a high accuracy and strong robustness in intelligent detection of bridge pier damage points, providing an important support for bridge pier maintenance and reinforcement decisions.

Keywords: improved YOLOv11 algorithm; damage points of bridge piers; intelligent detection methods; degree of damage; point cloud surface

收稿日期:2026-06-12; **修回日期**:2026-07-20。
基金项目:陕西农林职业技术大学 2025 年校内自然基金项目(ZK25-23)。
作者简介:李 想(1992-),男,硕士,讲师。
引用格式:李 想,穆江飞.基于改进 YOLOv11 算法的桥墩损伤点智能检测方法[J].计算机测量与控制,2026,34(9):106-114,124.

0　引言

桥墩作为桥梁核心竖向承重构件[1]，长期受车辆荷载、温变、腐蚀等耦合作用易产生裂缝、剥落、锈蚀等局部损伤，持续劣化将大幅降低结构承载与耐久性能，因此精准量化、定位桥墩损伤点是桥梁运维安全管控的核心需求。

针对此类问题，文献［2］依托声发射信号开展损伤关联分析；文献［3］基于有限元与时序损伤指数构建检测曲线；文献［4］采用随机森林结合 SHAP 特征分析建模；文献［5］借助 BP 神经网络实现损伤拟合识别；现有视觉检测算法如文献［6］采用改进 YOLOv11 算法，基于图像特征完成表观识别。

为了解决上述现有方法仅单一依靠力学信号、有限元仿真或二维视觉，缺少力学先验与三维几何信息协同融合机制的问题，本文研究了融合模态损伤量化、改进 YOLOv11 视觉检测与点云曲面拟合的一体化智能检测方法。通过构建模态阵型损伤程度变量作为力学先验驱动视觉特征融合，替换 C2F 模块并嵌入 C2PSA 空间注意力强化细微损伤特征提取，结合桥墩中轴线与移动最小二乘点云曲面完成损伤三维精准定位，实现力学退化规律、二维表观识别、三维几何定位三者协同联动，相较单一力学检测、纯图像识别、传统机器学习检测方法，可同步完成损伤分类、损伤程度量化与三维空间定位，能够为桥梁桥墩维修加固决策提供完整量化数据支撑。

1　桥墩损伤点改进 YOLOv11 算法的智能检测方法设计

1.1　确定桥墩结构模态阵型损伤点程度变量

在长期服役过程中，桥墩结构承受着上部结构传递的恒载、车辆活载、风荷载、温度作用以及偶然作用等多种复杂荷载的耦合效应，其材料性能与力学行为随时间推移而发生渐进式劣化。损伤的出现与扩展本质上是一个能量耗散与刚度退化的连续过程。当桥墩某一截面或局部区域产生裂缝、材料剥落、钢筋锈蚀等损伤现象时，该区域的截面惯性矩发生不可逆的减小，进而导致局部抗弯刚度和抗剪刚度出现显著下降。这一刚度衰减的过程具有明显的局部化特征，损伤区域的材料弹性模量实质上发生了折减，截面中和轴位置发生偏移，应力重分布现象随之产生。

当桥墩某处发生损伤时，该处的局部刚度降低，结构的整体刚度分布发生改变，各阶振型在损伤位置及其邻近区域的曲率或模态位移将产生相应的变异。这种变异并非整体振型的等比例缩放，而是具有显著空间定位特征的局部模态畸变。从损伤程度变量的提取角度来看，振型变化所蕴含的信息需要通过进一步的数学变换加以浓缩和量化，故利用振型变化识别结构损伤，公式如下：

$$(K-\lambda_i M)\varphi_i = 0 \tag{1}$$

式中，M 为桥墩结构整体质量，量纲单位为 kg，取值范围为 $10^3 \sim 10^5$ kg，无需归一化；K 为结构整体刚度，量纲单位 N/m，取值范围为 $10^7 \sim 10^{11}$ N/m，无需归一化；λ_i 为第 i 阶桥墩结构曲率变化值，单位为 $\mathrm{rad^2/s^2}$，取值范围为 170 到 9 000 $\mathrm{rad^2/s^2}$；φ_i 为第 i 阶位移模态量，单位为 mm，归一化方式为令最大分量为 1，第一阶模态各分量取值范围在 0～1 之间，高阶模态各分量取值范围在－1 到 1 之间。此公式描述结构固有振动特性，不依赖具体样本的损伤状态，因此可以跨样本比较。[7]。桥墩结构刚度受到损伤的影响，刚度存在一个较小的摄动量，λ_i、φ_i 发生变化。

在损伤发生的初期阶段，微细裂缝首先在混凝土受拉区萌生，裂缝尖端产生应力集中效应，裂缝面之间出现骨料咬合与摩擦滑移等非线性力学行为。随着荷载反复作用次数的累积，微裂缝逐步扩展、贯通，形成宏观裂缝，局部区域的截面有效高度减小，刚度退化进入加速阶段。在这个过程中，损伤的摄动方程为：

$$[(K+\Delta K)-(\lambda_i+\Delta\lambda_i)M]\varphi_i = 0 \tag{2}$$

式中，ΔK 为桥墩结构整体刚度变化量，量纲单位为 N/m，取值范围为 $|\Delta K| < K$，无需归一化；$\Delta\lambda_i$ 为桥墩结构第 i 阶曲率变化值，单位为 $\mathrm{rad^2/s^2}$，取值范围为 $|\Delta\lambda_i| < \lambda_i$ 170 到 9 000 $\mathrm{rad^2/s^2}$。此公式描述损伤引起的摄动，摄动量大小与损伤程度成正比，不依赖样本绝对尺寸，因此可以跨样本比较。

在结构动力学分析框架下，桥墩的全局质量矩阵可以合理地假定为损伤前后保持不变或仅发生可忽略的微小摄动[8]。对桥墩结构损伤前后模态振型进行归一化，令 $\varphi_i = 1$，建立自由振动微分方程，公式如下：

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2}\left[\Delta K\left(\frac{\partial^2 u(x,t)}{\partial x^2}\right)\right] + M(x)\frac{\partial^2 u(x,t)}{\partial t^2} = 0 \tag{3}$$

