工程与管理科学
Engineering and Management Science
第 8 卷◆第 9 期◆版本 1.0◆2026 年
文章类型：论文|刊号（ISSN）：2705-0637(P) / 2705-0645(O)

基于改进 YOLOv8 的基坑工程结构性裂缝智能检测与病害分级诊断方法

郑仁耀
中化明达（福建）地质勘测有限公司　福建福州　350000

DOI：10.32629/ems.v8i9.22126

[摘　要] 在基坑工程结构性裂缝检测里，存在人工依赖程度高、细粒度特征提取不够的问题。为此提出一种基于改进 YOLOv8 的智能检测与分级诊断办法。主干网络加入可变形卷积来增强几何适应能力，颈部嵌入全局注意力机制提高低对比度裂缝的敏感度，检测头添加分级子头达成检测分级一体化输出。依据宽度、长度、连通性建立三级病害量化准则。实验显示，改进模型平均精度为 91.3%，分级准确率是 87.6%，证实了该方法的有效性和鲁棒性。

[关键词] 基坑工程；结构性裂缝；YOLOv8；可变形卷积；注意力机制；病害分级

引言：

基坑工程支护结构在土水压力、周边荷载的作用下容易出现结构性裂缝，其扩展直接对施工安全构成威胁。传统的手工检测方式效率很低，而且难以捕捉到早期的微裂纹，现有的深度学习模型对于裂缝复杂的几何形态适应能力有限，分级诊断常常和检测流程相分离，实时性也有不足之处。通过改进 YOLOv8 来建立融合可变形卷积与全局注意力的检测网络，并且建立宽度、长度、连通性三维分级准则，能够实现检测与分级端到端同步输出，为基坑安全监控给出智能化技术路径。

1 改进YOLOv8网络架构设计

1.1 可变形卷积裂缝特征提取

YOLOv8 网络架构由输入(Input)、骨干网络(Backbone)、特征增强(Neck)和解耦头(Head)组成[1]。基坑结构性裂缝在图像里呈现出走向曲折、宽度逐渐变化并且常常伴有分支的复杂形态，标准卷积采用固定的采样网格很难覆盖这种非刚性目标。可变形卷积给每个采样点引入可学习的二维偏移量，让卷积核形状随着裂缝走向自适应地进行调整。在 YOLOv8 主干网络的 C2f 模块中用 DCNv2 去替代传统的 3×3 卷积，形成 C2 的 DCNv2 结构。DCNv2 额外引入调制标量，用来判断引入区域是不是属于目标关注范围，以此增强模型对裂缝与背景杂波的判别能力。偏移量、调制标量都是通过端到端学习得到的。这样的设计让主干网络具备更强的非线性建模能力，使得深层特征图在保持全局感受野的前提下聚焦于裂缝走向、边缘细节，为后续多尺度融合提供具有更强几何适应性的特征表达。

1.2 全局注意力跨尺度特征融合

裂缝在图像里有着微观细节、宏观分布这两种特性，只用单一尺度特征去满足精细定位和全局感知的要求不太够。YOLOv8 的路径聚合网络虽然实现了多尺度传递，不过对各个尺度通道进行均等化处理时容易引入背景噪声，在基坑光照不均匀、有渗水痕迹等情况干扰下这种问题会更突出。在颈部网络的自顶向下与自底向上路径中加入全局注意力机制，分别针对通道和空间维度施加可学习权重掩码[2]。通道注意力根据特征图对裂缝响应的重要性来分配权重，空间注意力去定位裂缝所在像素区域，抑制支架阴影、混凝土纹理等非目标激活。注意力机制和可变形卷积形成协同作用——前者决定关注哪里，后者决定怎么变形，让浅层高分辨率特征保留边缘走向，深层语义特征聚焦在整体分布区域。

1.3 检测分级联合输出映射策略

在进行检测与分级的串联执行时，分级会依赖于候选框的二次判定，并且误差会逐级累积。YOLOv8 将检测头解耦，使其同时输出回归参数、类别置信度，以此为多任务并行奠定基础。在分类分支末端增设三个二分类子头，分别对应轻微、中度、严重三级，各个子头输出独立概率，并与主分类头共享主干特征。等级标签和边界框坐标联合编码成统一张量，回归参数与分级概率同步输出。训练时采用硬参数共享机制，早期网络层学习共同表征，末端分支分别优化各自目标。此策略让网络一次前向传播同时完成定位与分级判定，消除串联结构的信息损耗，为多任务损失联合优化提供统一

Copyright © This work is licensed under a Commons Attibution-Non Commercial 4.0 International License.

