

基于 PyQt5 与 YOLOv8 的自动化混凝土裂缝检测系统设计与实现

潘俊安¹ 丁要男¹ 尹慧君¹ 何恬¹ 罗俊¹
PAN Junan DING Yaonan YIN Huijun HE Tian LUO Jun

摘要

混凝土裂缝是影响建筑耐久性与承载力的主要病害。其早期检测对结构安全和寿命提升至关重要。文章设计并实现了一种基于 YOLOv8 (you only look once v8) 的混凝土裂缝智能检测系统,旨在提高混凝土裂缝检测的自动化、高效性和准确性。系统采用 Python 图形界面框架 PyQt5 设计,使用深度学习算法 YOLOv8 作为核心检测框架,通过数据增强、模型训练与优化、用户界面设计等环节,实现了对混凝土裂缝的精准识别与定位。实验结果表明,该系统用户界面友好,操作简便,通过引入改进的注意力机制 (C2f_attention 模块) 和双向特征金字塔网络 (bidirectional feature pyramid network, BiFPN),能够显著提升对小目标裂缝的准确性并减少背景噪声的影响,从而提高了整体检测性能。均值平均精度 (mean average precision, mAP) 相比于原始 YOLOv8 从 0.709 8 提升至 0.734 1,改进后的模型准确性和鲁棒性得到了进一步提高,为混凝土裂缝的健康监测和维护提供了有力支持,具有广阔的应用前景和研究价值。

关键词

YOLOv8; 混凝土裂缝检测; 深度学习; 数据增强; 用户界面设计

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.010

0 引言

裂缝作为各种物理结构表面常见的缺陷,修补裂缝是防止危险扩大,维护基础设施安全的重要保障。混凝土裂缝是建筑工程中常见的结构缺陷,不仅影响正常使用,还会加剧钢筋锈蚀,降低承载能力与结构耐久性^[1]。

裂缝产生的主要原因包括三个方面:首先,混凝土抗拉强度低,长期超载会导致受力不均,从而引发裂缝;其次,混凝土常年暴露于外,易受温度变化影响产生变形,雨水侵蚀也加剧了裂缝的发展;最后,施工材料及工艺水平直接影响结构质量和使用年限,劣质材料或工艺不当均可能增加裂缝风险。若裂缝未能及时检测与修复,会加剧其结构的损害。当裂缝尺寸超过混凝土结构的安全临界值时,不仅会影响外观与正常使用,还可能引发重大安全事故,造成严重经济损失。因此,开展有效的混凝土裂缝检测和预防工作对于保障结构安全、提升耐久性、延长服役寿命具有重要意义。

传统的混凝土裂缝检测方法主要包括人工巡检、超声波检测、红外热成像检测等。然而,这些方法存在诸多局限性。人工巡检对于宽度较小的裂缝,很难用肉眼对其进行检测,不仅成本高、效率低,而且主观性强,使得对混凝土结构损伤的判断具有不确定性,且难以实现对大规模混凝土结构的

全面检测^[2-3];超声波检测和红外热成像检测虽然具有较高的检测精度,但设备昂贵、操作复杂,且对检测环境要求较高,难以在实际工程中广泛应用。因此实现混凝土裂缝自动化检测日趋重要。

此前,计算机视觉在土木工程的应用十分广泛。深度学习技术,特别是卷积神经网络 (CNN) 在图像识别领域的卓越表现,为自动化、高精度的裂缝检测提供了可能。由于深度学习在医学图像和计算机视觉任务中表现出了神经网络明显的学习深度特征的有效性,并且深度卷积神经网络在特征学习和监督分类中表现出了较好的性能,与传统的混凝土裂缝检测相比,计算机视觉具有低成本、高质量和易于使用的特点。Deng 等人^[4]使用 YOLOv2 (you only look once v2) 目标检测器建立 YOLOv2 检测网络,以检测具体的裂缝和手写文字这两种现场采集图像中最常见的结构特征。Sofia 等人^[5]提出了一种新颖的裂缝检测模型 CDM (crack detection model),该模型使用 YOLOv4-tiny (you only look once v4-tiny) 算法,这是一种基于 CNN 的单阶段检测器,用于检测全尺寸钢筋混凝土图像中的弯曲和剪切裂缝,所提出的 CDM 不仅能够检测裂缝,还能提供裂缝的数量并适当分类。Liu 等人^[6]提出一种融合 CBAM (convolutional block attention module) 注意机制,以增强 YOLOv5 模型的高精度桥梁裂缝识别能力。余加勇等人^[7]将 YOLOv5 与 UNet3+ (UNet3plus) 算法结合,开发了一种集成智能桥梁裂缝检测方法。但上述研究都只是针对混凝土裂缝检测的算法研究工