式中，$u(x,t)$ 为 t 时刻桥墩任意截面 x 处的横向振动位移，单位为 m，对于该桥墩在常规激励下位移不超过 0.01 m，因此取值范围为 0～0.01 m，归一化方式为令最大位移为 0.01 m；$M(x)$ 为截面 x 处的质量变化量，单位为 kg/m 千克每米，对于该桥墩每米质量约 3 694 kg/m，损伤引起的变化可忽略，取值范围固定在 3 694 kg/m 附近，无需归一化。

局部损伤所引起的质量变化相对于整个桥墩的总质量而言是微不足道的。即便在损伤较为严重的区域，混凝土的密度基本保持不变，钢筋的锈蚀虽会引起截面面积减小，但锈蚀产物的体积膨胀反而在一定程度上补偿了质量损失[9]。

将损伤发生前的特征方程与损伤发生后的特征方程

进行对比，可以清晰地揭示出损伤引起的摄动效应：损伤后刚度矩阵相较于损伤前产生了一个摄动量，该摄动量在空间分布上集中于损伤区域对应的自由度位置，在数值大小上反映局部刚度的折减程度。

在忽略阻尼影响的前提下，对自由振动微分方程沿墩身轴线方向进行求解，可以得出任意截面在损伤状态下的曲率函数表达式。曲率作为位移的二阶空间导数，对于局部刚度的变化极为敏感。在损伤区域，截面刚度降低导致该处曲率模态出现突变或显著增大，曲率模态差值是定位损伤和量化损伤程度的有效指标。曲率模态与结构的局部刚度之间存在反比关系，刚度越低，曲率越大，这种非线性映射关系使得曲率模态成为损伤识别中具有高度灵敏性的物理量，公式如下：

$$\rho(x)=\frac{\partial^2 u(x,t)}{\partial x^2}=\sum_{i=1}^{\infty}\varphi_i''(x)Q_i e^{j\omega t} \tag{4}$$

式中，$\rho(x)$ 为桥墩结构任意截面 x 在损伤点的曲率，单位为 rad^2/s^2，取值范围为 0 到 0.01 rad^2/s^2；Q_i 为曲率模态，单位为 m^{-1}，第一阶曲率模态取值范围在 0～0.01 m^{-1}之间，归一化方式为令最大值为 0.01；$e^{j\omega t}$ 为结构的局部刚度，单位为 N/m，取值范围为 10^7～10^{11} N/m。此公式基于模态叠加原理，曲率模态与局部刚度成反比，不依赖样本绝对坐标，因此可以跨样本比较。提取模态阵型变化量的最大值，确定桥墩结构模态阵型损伤点程度变量，公式如下：

$$\delta_i=\frac{\max|\Delta_i|\max_j|\delta_{ij}|}{\rho(x)} \tag{5}$$

式中，δ_i 为桥墩结构模态阵型损伤点程度变量，无量纲，对于该桥墩无损伤时为 0，完全破坏时为 1，归一化方式为与 $\rho(x)$ 比值的最大值；Δ_i 为结构模态阵型变化列向量，无量纲，取值范围在 0 到 0.5 之间，归一化方式为令最大绝对值为 1；δ_{ij} 为损伤程度，无量纲，损伤 10%时为 0.1，损伤 50%时为 0.5，取值范围在 0 到 1 之间，归一化方式为令最大值为 1。此变量综合振型变化幅值和刚度折减，计算过程只使用相对变化量，不依赖样本的绝对数值，因此可以跨样本比较。

桥墩损伤引起的局部变形集中在一个或少数几个自由度上，均值会平均掉这种局部突变，范数虽然能反映整体能量变化但受非损伤区域影响较大，峰值包络容易受到噪声干扰且难以区分多个峰值，多阶模态加权和需要预先确定权重系数且各阶模态对损伤的敏感性不一致。最大元素直接对应损伤位置处模态振型或曲率的局部极值，直接锁定最剧烈的变化点，对局部损伤具有最高的灵敏度，因此本文通过提取模态阵型变化列向量的最大元素，结合损伤程度的表征函数，计算出桥墩结构模态阵型损伤点程度变量，该变量综合了模态振型局部变化的幅值信息与损伤引起的刚度折减程度，为后续检测模型的输入提供了能够描述损伤严重水平的定量化特征参数。

1.2 基于改进 YOLOv11 构建桥墩损伤变量检测模型

YOLOv11 模型的架构组织方式延续了目标检测领域经典的三段式设计范式，其整体结构由 Backbone 主干网络、Neck 特征融合颈部和 Head 检测头部这三个功能明确又紧密衔接的部分构成，各部分之间的数据流转与特征变换构成了一条从原始图像输入到检测结果输出的完整信息处理流水线[10-11]。为了扩展对桥墩损伤视觉表征的层次化解构与多尺度表达，在核心 C3k2 模块中，引入 C2PSA 并行结合空间注意机制，聚焦小目标区域。

当一幅包含桥墩表面纹理、光照变化和潜在损伤区域的图像送入网络时，数据首先进入 Backbone 主干网络，开启层次化的特征提取过程。这一过程的核心操作序列由卷积计算、批归一化和 SiLU 非线性激活三种基本运算单元反复迭代组合而成：

卷积层在图像上滑动滤波核，通过局部感受野内的乘积累加运算捕捉桥墩表面裂缝的线状纹理、剥落区域的块状边缘、锈蚀色斑的颜色过渡以及蜂窝麻面的点状分布等不同尺度和类型的视觉模式。每一次卷积运算实际上是在输入特征图与可学习卷积核之间进行相似度匹配，响应值的高低反映了该位置存在某种特定局部模式的可能程度；

批归一化层对卷积输出在批次维度上进行均值消减和方差缩放，将激进的激活值分布拉回到零均值、单位方差的标准化空间，这一操作消弭了网络层间因参数更新而产生的内部协变量偏移问题，使得训练过程中的梯度流动更加平稳，网络对初始化和学习率的敏感性大幅降低；