输出空间。

2 结构性裂缝病害分级指标与诊断机制

2.1 裂缝几何参数精细化提取

裂缝宽度、长度、拓扑连通性是判断病害等级的三项核心几何参数，其量化精度会直接影响分级可靠性。宽度提取采用骨架距离变换方法：对检测框内二值化裂缝区域进行形态学骨架化操作，获取单像素中心线，沿着骨架法线方向扫描裂缝边界并计算像素间的欧氏距离，取统计中位数作为代表宽度，以此消除噪声与毛刺干扰[3]。长度根据裂缝连通域最小外接矩形主轴来确定，并针对弯曲走向进行弧长校正，校正系数通过骨架折线总长与主轴长度之比计算得出。连通性由分支数量、闭合环数量来表征，分支点依据骨架邻域像素连通数阈值来判定（见图 1）。上述参数在后处理阶段对框内分割掩码逐像素计算，与检测网络完全解耦，方便独立优化和阈值调整。

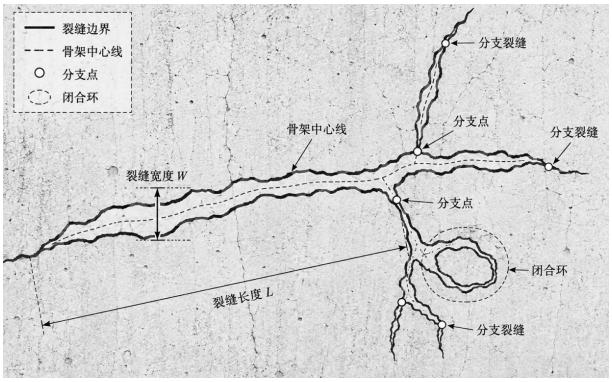


图 1　结构性裂缝几何参数提取示意图

2.2 三维量化分级判定准则

分级准则把宽度、长度还有连通性这三项参数都纳入到统一的判定框架里，建立起三维量化空间来覆盖裂缝病害的主要恶化维度。根据《建筑基坑工程监测技术标准》、大量工程实测数据统计结果，设定三级量化边界。对于轻度裂缝的判定标准是宽度小于 0.2mm 且长度小于 50mm，同时要求没有分支或者闭合环，这类裂缝一般是表面微裂纹，对结构承载能力的影响不大。中度裂缝包括宽度在 0.2mm 与 0.5mm、长度为 50mm 至 15 及 0mm、分支数不超过 3 条这三种情况，满足其中任一条件就归入该等级，表明裂缝已经进入扩展阶段。重度裂缝的阈值设定为宽度超过 0.5 毫米、长度大于 150 毫米、分支数超过 3 条或者形成闭合环这四种情形，只要满足任一条件就算作重度，说明结构已经出现显著损伤。三级标准之间采用递进式阈值衔接，在相邻等级边界处留有合理的冗余区间，以防止因测量波动而造成等级跳变，而且与现行工程监测规范的技术指标保持兼容。

2.3 多任务损失与等级权重配置

检测与分级任务的联合优化需设计统一的多任务损失函数，使网络在训练阶段同时接收定位误差与分级误差的梯度反馈。总损失由检测损失与分级损失加权求和得到：

$$L_{total} = L_{\det} + \lambda \cdot L_{grade} \qquad (1)$$

其中　$L_{\det}$ 为检测分支的联合损失，包含边界框回归的 CIoU 损失与目标分类的交叉熵损失，单位与检测损失的量纲一致；L_{grade} 为分级分支的加权交叉熵损失，对应三个等级子头的独立输出，其数值范围为标量。权重系数　λ 为无量纲常数，用于调节检测与分级任务在总损失中的相对贡献，确保两类损失的梯度量级处于相近范围，避免某一任务在反向传播中主导网络的更新方向。分级分支损失给重度类别赋予更高权重来缓解基坑场景里严重裂缝样本占比少致使的数据不平衡问题。该损失配置让网络在训练阶段不断接收定位与分级两方面的误差信号，促使共享主干网络提取对两项任务都有益的特征表征，并且末端分支分别优化各自任务目标达成任务间的良性互促。

2.4 分级置信度与边界阈值耦合策略

分级输出的可信度由网络预测概率、候选框几何质量、图像成像条件共同决定。直接使用固定置信度阈值对所有检测框进行等级判定时，容易在低照度或强逆光条件下出现误判情况。为此设计了分级置信度，通过最大等级概率与预测框交并比的乘积来确定，以此反映分级概率的确定性程度、定位框的几何贴合质量。只有当分级置信度高于动态阈值时，相应候选框的分级结果才会被采纳并输出。推理阶段依据图像全局亮度均值对置信度阈值进行动态调节：低照度下裂缝与背景对比度低，网络预测置信度整体偏低，所以适度降低阈值可提高弱纹理裂缝的召回率；强逆光或高对比度场景下背景杂波响应增强，需提高阈值以抑制虚假候选框的误判输出。动态阈值的调节幅度根据离线统计的光照-召回率映射曲线来确定，该映射曲线在不同照度级别下测试模型性能而获得。此策略没有引入额外的光照校正预处理模块，在线计算开销处于可控范围，兼顾了分级可靠性与推理效率[4]。

3 实验结果与分析

3.1 基坑裂缝数据集构建

数据集构建的质量直接决定模型训练的有效性与泛化能

Copyright © This work is licensed under a Commons Attibution-Non Commercial 4.0 International License.