1. 江西机电职业技术学院信息工程学院 江西南昌 330013

[基金项目] 江西省教育厅科学技术研究项目“基于深度学习的混凝土裂缝检测技术与运用”(GJJ2406912)

作, 未实现高效、低成本的轻量级智能裂缝实时检测系统。

YOLO 系列算法以其高效、准确的检测性能受到了广泛关注。YOLOv8 (you only look once v8) 作为 YOLO 系列的迭代版本, 在前几代算法优点的基础上, 引入了新的网络结构和优化策略, 通过轻量化结构优化了特征提取流程, 进一步提升了检测性能。因此, 本文将 YOLOv8 算法应用于混凝土裂缝检测领域, 设计并实现了一种基于 YOLOv8 的混凝土裂缝检测系统。

1 YOLOv8 算法概述

YOLO 系列算法是目标检测领域的一种重要算法, 自 2016 年首次提出经历了多次迭代和升级。YOLO 系列算法的主要特点是实现了端到端的目标检测, 即直接将输入图像映射到目标的位置和类别。相比传统的目标检测算法, YOLO 系列算法具有更高的检测速度和准确性。

YOLO 系列算法每一版本均对网络结构和训练策略进行了改进, 引入了新的网络结构、优化策略和功能。例如, YOLOv3^[8] 算法引入了多尺度预测和残差网络结构, 提高了检测精度和鲁棒性; YOLOv4^[9] 算法在 YOLOv3 的基础上进行了进一步的优化和改进, 引入了更多的网络结构和训练技巧; YOLOv5^[10] 算法则更加注重工程化实现和易用性, 引入 C3 模块和 SPPF 模块, 提供了丰富的预训练模型和配置选项。

YOLOv8 算法在继承前几代算法优点的基础上, 引入了新的网络结构和优化策略, 进一步提升了检测性能。YOLOv8 网络结构如图 1 所示。

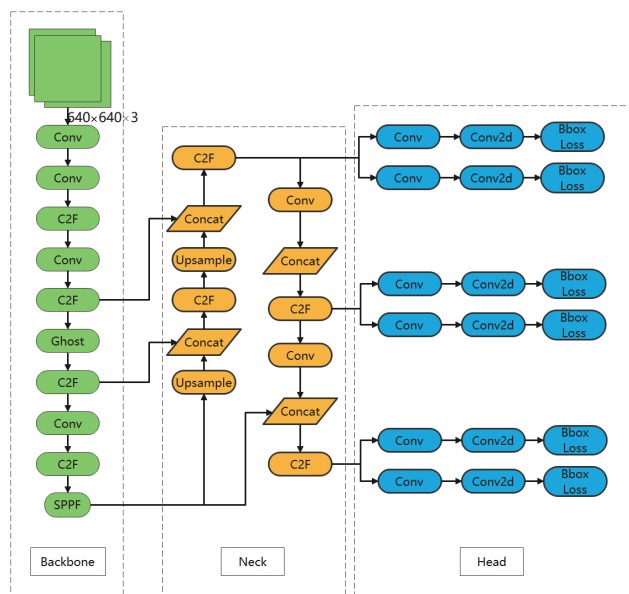


图 1 YOLOv8 网络结构

YOLOv8 算法的主要特点包括:

(1) 新的骨干网络: YOLOv8 采用了一种全新的骨干网络, 该网络具有更深的层次和更宽的感受野, 能够提取更丰富的特征信息。

①采用 C2f 模块替代 YOLOv5 的 C3 结构, 通过梯度流

优化实现更深层次特征提取, 同时保持轻量化设计。

②集成 SPPF (空间金字塔池化) 模块, 增强多尺度特征融合能力, 提升对不同尺寸目标的检测精度。

(2) Anchor-Free 检测头: YOLOv8 算法采用了 Anchor-Free 的检测头, 避免了 Anchor Box 的设计和匹配过程, 简化了模型结构并提高了检测速度。裂缝多为细长结构, 传统锚框易因尺寸不匹配导致漏检。Anchor-Free 通过直接预测中心点和尺寸, 可灵活适配裂缝狭长形态。