经过归一化处理的特征值随即通过 SiLU 激活函数进行非线性映射，该函数在正值区域近似线性传导，在负值区域则以平滑的 S 形曲线进行软饱和抑制，既保留了 ReLU 单侧抑制带来的稀疏激活性，又避免了 ReLU 在负半区完全截断所造成的神经元永久失活和信息硬丢失，其连续可导甚至高阶可导的平滑特性为深层网络的反向传播提供了更加丰富和精细的梯度信号。

主干网络并非仅进行一次卷积－归一化－激活三联操作，而是通过多次重复堆叠这些基本构建块，并在特定节点之间插入步进卷积或池化操作来实现空间维度的逐步下采样。随着网络层数的加深和空间分辨率的逐级减半，特征图的感受野呈指数级扩大，浅层输出的高分辨率特征图中保留了大量关于损伤边界精确定位所需的细节信息，如裂缝的末端走向、剥落区域的轮廓边缘等；而深层输出的低分辨率特征图则在经过多次抽象和

语义提纯之后，高度浓缩了关于损伤类型的类别判别信息，能够区分出同样是线状特征的纵向裂缝和横向裂缝、同样是面状特征的龟裂与冻融剥蚀，以及同样是块状特征的坑槽与撞击破损。

在主干网络的深层阶段，C3k2 模块作为核心计算单元承担着特征进一步精化与增强的重任。该模块内部的结构设计体现了跨阶段局部连接与密集梯度通道并存的思路，输入特征在模块入口处被分为两条并行处理支路：一条支路通过多层标准卷积对特征进行局部深度加工，另一条支路则保持恒等映射或仅经过轻量变换，两条支路在模块末端沿通道维度进行拼接融合，使原始的低级特征与加工后的高级特征在同一层内实现多粒度信息的集成。

改进 YOLOv11 网络结构图如图 1 所示。

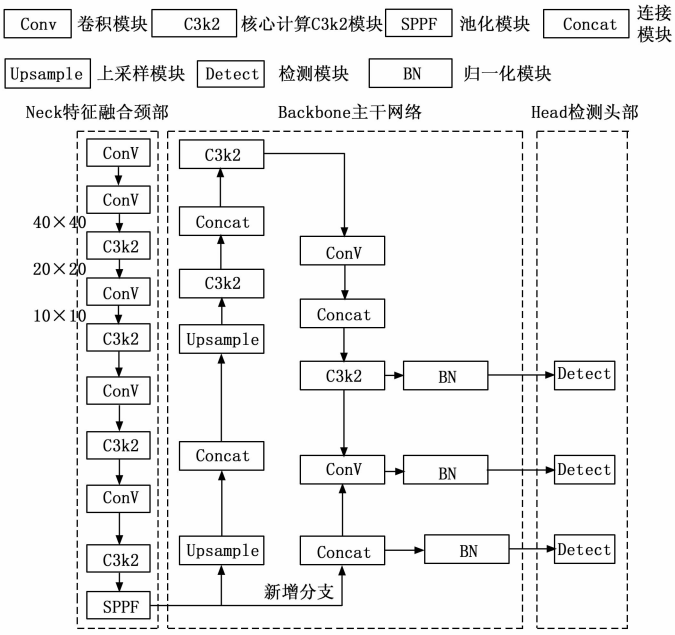

图 1　改进 YOLOv11 网络结构图

如图 1 所示，改进 YOLOv11 网络在第 3 层、第 4 层和第 5 层进行改进。每一层的输入特征图尺寸分别为 40×40 像素、20×20 像素和 10×10 像素，通道数均为 256。输出特征图尺寸保持不变，通道数仍为 256。先验变量以拼接方式注入 BMFPN。具体操作是将先验变量张量与对应层的特征图在通道维度上合并。先验变量张量的形状与特征图相同，即空间尺寸一致，通道数为 64。拼接后特征图的通道数由 256 变为 320，再经过一层 3×3 卷积将通道数压缩回 256，以保证后续模块输入不变。每个注入模块包含一个 3×3 卷积层，输入通道 320，输出通道 256，该卷积层参数量为 320×256×3×3 等于 737280 个参数。三个注入模块总参数量增加 2 211 840个参数。改进的网络结构保留了 C2F 的 Bottle Neck 残差连接与特征拼接思想，并增加了 C2PSA 注意力机制[12]。这种跨阶段局部连接机制在反向传播时为梯度提供了一条近乎无衰减的直达通道，有效缓解了深层网络中梯度幅度随层数增加而指数衰减或爆炸的问题，使模型即使堆叠至相当深度仍能保持参数的充分更新和有效学习。

C2PSA 注意力机制以并行方式被引入 C3k2 模块之中，与原有的卷积支路形成互补。C2PSA 本质上是一种空间维度的自注意力操作，对输入特征图在通道方向上分别进行全局最大池化和全局平均池化，将三维张量压缩为两张分别携带显著信息与统计分布信息的二维空间描述图。这两张二维图沿通道方向拼接后通过一个共享的卷积层和 Sigmoid 激活函数生成空间注意力权重图，该权重图中每个像素位置的值代表着网络对原始特征图中相应空间位置的关注强度。将该权重图与原始输入特征图在空间坐标上逐元素相乘，实现了对特征响应的空间重标定：在桥墩表面损伤疑似区域，如裂缝尖端、剥落边界、锈蚀中心等位置，权重被推高至接近 1 的水平，使这些关键区域的神经元响应得到完整保留甚至相对增强；而在大面积背景、未损伤完整表面、均质混凝土纹理等与检测任务无关的区域，权重被抑制至接近 0 的水平，其响应被大幅衰减。

在 BMFPN 中，将 δ_i 作为输入条件，为每个通道分配唯一的权重，公式如下：

$$c_a = \sum_j \frac{w_i}{\sum_j w_j + \varepsilon_i} I_i \delta_i \tag{6}$$

式中，c_a 为改进 YOLOv11 网络结构中第 a 个通道在特征融合时分配的权重；w_i、w_j 为第 i、j 个损伤点的特征权重；ε_i 为第 i 个损伤点特征分辨率；I_i 为第 i 个损伤点的输入数据[13]。将检测开始－检测结束看作一个单元，多次重用该单元改进混合，得到桥墩损伤点 BMFPN 的融合特征公式如下：

$$\begin{cases} P_i^{td} = Conv\left(\dfrac{w_1 \boldsymbol{P}_i^{in} + w_2 \boldsymbol{P}_{i+1}^{in}}{w_1 + w_2 + c_a}\right) \\ P_i^{out} = Conv\left(\dfrac{w_1 \boldsymbol{P}_i^{in} + w_2 \boldsymbol{P}_i^{td} + w_3 \boldsymbol{P}_{i-1}^{out}}{w_1 + w_2 + w_3 + c_a}\right) \end{cases} \tag{7}$$