力。图像采集涵盖不同施工阶段、多种光照条件、拍摄角度下的基坑支护结构表面，以此确保样本能充分呈现工程现场的真实视觉分布状况。原始图像分辨率统一调整为 1280×720 像素，这样既能保留裂缝细节又能满足网络输入尺寸要求。标注工作由具备基坑监测经验的工程技术人员来完成，运用多边形包围盒对每一条结构性裂缝进行精确框选，并且同步标注其严重等级标签。对于宽度小于 0.1 毫米的微裂纹，在标注时会叠加局部放大视图辅助确认，从而防止出现标注遗漏、误标的情况。数据增强策略包括随机旋转、仿射变换、亮度扰动、噪声注入这四种操作，用以模拟基坑现场常见的视角变化及成像退化情形[5]。增强之后总体样本量增加到原来的三倍，并且按照 7∶2∶1 的比例划分训练集、验证集与测试集，保证各子集在光照条件、裂缝形态分布方面具有相似的统计特性。该数据集与公开裂缝数据集相比，更专注于基坑工程特有的混凝土喷锚支护结构表面，具备明确的工程场景针对性。

3.2 消融实验与模型性能对比

消融实验旨在逐一验证可变形卷积模块和全局注意力模块对基线 YOLOv8 模型性能的独立贡献。基线模型在测试集上平均精度是 84.6%，召回率是 78.2%。单独引入可变形卷积模块后，平均精度提高到 88.1%，这证实了该模块对不规则裂缝形态具备几何适应性优势。单独嵌入全局注意力模块后，召回率提高到 83.5%，说明注意力机制能够抑制背景杂波对裂缝响应的干扰。两者联合使用时，平均精度达到 91.3%，召回率为 86.7%，表明两模块之间有协同增益，而非简单的性能叠加。和主流裂缝检测模型 Faster R-CNN、CrackSegNet 横向对比可知，所提方法在平均精度指标上分别高出 5.2、4.8 个百分点，在分级任务中无需额外训练分类器，端到端推理耗时比两阶段方法低很多。上述对比结果充分验证了所提改进策略在基坑裂缝检测任务中的优越性。

3.3 复杂场景鲁棒性验证

基坑工程现场的光照剧烈变化、施工粉尘及背景纹理干扰是制约检测模型工程化部署的关键瓶颈。鲁棒性测试设置了三种典型工况，分别是强光、弱光、含粉尘模拟干扰，以此来评估模型在实际施工环境下的性能保持能力。在弱光条件下，裂缝与混凝土表面的对比度明显降低，模型的平均精度下降到 84.5%，不过这仍然比基线模型在标准光照条件下的 82.1%要高，说明改进模型对于低照度场景有着不错的适应性。在强逆光、含粉尘工况下，平均精度分别是 88.9%和 87.3%，下降幅度被控制在可接受范围之内。将改进模型与基线模型在弱光场景下的检测结果进行对比，可以发现基线模型的漏检率明显升高，而改进模型依靠全局注意力机制对低对比度区域的响应增强，依旧能够有效召回绝大部分裂缝目标。在强光场景中，基线模型容易把高亮纹理误判为裂缝，改进模型的误检率显著降低。上述结果表明所提方法在复杂施工环境下具备良好的工程部署潜力。

结语

针对基坑工程结构性裂缝检测里几何形态复杂、环境干扰强烈、分级诊断滞后等关键问题，依据改进 YOLOv8 搭建了融合可变形卷积与全局注意力机制的智能检测网络，还设计了三维量化分级判定准则。此网络把特征形变适应和响应增强相结合起来，提高对微弱、弯曲裂缝的检出能力，分级指标跟检测头联合映射，防止传统串联流程里的误差累积与延时。实验数据说明，所提方法在精度、鲁棒性和实时性方面都比主流模型好。该技术路径给深基坑安全监控提供了种高效、客观的视觉诊断手段，有明确的工程转化前景。

[参考文献]

[1]彭建忠,李琛琛,刘李彦,等. 基于 YOLOv8 的道路路面裂缝智能检测[J].公路与汽运,2024,40(5):89-94+163.

[2]楚芳芳. 建筑裂缝智能检测技术取得新突破助力严控房屋安全隐患——基于改进 YOLOv8 算法的建筑表面裂缝智能检测方法[J].建筑,2026,(7):34-35.

[3]张泽宁. 基于改进 YOLOv8 的轨道扣件状态检测方法[J].信息与电脑,2026,38(13):1-3.

[4]陈仁朋,吴怀娜,程雪松,等. 基坑工程与地下工程——安全韧性、绿色低碳、高效智能新技术[J].土木工程学报,2026,59(7):94-118.

[5]贾坐成,廖梓颖. 水工隧洞裂缝分级诊断与化学灌浆修复技术分析[J].工程技术研究,2025,10(21):97-99.

链接：https://m.zjtcn.com/baike/jiegouxingliefeng7020387#1

作者简介：郑仁耀（1986 年-），男，汉族，福建省古田县，高级工程师，学士学位，主要研究方向：岩土工程勘察、设计、监测。

Copyright © This work is licensed under a Commons Attibution-Non Commercial 4.0 International License.