(3) 优化的损失函数: YOLOv8 算法引入了优化的损失函数, 通过引入更复杂的目标损失计算方式, 如考虑目标大小、形状和类别的不同损失权重, 使得模型在训练过程中更加关注于难以检测的目标。这种改进尤其对检测小目标和不规则形状的目标有重要意义。

2 系统模块

混凝土裂缝检测系统设计遵循模块化原则, 主要分为以下几个核心模块:

(1) 用户界面模块: 负责提供用户友好的交互界面, 本文使用 PyQt5 图形界面库设计界面, 系统主界面如图 2 所示, 用户可以通过界面按钮加载文件、启动检测任务和查看检测结果。界面响应逻辑: 界面设计遵循用户操作的直观逻辑。例如, 用户点击“加载图片”后, 会弹出文件选择对话框; 选择文件后, 图片自动加载到中心显示区。检测完成后, 结果直接在图像上标注并在侧边栏列表中更新检测记录。

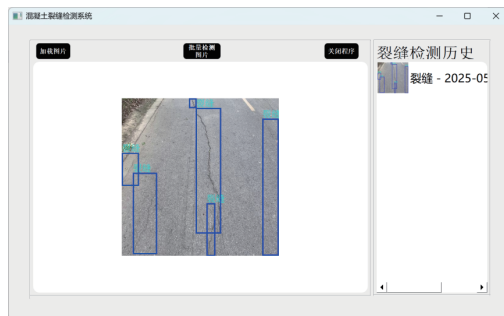


图 2 系统主界面

(2) 检测模块: 检测模块是系统的核心, 集成 YOLOv8 模型实现混凝土裂缝的自动检测, 负责处理用户上传的图片, 使用 PyTorch 框架加载模型, 这一过程在系统启动时完成, 确保模型随时可用于检测任务。为了适配 YOLOv8 模型的输入要求, 对加载的图像进行预处理, 包括调整分辨率、归一化像素值等。这些操作确保模型能够正确解析图像数据并执行实时有效的混凝土裂缝检测。

(3) 结果处理模块: 检测完成后, 模型会输出检测到的对象的位置。系统解析这些输出, 将检测结果用矩形框标出。

(4) 数据存储模块: 负责存储原始数据及检测结果, 支持数据的回溯与进一步分析。

基于 PyQt5 和 YOLOv8 的混凝土裂缝检测系统模块设计

图如图 3 所示，通过这样的功能模块划分，系统不仅保证了高效的运行性能，也便于后续的维护和升级。

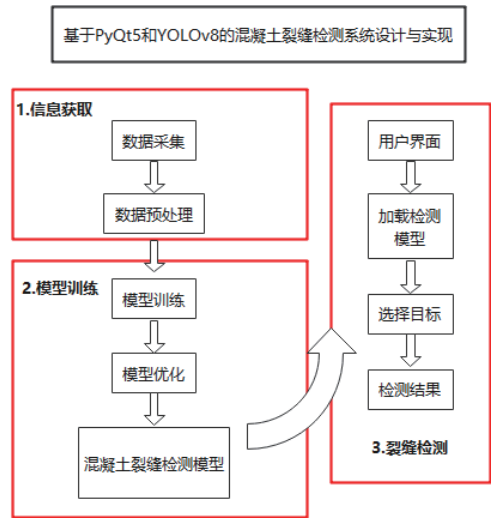


图 3 基于 PyQt5 和 YOLOv8 的混凝土裂缝检测系统模块设计图

3 实验

3.1 实验环境

本次实验基于 Intel Core i7-10700 @2.9 GHz, NVIDIA RTX 3060 GPU, 16 GB RAM 的计算机上进行。操作系统为 Windows 11, 深度学习框架为 Python 3.9, PyTorch 1.9.0, CUDA 12.1。前端可视化界面采用 Python 3.9 与 PyQt5 5.15.2 应用框架开发。