式中，$Conv$ 为表示一个 3×3 卷积操作；$\boldsymbol{P}_i^{td}$ 为检测开始时自上而下路径桥墩第 i 个损伤点的特征；$\boldsymbol{P}_i^{out}$ 为检测结束时自下而上路径桥墩第 i 个损伤点的特征；w_1、w_2、w_3 为第 1、2、3 个损伤点的特征权重；$\boldsymbol{P}_i^{in}$、$\boldsymbol{P}_{i+1}^{in}$ 为第 i 个损伤点和第 $i+1$ 个损伤点的输入特征向量；$\boldsymbol{P}_{i-1}^{out}$ 为第 $i-1$ 个损伤点的输出特征向量[14]。基于上述两个公式的特征融合算法流程如下。

输入：各层输入特征 P_i^{in}，损伤程度变量，可学习权重。输出：各层融合特征。

步骤 1：初始化 $P_i^{in}=0$，$P_0^{out}=0$。

步骤 2：对于每一层的 i 从递减到 1，计算通道权

重 c_a、P_i^{td}、P_i^{out}。

步骤 3：返回输出所有 P_i^{out}。根据 $P_i^{td}-P_i^{out}$，构建桥墩损伤变量检测模型，公式如下：

$$z_c^h = F_1(f_c) = \frac{1}{W_i}\sum_{i\,0<n<W_i} f_c(P_i^{td},P_i^{out}) \tag{8}$$

式中，z_c^h 为桥墩损伤变量智能检测模型表达式；F_1 为非线性激活 Sigmoid 函数；W_i 为第 i 个损伤点的权重编码；f_c 为拼接特征张量；n 为常数。

在 z_c^h 中，拟合全局最优点云曲面，确保曲面上检测到的点均为损伤点，空间维度的选择性激活效应使得网络在后续处理中能够自动聚焦于那些尺寸小、对比度低、易与背景混淆的损伤目标区域，如微细裂缝在粗糙混凝土表面纹理中的隐现、锈斑在污渍和阴影中的模糊边界等。并行结合的方式意味着空间注意力的计算过程与主支路的卷积变换同时进行，不引入额外的时序依赖，不阻塞原有的前向传播路径，在几乎不增加推理延迟的前提下赋予网络以动态调整感受野内空间优先级的自适应能力，从而在复杂多变的桥墩表面环境中可靠地捕捉并强化那些承载着损伤信息的关键局部特征。

1.3 拟合桥墩损伤点智能检测模型全局点云曲面

桥墩在几何本质上可以理解为以一条空间曲线为轴线、以一定半径函数为截面尺度的广义柱形体，轴心中线穿过了桥墩每一横截面的几何形心，构成了描述桥墩整体姿态和形状骨架的基准曲线。对于桥墩而言，轴心中线近似为一条沿竖直方向延伸的直线或微弯曲线，但施工偏差、地基不均匀沉降或墩身倾斜会使这条轴线偏离理想的铅垂状态。故，需要拟合桥墩损伤点智能检测模型全局点云曲面，桥墩轴心中线提供了一个稳定的空间参考基准，将损伤点分析从绝对坐标系转换到以轴线为基准的相对坐标系中，从根本上解耦了桥墩整体位姿与局部损伤的空间描述，为后续全局点云曲面的拟合和损伤点到曲面距离的精确计算建立了几何基础。

三维激光扫描设备以桥墩为中心布设多个测站，发射出的激光束以极高的角分辨率对墩身表面进行逐行逐列的空间采样[15]，每一束激光在遇到混凝土表面、裂缝边缘、剥落凹陷或钢筋外露区域时发生反射，扫描仪接收返回信号并依据脉冲飞行时间或相位差原理计算出目标点的空间三维坐标，并根据点云法向量，从点云集的局部特征着手，通过查找邻域点。采用 RANSAC 圆柱模型拟合拟合桥墩轴心中线。具体步骤是：首先输入桥墩点云，设置 RANSAC 模型为圆柱模型，迭代次数为 1 000 次，距离阈值为 0.01 米。算法从点云中随机采样并拟合圆柱，保留内点数量最多的模型。最终拟合出的圆柱轴线即为桥墩轴心中线。

独立采样点汇聚在一起，构成了覆盖桥墩全表面或局部感兴趣区域的海量点云数据集。法向量的计算并非直接依据单个孤立点，而是从点云集的局部特征着手展开，其基本计算单元是以待处理点为中心、给定半径范围的球形邻域或给定数量的 K 近邻点集。K 近邻点集点云在计算机内存中以无序点集的形式存在，每个点除了携带其在空间直角坐标系中的 X、Y、Z 三个坐标值之外，还可能附加记录了激光反射强度信息以及通过内置相机同步获取的 RGB 颜色信息。

桥墩轴心中线是桥墩的几何中心线，损伤点分布围绕该轴心中线展开，通过拟合轴心中线，为全局点云曲面拟合提供了一个关键的几何基准，每一次迭代过程中，算法随机选取一组点估计圆柱模型参数，统计满足该模型几何约束的局内点数量，反复迭代直至发现最大一致集的模型，该模型的轴线即为桥墩轴心中线的初始估计。假设几何中心线为桥墩损伤平面的法向量 $n(a,b,c)$，建立移动最小二乘法的拟合平面，公式如下：

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & 1 \end{bmatrix}, x = z(a,b,c,d)^y \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{A}$ 为移动最小二乘法的拟合平面；x_1、y_1、z_1 为损伤点 1 的点云坐标；x_2、y_2、z_2 为损伤点 2 的点云坐标；x_n、y_n、z_n 为损伤点 n 的点云坐标；d 为常数。

