引文格式：罗洪波,马祥元,万雷,等. 一种基于改进YOLO网络的混凝土裂缝识别方法研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):22-27. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.005

一种基于改进YOLO网络的混凝土裂缝识别方法研究

罗洪波[1,2,3]，马祥元[1,2,3]，万　雷[1,2,3]，余　凡[4*]

（1. 长江空间信息技术工程有限公司（武汉），湖北 武汉 430010；2. 长江勘测规划设计研究有限责任公司，湖北 武汉 430010；
3. 湖北省水利信息感知与大数据工程技术研究中心，湖北 武汉 430014；4. 北京建筑大学测绘学院，北京 100044）

摘　要：为提高混凝土裂缝检测的准确性与实时性，针对传统方法中存在的样本不平衡和小裂缝难以识别的问题，提出了一种改进的YOLO深度神经网络。为解决样本分布不均问题，采用数据增强策略并引入了SlideLoss损失函数，有效缓解了因类别不平衡带来的训练困难；同时，通过集成LSKNet注意力机制，显著提升了模型对微小裂缝特征的捕捉能力；此外，通过采用轻量化的MobileNetV3替换了YOLOv8原有的骨干网络，提高了裂缝识别的准确性和效率，缩小了计算量和占用内存。相比于原YOLOv8网络，改进后的网络在recall、precision和mAP@0.5上分别提升4.2%、3.8%和5.5%。实验结果表明，所提出的改进模型在混凝土裂缝识别任务中取得了较高的检测精度和明显加快的运行速度，为实际工程应用提供了一种高效且实用的裂缝检测技术。

关键词：混凝土裂缝识别；YOLO深度神经网络；MobileNetV3；全局注意力机制

中图分类号：TP391.4　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0022-06

Research on Concrete Crack Identification Method Based on Improved YOLO Network

LUO Hongbo[1,2,3], MA Xiangyuan[1,2,3], WAN Lei[1,2,3], YU Fan[4]

(1. Yangtze River Spatial Information Technology Engineering Co., Ltd. (Wuhan), Wuhan, 430010, China;
2. Changjiang Survey, Planning, Design and Research Co., Ltd., Wuhan 430010, China;
3. Hubei Province Engineering Technology Research Center of Water Conservancy Information Perception and Big Data, Wuhan 430014, China;
4. Beijing University of Civil Engineering and Architecture (BUCEA), Beijing 100044, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and real-time performance of concrete crack detection, according to the problems of uneven sample distribution and difficulty in identifying small cracks in traditional methods, we proposed an improved YOLO deep neural network. To solve the issue of uneven sample distribution, we adopted data augmentation strategies and introduced the SlideLoss function, which could effectively alleviate training difficulties caused by class imbalance. Meanwhile, by integrating the LSKNet attention mechanism, we significantly enhanced the model's ability to capture features of tiny cracks. In addition, the original backbone network of YOLOv8 was replaced with the lightweight MobileNetV3, which could improve the accuracy and efficiency of crack identification while reducing computational load and memory usage. Compared with the original YOLOv8 network, the improved network achieves increases of 4.2%, 3.8%, and 5.5% in recall, precision, and mAP@0.5, respectively. Experimental results show that the proposed improved model achieves high detection accuracy and significantly accelerated running speed in concrete crack identification tasks, providing an efficient and practical crack detection technology for practical engineering applications.

Key words: concrete crack identification, YOLO deep neural network, MobileNetV3, global attention mechanism

随着混凝土结构的广泛应用，裂缝检测对保障结构安全至关重要。传统人工方法效率低下且主观性强。近年来，以YOLO系列为代表的深度学习目标检测算法，凭借其高效与高精度，已成为裂缝自动化检测的研究热点[1-7]。相较于早期的阈值分割、边缘检测等传统方法，深度神经网络具有更强的特征学习能力[8-14]。相关研究不断推进，从基于卷积神经网络的像素级检测，到融合Transformer架构的语义分割算法，均旨在提升检测性能[15-16]。然而，现有方法仍面临几个核心挑战。首先，实际场景中裂缝数据样本常存在类别不均衡问题，导致模型对少数类裂缝识别能力不足。其次，对于形态细小、特征微弱的裂缝，现有模型的检测精度仍有待提高。此外，混凝土表面存在的污渍、水痕、钢筋等复杂背景极易形成干扰，

项目来源：国家重点研发计划资助项目（2021YFE0194700）；自然资源部数字制图与国土信息应用重点实验室开放研究基金资助项目（ZRZYBWD202301）；湖北省水利信息感知与大数据工程技术研究中心自主创新项目（CX2023Z07-2）；流域水安全保障湖北省重点实验室自主创新项目（CX2023Z04-5）。