3.2 数据集

为了构建高质量的数据集，本文采用了多种采集方式，包括现场拍摄和 CFD 公开裂缝数据集，涵盖不同光照、宽度和长度的裂缝场景。同时为避免模型过拟合，提升数据多样性和模型泛化能力，在原裂缝图像的基础上通过旋转、模糊、亮度增强等方法生成 500 张裂缝图像及其对应的标注图像。采集到的图像数据使用 LabelImg 工具标注裂缝位置，生成对应的标注文件。最终数据集样本图像为 700 张。

3.3 数据预处理

对采集到的混凝土裂缝图像数据进行预处理操作。预处理操作包括调整图像大小和归一化。调整图像大小是为了适应 YOLOv8 算法的输入要求；归一化是为了消除不同图像之间像素值的差异，对图像像素值进行归一化处理，将其缩放到 [0,1] 范围内。

3.4 模型训练模块

本文使用相同的超参数和训练策略对原始 YOLOv8 模型和改进后的 YOLOv8 模型对标注好的数据集进行训练和测试，并调整学习率、批次大小、训练轮数等超参数以获得最佳的检测性能。优化器使用的是 Adam。

3.5 模型优化

优化策略包括引入注意力机制、特征金字塔网络等。注意力机制能够增强模型对裂缝特征的提取和识别能力；特征金字塔网络则能够在不同尺度上提取特征并进行融合，提高对小目标裂缝的检测能力。

(1) 引入注意力机制：为了提高模型对重要特征的关注度，本文在主干网络中引入了改进的注意力机制（C2f_attention 模块）。该模块能够根据输入特征的不同重要性，自适应地调整其权重，从而增强模型对裂缝特征的提取和识别能力。

(2) 双向特征金字塔网络（BiFPN）：双向特征金字塔能够更有效地融合多尺度特征，并且通过引入双向连接，增强了特征融合的能力。本文在检测头中使用了 BiFPN 模块，使得不同尺度的特征能够更加充分地融合，提升了检测效果。

4 实验结果与分析

4.1 实验设置

为了验证基于 YOLOv8 的混凝土裂缝检测算法的性能，本文进行了以下实验：

数据集划分：将采集到的混凝土裂缝图像数据集划分为训练集、验证集和测试集。训练集用于训练模型；验证集用于调整模型参数和防止过拟合；测试集用于评估模型的检测性能。

评价指标：采用平均精度均值（mAP）、召回率（Recall）、精确率（Precision）和 F_1 值作为评价指标。mAP 反映了模型在不同类别上的平均检测精度；召回率反映了模型对正样本的识别能力；精确率反映了模型对负样本的识别能力； F_1 值是召回率和精确率的调和平均数，综合反映了模型的检测性能。

4.2 实验结果

4.2.1 检测精度

在测试集上对算法进行了检测精度测试。测试结果如表 1 所示。

表 1 测试集上的检测精度

单位：%				
模型	mAP	Recall	Precision	F_1 值
YOLOv8（基准模型）	70.98	69.02	70.47	71.67
改进后的 YOLOv8	73.41	72.26	73.83	72.21

从表 1 可以看出，由于在 YOLOv8 模型的基础上引入改进的注意力机制和双向特征金字塔网络，模型在 mAP、召回率、精确率和 F_1 值上均优于基准模型。这表明通过引入注意力机制和双向特征金字塔网络等优化策略，能够有效提高模型的检测精度，裂缝检测实验结果如图 4 所示。

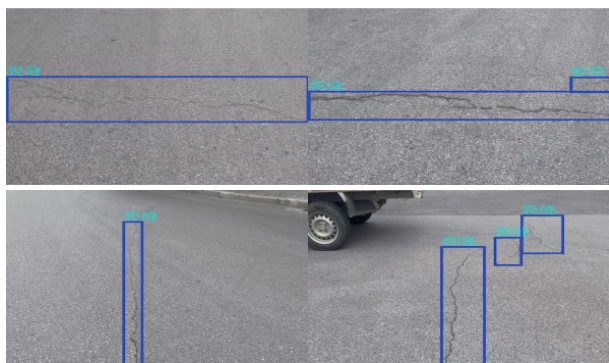


图 4 裂缝检测实验结果

4.2.2 对比分析

将本文提出的算法与基于其他深度学习算法（如 Faster R-CNN、SSD 等）的混凝土裂缝检测算法进行了对比分析。对比结果如表 2 所示。

表 2 本文提出的算法与基于其他深度学习算法对比结果

单位: %				
模型	mAP	Recall	Precision	F_1 值
Faster R-CNN	71.05	69.28	69.95	68.94
SSD	70.22	59.04	69.58	67.07
本文提出的算法	73.41	72.26	73.83	72.21