点云的数据量极为庞大，一座中等规模的桥墩在精细扫描模式下就可以产生数千万个点，与此同时，点云所描述的空间形状具有高度复杂性：桥墩本身并非理想几何体，其表面存在施工模板留下的纹理起伏、混凝土浇筑的微小错台、长期服役过程中风化侵蚀造成的表面粗糙退化、以及各类损伤导致的局部几何突变，例如，剥落区域形成不规则形状的凹陷坑洞，钢筋锈胀处则呈现向外鼓出的瘤状突起。这种由规则几何形态、自然表面纹理和随机损伤几何共同叠加而成的复合形状，使得点云在局部区域呈现出曲率方向的急剧变化、点密度的非均匀分布和边界轮廓的模糊不确定，故，根据 A，拟合桥墩损伤点智能检测模型全局点云曲面，计算损伤点与曲面之间的距离，公式如下：

$$\begin{cases} C_q = \boldsymbol{A}(ax+by+cz+d) = 0 \\ d_i = \dfrac{|\,ax_i+by_i+cz_i+d\,|}{\sqrt{a^2+b^2+c^2}} \end{cases} \tag{10}$$

式中，C_q 为桥墩损伤点智能检测模型全局点云曲面；d_i 为损伤点与曲面之间的距离。全局点云曲面与局部拟合平面的关系是，先由全部点云建立全局曲面作为基准，然后在需要精细检查的局部位置，用局部平面去近似该处全局曲面的微小范围。计算该局部范围内，每个测量点到其对应的局部拟合平面的法向距离，通过这个距离来判断该点是否偏离全局曲面模型。

根据公式（9）～（10）遍历点云中的每一个点，

通过空间索引结构如 KD 树或八叉树快速查找该点的邻域点集合，索引结构将三维空间递归地分割为层次化的子空间，使得邻域检索的复杂度从暴力搜索的平方级降至对数线性级，为海量点云的高效处理提供了可能。二维检测框/掩膜与三维点云坐标通过相机标定参数进行对齐。首先，通过标定获得相机的内参矩阵和外参矩阵。对于二维图像上的每一个像素点，其对应的三维点云坐标由以下步骤确定：首先，利用深度图与图像的配准关系，找到该像素对应的深度值。然后，通过外参矩阵将相机坐标系下的坐标转换到世界坐标系下的坐标。二维检测框内的所有像素都关联到一组三维点云坐标，完成了对齐。当某一个待处理点的邻域点集被确定之后，通过计算 d_i，确定最优损伤点。

本文的检测过程由模态损伤程度计算、改进 YOLOv11 视觉检测、点云曲面拟合三大模块协同完成。基于振动数据求解无量纲损伤程度变量，变量编码为张量输入 BMFPN 特征融合层。变量数值越高，网络自动提升对应区域图像特征权重，由此模态损伤程度变量作为力学先验实现视觉检测力学参数与图像跨模态联合驱动；改进 YOLOv11 检测头负责输出像素坐标下损伤框、轮廓、损伤类别，以拟合得到的桥墩轴心中线为统一几何基准，将二维损伤轮廓投影至三维点云空间完成坐标对齐，筛选匹配出损伤点云子集；将匹配后的损伤点云输入移动最小二乘全局曲面拟合模块，计算损伤点至墩身曲面的法向距离，融合模态损伤等级、二维视觉标签、三维空间坐标，检测结果统一由点云曲面拟合模块输出。因此振动模态测试数据流先编码为模态损伤程度变量，然后输入改进 YOLOv11 网络。同步采集的桥墩图像和三维点云数据流则输入 YOLO 网络，完成二维轮廓提取和坐标配准；配准后损伤点云子集数据流输入曲面拟合模块，最后输出一体化桥墩损伤检测结果。

2　实验

2.1　获取实验数据

以某国道主干线上的一座预应力混凝土连续梁桥的 21 号桥墩作为实验对象。该桥墩为双柱式圆形截面墩柱，单柱墩身高度为 18.6 m，设计直径为 1.4 m，混凝土强度等级为 C40，纵向受力钢筋采用 HRB400 级钢筋，箍筋为 HPB300 级钢筋。桥墩服役时长已达 17 年，经初步外观检测发现，墩身表面存在不同方向、不同尺度的裂缝，局部区域出现混凝土剥落和钢筋锈蚀引起的锈斑，墩帽下缘存在撞击破损痕迹，墩身底部局部区域因长期处于干湿交替环境而产生冻融剥蚀现象。

以 Rigel 扫描仪，获取桥墩损伤点云数据，并 Riscan Pro 软件中自动拼接配准多站点云，配准误差控制在 2 mm 以内，生成完整的表面点云模型。然后将点云数据导入 Cloud Compare 开源软件，并实施统计离群值删除算法。以每个点附近 6 个最近邻居的平均距离为参考，将平均距离超出全局均值 2 倍以上标准差的点确定为噪音点并过滤掉。最终，剩余有效点云数量约为 4.2 亿个点，点云平均密度约为每平方厘米 85 个点。直接处理计算负载过大。因此进行了降采样处理。使用体素网格降采样，体素边长为 0.005 m。降采样后点云数量约为 1.05 亿个点。为匹配二维检测网络的输入，将三维点云投影并与图像对齐后，按图像视野范围进行了切片处理，每个切片对应一张图像的有效点云区域。每个点云切片又进一步被分割为 1 m×1 m×1 m 的立方体区块进行处理。降采样和分块处理会损失部分细微几何特征，但权衡了计算效率与对大、中型损伤的检测能力。