第一作者简介：罗洪波（1983—）硕士，高级工程师，研究方向为遥感图像智能处理，E-mail：hongbo_1983a@126.com。
通信作者：余凡（1982—），博士，副教授，研究方向为深度学习与遥感图像处理，E-mail：yufan@bucea.com。

造成误检或漏检，影响系统的实用性与可靠性。解决这些问题，是提升混凝土裂缝自动检测技术鲁棒性的关键[17-18]。

1　算法改进

1.1　YOLO神经网络

YOLO使用综合损失函数评估预测误差，包括位置、置信度和类别。由于输出可能产生多个重叠边界框，因此通过非极大值抑制（NMS）去除重复框，仅保留置信度最高的框。

YOLO各个版本在迭代中不断优化，不同版本有不同的特点。YOLOv8采用优化后的CSPDarknet53作为骨干网络，更高效地提取图像特征，提高检测精度，其结构如图1所示。

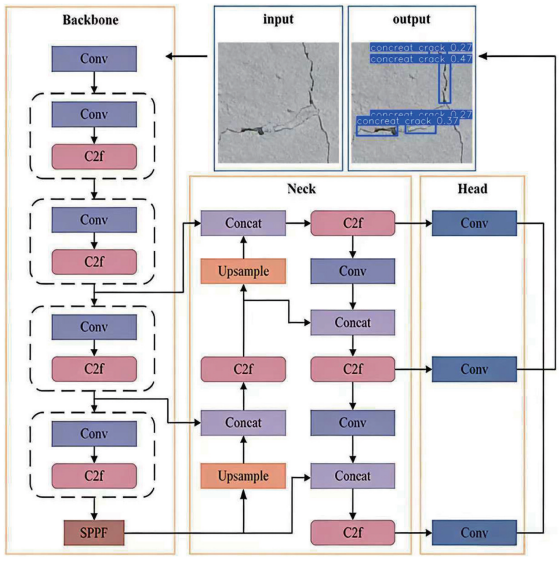


图1　YOLOv8网络结构图

1.2　SlideLoss损失函数

在目标检测任务中，损失函数的设计直接影响模型的学习效果和检测精度。为更精准地优化目标框定位，YOLOv8引入了CIoU损失函数，而SlideLoss则进一步解决易样本与难样本不平衡的问题。CIoU（CompleteIoU）基于传统IoU（intersectionoverunion），额外考虑预测框与真实框的中心点距离、宽高比相似性等因素，使得损失计算更全面。其数学表达式如下。

$$L_{\mathrm{CIoU}}=1-L_{\mathrm{IoU}}+\frac{\rho^2\left(b,b^{gt}\right)}{c^2}+av \tag{1}$$

式中，b 和 b^{gt} 分别为预测框与真实框的中心点；ρ 为二者中心点欧氏距离；c 为能够同时包含两框的最小闭包区域对角线距离；a 为权重函数；v 用来度量宽高比相似性。相比IoU，CIoU能更精确地衡量预测框与真实框的匹配程度，提高定位能力。

然而，在实际训练中，模型常面临易样本与难样本分布不均的问题。易样本容易被学习，而难样本（例如小目标、遮挡目标等）往往难以优化，可能会被忽略。为此，SlideLoss提出通过IoU阈值 t 划分样本，并对两类样本采用不同损失函数，其数学表达式如下。

$$\mathrm{SlideLoss}=\begin{cases}L_{\mathrm{easy}}\left(B_p,\ B_g\right),\ \mathrm{Iou}\left(B_p,B_g\right)\geqslant t\\ L_{\mathrm{hard}}\left(B_p,\ B_g\right),\ \mathrm{Iou}\left(B_p,B_g\right)\leqslant t\end{cases} \tag{2}$$

式中，t 为划分阈值；L_{easy} 通常采用简单损失如 $L_{\mathrm{easy}}=a(1-\mathrm{Iou}(B_p,B_q))$，其中 a 为权重系数，用于调节易样本损失；L_{hard} 采用惩罚更强的函数，如 $L_{\mathrm{hard}}=\beta(1-\mathrm{Iou}(B_p,B_q))^2$，其中 β 是权重系数，通常 $\beta>a$，使模型对难样本给予更大关注。IoU用于衡量2个框的重叠程度，其计算公式如下：

$$\mathrm{IoU}=\frac{\text{交集面积}}{\text{并集面积}} \tag{3}$$

其取值范围为[0,1]，当IoU=1时，表示两框完全重合，IoU=0表示两框无交集。SlideLoss依据IoU值划分样本，IoU≥ t 为易样本，IoU≤ t 为难样本。