从表 2 可以看出，本文提出的算法在各指标均优于基于 Faster R-CNN 和 SSD 的混凝土裂缝检测系统。这表明 YOLOv8 算法在混凝土裂缝检测领域具有显著的优势。

4.3 实验分析

改进后的 YOLOv8 模型在检测精度上优于基准模型的原因主要包括以下几点：（1）注意力机制：引入注意力机制能够增强模型对裂缝特征的提取和识别能力，使模型更加聚焦于裂缝区域。（2）特征金字塔网络：引入双向特征金字塔网络能够在不同尺度上提取特征并进行融合，提高对小目标裂缝的检测能力。（3）数据增强：采用数据增强技术增加数据的多样性和丰富性，提高模型的泛化能力。

5 结论

本文设计并实现了一种基于 PyQt5 和 YOLOv8 的混凝土裂缝检测系统。该系统集成了深度学习算法 YOLOv8 和图形用户界面设计，结合数据增强、模型训练与优化等环节，实现了对混凝土裂缝的精准识别与定位。此外，系统的用户界面较为直观，使得非专业用户也能轻松操作。实验结果表明，该系统在检测精度和实时性方面均表现出色，能够在多种操作环境下提供稳定且准确的检测结果，为混凝土结构裂缝的健康监测和维护提供了一种高效、便捷的技术路径，具有重要的理论与工程价值。虽然本文方法相较于其他混凝土裂缝检测方法有较好的检测精度，但距离实际工程应用的检测精度

要求仍有较大距离。后续会进一步优化网络结构，致力于提升路面裂缝检测的准确率，并探索轻量化的裂缝检测方法，在提升检测精度的同时压缩模型参数量，提升检测速度。

参考文献：

- [1] CHEN B, ZHANG H, WANG G J, et al. Automatic concrete infrastructure crack semantic segmentation using deep learning[J]. Autom constr, 2023, 152: 104950.
- [2] TANG J S, GU Y L. Automatic crack detection and segmentation using a hybrid algorithm for road distress analysis[C/OL]//2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2013[2025-05-23]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6722269>. DOI: 10.1109/SMC.2013.516.
- [3] AL-MASRUR KHAN M, KEE S-H, PATHAN A-S K, et al. Image processing techniques for concrete crack detection: a scientometrics literature review[J]. Remote sensing, 2023, 15(9): 2400.
- [4] DENG J H, LU Y, LEE V C S. Imaging-based crack detection on concrete surfaces using you only look once network[J]. Structural health monitoring, 2021, 16(20): 484-499.
- [5] RAJESH S, JINESH BABU K S, MURUGESAN C S, et al. Automated surface crack identification of reinforced concrete members using an improved YOLOv4-tiny-based crack detection model[J]. Buildings, 2024, 14(11): 3402.
- [6] LIU G H, LI Z W, SONG W W, et al. Research on bridge crack detection method based on convolutional neural network[C/OL]//2025 International Conference on Intelligent Systems and Computational Networks (ICISCN). Piscataway: IEEE, 2025[2025-08-08]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10934543>. DOI: 10.1109/ICISCN64258.2025.10934543.
- [7] 余加勇, 刘宝麟, 尹东, 等. 基于 YOLOv5 和 U-Net3+ 的桥梁裂缝智能识别与测量[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(5): 65-73.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2025-05-26]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [9] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020-04-23)[2025-05-26]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.
- [10] 王鹏飞, 黄汉明, 王梦琪. 改进 YOLOv5 的复杂道路目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(17): 81-92.

【作者简介】

潘俊安(1997—)，男，江西南昌人，硕士，教师、工程师，研究方向：图像处理、深度学习。

(收稿日期：2025-05-17 修回日期：2025-09-24)