实验场景图如图 2 所示。



图 2　实验场景图

在改进后的 YOLOv11 网络训练阶段，从桥墩表面高分辨率正射影像中剪切出包含各种损伤类型的局部影像块，并进行人工标记，构建包含纵向裂缝、横向裂缝、裂缝、凹坑、冲击损伤、冻融侵蚀和地基沉降挤压损伤的样本集。标注规则如下：在三维点云和同步拍摄的二维图像中，由两名专业检测员独立标记损伤区域。损伤定义为混凝土表面剥落、裂缝的可见缺陷，剥落坑深度大于 5 mm，裂缝宽度大于 1 mm。在点云中，使用球形选区工具手动勾勒损伤区域边界，选区半径根据损伤尺寸调整，范围为 0.05～0.2 m。在对应图像中，用矩形框标注相同区域。最终标注信息包括损伤类别、三维点云坐标和二维图像边界框。为了避免数据类别不平衡，标记的损伤区域点云数据量与背景点云数据量比例合理，损伤点数占总点数的 2%左右。对数据进行增强操作：随机水平翻转，概率为 0.5；随机旋转，角度范围为±15°；亮度与对比度调整，调整因子范围为 0.9～1.1。样本总数为 12 560 个，按照 8：1：1 的比例分为训练集、验证集和测试集。训练集、验证集和测试集的

划分严格按桥墩级隔离。划分在数据样本级进行，确保同一座桥墩、不同角度的数据随机进入不同集合，但所有数据均源自同一桥墩，以此模拟实际应用中从单一结构收集多角度数据并进行模型训练与评估的场景，避免数据泄漏。模型训练硬件平台为 NVIDIA RTX A6000 图形处理器，操作系统为 Ubuntu 20.04，深度学习框架为 PyTorch 2.0。初始学习率设置为 0.001，采用余弦退火学习率衰减策略，批量大小设置为 16，总训练轮数为 300 轮，输入图像大小统一调整为 640×640 像素。本文通过提取模态阵型变化的最大元素，结合损伤程度的表征函数，计算桥墩结构模态阵型损伤点程度变量。为了确保该计算的合理性，对其进行敏感性分析：定义损伤程度 d 从 0 到 0.5，步长 0.01。当 $d=0$ 时，最大元素值为 0。当 $d=0.01$ 时，最大元素值为 0.002。当 $d=0.05$ 时，最大元素值为 0.01。当 $d=0.1$ 时，最大元素值为 0.02。当 $d=0.3$ 时，最大元素值为 0.06。当 $d=0.50$ 时，最大元素值为 0.1。最大元素值与损伤程度呈近似线性关系，斜率为 0.22。考虑测量噪声标准差为 0.005 时，最大元素值的波动范围为 ±0.003。此时，当损伤程度 $d\geqslant 0.03$ 时，最大元素值变化量 0.006 大于噪声波动范围 0.003，因此该方法能够可靠识别损伤。若噪声标准差增大至 0.01，则可靠识别阈值为 $d\geqslant 0.07$。最大元素值随损伤程度的单调递增关系保证了损伤定位和定量的一致性。

桥墩建模边界条件：该桥墩底部固结，顶部自由。底部固结指墩底节点所有平移和转动自由度被约束为 0，即水平位移、竖向位移、转角均为 0 m 和 0 rad。顶部自由指墩顶节点无任何约束，可自由平移和转动。此边界条件决定了结构的前几阶模态形状：第一阶为弯曲振型，频率约 2.1 Hz；第二阶为弯曲振型，频率约 15 Hz；第三阶为轴向振型，频率约 48.0 Hz。前三阶模态的振型节点位置分别位于距墩底 0 m、12.4 m 和 18.6 m 处。

模态阶次选择原则：选取前三阶模态用于损伤识别。原因是前三阶模态对应的频率在 2.1～48.0 Hz 范围内，实际环境激励能够有效激发这些模态。第四阶及以上模态频率超过 120 Hz，环境激励能量衰减严重，信噪比低于 3 dB，无法可靠提取。此外，前三阶模态的振型包含足够多的空间信息：第一阶振型在墩顶位移最大，第二阶振型在墩高约一半处有反弯点，第三阶振型在墩顶和墩底均有较大位移。这三阶模态的组合能够覆盖整个桥墩高度的损伤敏感区域。若只选前两阶，则墩高中间区域的损伤容易被遗漏；若选四阶以上，则高频模态对局部刚度变化的敏感性虽高但受噪声影响更大，得不偿失。

噪声影响分析：假设实测加速度信号中包含高斯白噪声，信噪比为 30 dB。在此噪声水平下，通过模态识别算法提取的模态频率误差为 ±0.05 Hz，模态振型误差为 ±0.02。对于第一阶模态，频率 2.1 Hz 的误差为 2.4%，振型误差导致曲率模态计算误差约 5%。对于第二阶模态，频率 15 Hz 的误差为 0.3%，振型误差导致曲率模态计算误差约 8%。对于第三阶模态，频率 48 Hz的误差为 0.1%，振型误差导致曲率模态计算误差为 12%。将噪声引入后的曲率模态代入公式 (5)，得到损伤程度的计算偏差：当真实损伤程度为 0.1 时，含噪声估计值在 0.08～0.12 之间波动；当真实损伤程度为 0.3 时，估计值在 0.27～0.34 之间波动；当真实损伤程度为 0.5 时，估计值在 0.46～0.55 之间波动。可见，噪声对低损伤程度的相对影响较大，但对高损伤程度的影响较小。为确保识别结果可靠，在信号采集时采用多次平均降噪方法，将信噪比提升至 40 dB 以上，从而降低误差。表面点云模型坐标如表 1 所示。

表 1 表面点云模型坐标

柱体标号	切片数量	切片平均直径	切片圆心坐标	夹角/°
①	30	1.405	(2 269.5,−1 142.3)	0.31
②	30	1.412	(2 269.6,−1 142.6)	0.29
③	30	1.395	(2 269.2,−1 142.8)	0.58
④	30	1.401	(2 269.1,−1 142.8)	0.64
⑤	30	1.408	(2 269.2,−1 142.8)	0.71
⑥	30	1.392	(2 269.5,−1 142.6)	0.78
⑦	30	1.410	(2 269.3,−1 142.9)	0.85
⑧	30	1.397	(2 269.1,−1 142.6)	0.92
⑨	30	1.403	(2 269.4,−1 142.3)	0.99
⑩	30	1.400	(2 269.2,−1 142.5)	1.06

Cloud Compare 参数设置示意图如图 3 所示。

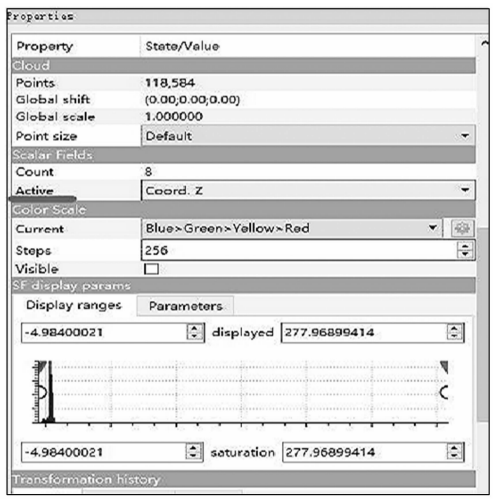

图 3 Cloud Compare 参数设置示意图

如图 3 所示，将桥墩位置的点云数据异常值进行参数裁剪，对桥墩位置损伤前后前二阶固有频率进行分析，如表 2 所示。

表 2　损伤前后前二阶固有频率表

工况	1 阶频率/Hz	2 阶频率/Hz
损伤前	2.117	15.068
损伤 10%	2.115	15.052
损伤 30%	2.107	15.007
损伤 50%	2.095	14.928

如表 2 所示，桥墩损伤后固有频率有所降低，而且随损伤程度的增大而减小。将固有频率作为输入条件，开展桥墩损伤点位灰度分级点云可视化分析，判断损伤点检测效果。

2.2　桥墩损伤灰度分级点云检测分析

本文方法利用 MLS 拟合平面，其邻域半径设置为 0.1 m，权函数采用三次样条函数，具体形式为权值与距离的三次方成反比。阶次参数选择为 2，即使用二阶多项式进行局部曲面拟合。检测最终判定阈值根据桥墩表面平整度规范设定。法向距离大于 5 mm 的点被视为潜在损伤点。计算点云中每一点到其对应局部拟合平面的法向距离 d。若 d 大于 0.005 m，则该点标记为异常。对于一个检测区域，若异常点的数量占区域总点数的比例超过 10%，则判定该区域存在损伤。5 mm 的阈值来源于施工规范中对混凝土表面平整度的要求。利用点云生成桥墩损伤点的数据，开展损伤区域灰度分级点云分析，如图 4 所示。

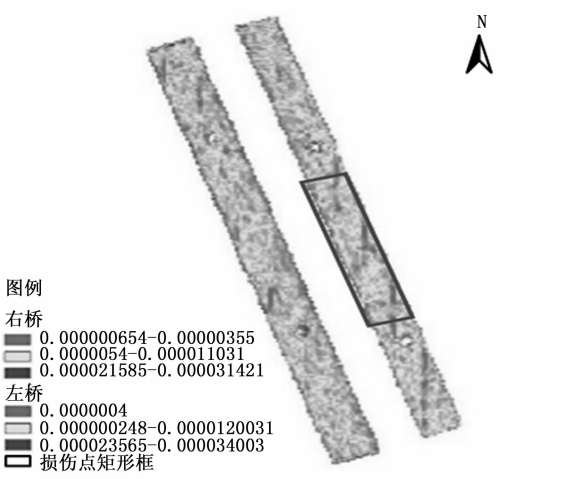

图 4　桥墩损伤灰度分级点云检测结果图

如图 4 所示，在矩形框标注出的位置，点云存在异常突出，检测为桥墩损伤点。这一优势源于桥墩损伤点智能检测模型全局点云曲面拟合时，以改进 YOLOv11 提取的损伤候选区域为约束，将曲面拟合的注意力集中在损伤疑似位置周边，避免了背景平滑区域对拟合过程的平均化干扰，局部微小几何畸变可在灰度分级可视化结果中清晰显现；C2PSA 空间注意力机制在图像阶段对损伤边缘的精准响应，使得输入点云曲面拟合环节的损伤边界坐标更为精确，减少了因边界模糊导致的法向距离稀释效应。

2.3　桥墩损伤点曲率模态检测分析

将图 4 中的损伤位置进行分析，通过曲率模态检测，判断损伤前后的模态曲率变化，如图 5 所示。

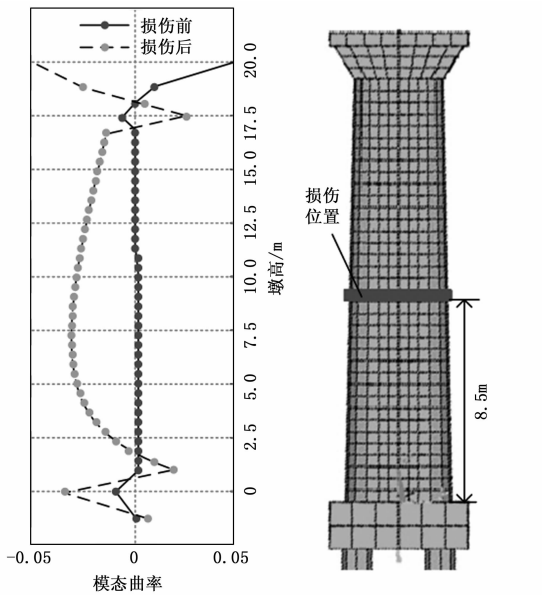

图 5　桥墩损伤点曲率模态检测结果图

如图 5 所示，在损伤前，模态曲率趋近于 0。在损伤后，模态曲率在 0～20 m 的墩高位置出现了异常模态曲率，判断图 4 中检测到区间是损伤点。损伤后状态的浅色折线在墩高 16.5 m 处开始下降，延伸至 17.5 m 处出现明显的底部尖峰，并再次出现显著向上波动，在 20 m 处达到极值。这两个极值点对应了图 4 矩形框指示的损伤高度区间。损伤前的模态曲率曲线整体数值较小，主要集中在 ±0.02 以内，呈现相对平滑的分布。损伤后，在 17.5～20 m 的区间内，曲率数值逐渐增大，最大峰值达到 0.05，这表明该区域的几何形态发生了显著改变，产生了强烈的高频振动模态响应。通过计算可知，损伤区域的曲率极值相对于健康状态基线提升了 125%，这种大幅度的数值跳变直观地反映了该位置材料缺失或结构变形导致的局部刚度下降。

为量化评估桥墩损伤点曲率模态定位误差，在测试集上，计算了曲率模态方法识别出的损伤峰值位置与真实损伤位置之间的平均绝对误差 MAE。同时计算了损伤状态与健康状态曲率峰值的平均差值。对比方法包括：文献［2］和文献［3］提出的桥墩损伤点检测方法。对比结果如表 3 所示。

表 3 量化结果分析：本文方法优于对比的两种方法。在定位误差上，本文方法的平均定位误差为 0.05 m。在损伤灵敏度上，本文方法得到的损伤前后峰值平均差值为 0.42，表明其对损伤引起的局部刚度异常变化更为

敏感。这一优势源于将桥墩结构模态阵型损伤点程度变量作为改进 YOLOv11 网络 BMFPN 融合特征的输入条件之一。损伤程度变量综合了振型局部变化幅值和刚度折减信息，将其编码进特征融合路径后，网络在提取损伤图像特征时，同时受到结构力学参数空间分布先验的引导，保障特征峰值位置与灰度分级可视化的异常区域高度重合。

表 3 定位误差与损伤异常检测灵敏度量化结果

方法	平均定位误差(米)	损伤－健康峰值平均差值
文献[2]方法	0.18	0.15
文献[3]方法	0.23	0.11
本文方法	0.05	0.42

测试改进 YOLOv11 网络的 FLOPs 变化结果：FLOPs 是每个注入模块的卷积运算量，即特征图面积×卷积核计算次数。一次前向传播的 FLOPs 为 40×40×320×256×3×3＝1 179 648 000 次浮点运算。三层合计为 1.68×109FLOPs。原 BMFPN 总 FLOPs 为 1.2×1 010，改动后 FLOPs 增加约 14%。在单张 NVIDIA RTX 3080 GPU 上，原 BMFPN 处理一张 640×640 图像耗时约 12 ms。加入三个注入模块后，耗时增加约 1.7 ms，达到 13.7 ms，增幅约 14.2%。该延迟增量在实际应用中可接受。

2.4 桥墩损伤点智能检测精度分析

采用 Precision、Recall、F_1-score、mAP @ 0.5、mAP@0.5：0.95 等指标，分析不同裂缝的检测精度，如表 4 所示。

表 4 检测精度分析表

损伤类型	Precision	Recall	F_1-score	mAP@0.5/%	mAP@0.5：0.95/%
纵向裂缝	0.92	0.91	0.91	0.92	0.90
横向裂缝	0.99	0.98	0.98	0.96	0.97
龟裂	0.96	0.95	0.95	0.96	0.98
坑槽	0.95	0.96	0.96	0.95	0.95
撞击	0.93	0.94	0.93	0.95	0.96
冻融	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
地基沉降	0.98	0.99	0.98	0.96	0.97

如表 4 所示，mAP@0. 5 是 IoU 阈值为 0.5 时的 mAP；mAP@0.5：0.95/%是 IoU 阈值从 0.5 到 0.95（步长 0.05）的平均 mAP。对多种指标进行精度分析，如图 6 所示。

如图 6 所示，采用改进 YOLOv11 结构，通过 Bottle Neck 残差连接，缓解深度神经网络中的梯度消失问题，网络更容易训练，提升损伤点特征表达能力，从而实现损伤点的智能检测。在检测结果中，Precision、Recall、F_1-Score、mAP@0.5、mAP@0.5：0.95 等指标无限趋近于 100%，桥墩损伤点智能检测精度较高。这一优势源于改进 YOLOv11 结构通过 Bottle Neck 残差连接与 C3k2 模块的跨层梯度通路，使得网络深度增加时梯度消失得到有效抑制，深层特征的语义判别力增强；C2PSA 注意力机制在并行嵌入后为网络注入了空间自适应的特征重标定能力，使其在面对光照变化、阴影干扰和纹理伪损伤时能够自主抑制无关区域响应，保持对真实损伤点的高激活。

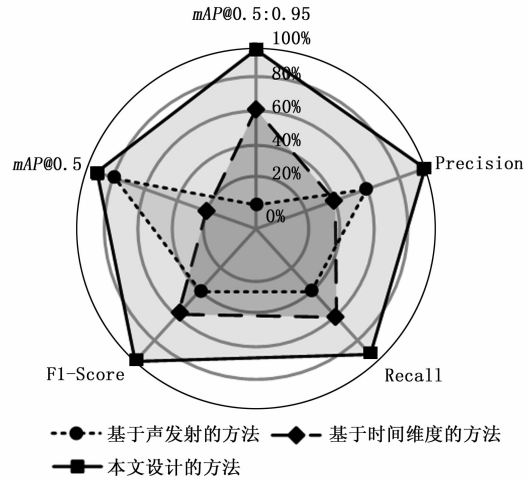

图 6 桥墩损伤点智能检测精度结果图

为验证各改进模块的独立贡献，设计了逐步增加模块的消融实验。基准模型为原始 YOLOv11。评价指标包括平均精度均值 mAP、平均定位误差 ALE 以及单张图像推理时间。所有实验在相同数据集和训练条件下进行。结果如表 5 所示。

表 5 模型消融实验性能对比

模型配置	mAP/%	平均定位误差/m	推理时间/ms
原始 YOLOv11	78.2	0.25	11.5
只替换 C3k2 模块	81.5	0.21	12.1
原始 YOLOv11 ＋ 只加 C2PSA	83.1	0.19	13.8
原始 YOLOv11 ＋ 只加损伤程度变量	79.8	0.23	11.7
本文完整方法	86.7	0.15	13.9

消融实验结果分析可知：本文完整方法与原始 YOLOv11 相比，mAP 从 78.2%提升至 86.7%，定位误差从 0.25 m 降低至 0.15 m。单独替换 C3k2 模块主要提升了特征提取能力，mAP 增加 3.3%。单独添加 C2PSA 注意力机制增强了模型对损伤区域的关注，mAP 提升 4.9%，但增加了时间开销。单独添加损伤程度变量先验信息带来了一定的精度增益且时间开销极小。当所有模块共同作用时，实现了最大的性能提升，证明了各模块改进的有效性与互补性。

（下转第 124 页）