SlideLoss引入“Slide”加权函数，用于动态调整样本权重。对于IoU接近 t 的样本，SlideLoss赋予更高权重，使得模型更加关注这些难以优化的样本。通过提升难样本在损失计算中的影响程度，模型能够充分利用训练数据，提高整体检测性能，尤其在小目标检测、遮挡物体检测及其他高难度场景中表现更优。

1.3　LSKNet注意力模块

LSKNet是一种专门为小目标检测设计的神经网络架构，其核心思想是结合关键点定位、多尺度特征提取和局部感知力增强机制提升对小目标检测精度。相比传统方法，LSKNet通过关键点敏感机制模型对小目标捕捉能力，降低噪声干扰。同时，多尺度特征提取适应不同大小的目标，并通过局部感知力捕捉细节信息，使模型在复杂场景中具鲁棒性。为了在不显著增加计算成本的情况下扩大感受野，LSKNet采用顺序分解策略，将大核卷积拆分为多个较小的深度卷积，并逐步增大卷积核大小和扩张率。例如，通过使用5×5、7×7等不同大小的卷积核，使网络能够有效捕获长距离依赖，同时避免单个超大卷积核所带来高计算量。该方法显著减少参数数量并提高了计算效率，同时提高了特征提取信息的完整性，使局部细节不会因卷积操作丢失，从而在不额外增加计算开销的前提下获得更丰富的上下文信息，提升小目标检测能力。

LSKNet的注意力机制主要体现在空间核选择策略中，通过自适应聚合与动态加权来提升空间维度特征的表达能力。不同于传统技术只关注通道注意力的方法，LSKNet通过空间核选择机制，使网络更精准地捕捉目标在图像空间上的变化特征。在自适应聚合过程中，网络可依据技术目标在输入图像中的分布，动态选择合适卷积核，使不同空间位置的特征实现自适应加权；而动态加权机制则根据目标大小及位置，对经过大核深度卷积后的特征图进行空间加权与融合，使模型能灵活调整各空间位置的特征重要性。

LSKNet的整体结构由多个模块级联构成，其中包含LK选择子块与FFN子块。LK选择子块通过大核卷积序列与空间选择机制实现动态感受野调整。输入特征首先经过多层大核卷积，随着卷积核大小与扩张率逐层增大，感受野逐步扩大；随后空间选择机制依据特征内容，为不同空间位置分配不同权重，使感受野自适应调整并更聚焦目标区域，从而更好地整合上下文信息，提高小目标检测精度。FFN子块则用于通道混合与特征细化，由全连接层、深度卷积、GELU激活函数和另一全连接层构成。全连接层实现全局信息融合，深度卷积增强局部特征提取能力，GELU提升非线性表达，最终使特征得到优化，更适合后续检测。

LSKNet整体流程包括三部分：①输入预处理：输入图像首先经过归一化、尺寸调整等常规处理，以符合网络输入要求，为后续特征提取做好准备；②特征提取：模型通过多级LSKNet块逐逐层处理，大核卷积与空间核选择机制共同作用，提取多尺度上下文信息并增强模型对目标的感知能力；③注意力加权：空间核选择机制计算不同位置特征权重并对特征图加权，使与目标相关的特征更加突出，同时抑制背景噪声，使模型更加聚焦关键目标，从而提升检测精度。

LSKNet通过顺序分解的大核卷积、空间核选择注意力机制以及自适应加权策略，在提高小目标检测性能的同时保持较高的计算效率，并在多尺度目标检测任务中展现出显著优势。

1.4 MobileNetV3替代YOLOV8骨干网络

MobileNetV3是谷歌提出的轻量级卷积神经网络架构，如图2所示。与YOLOv8原始骨干网络相比，MobileNetV3采用深度可分离卷积、反转残差结构等技术，大幅减少模型参数量和计算量，更适用于移动端、嵌入式设备等资源受限环境，满足实时检测需求。由于计算量降低，该网络在推理时速度更快，可在短时间内完成检测任务，提高系统响应效率，适用于自动驾驶、视频监控等对实时性要求高的场景。

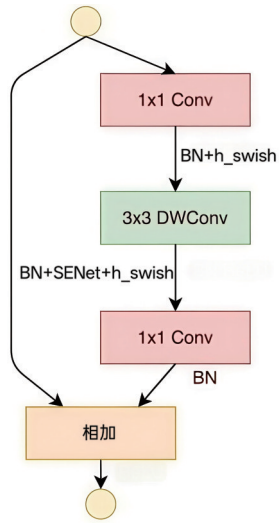


图2 MobileNetV3结构图

MobileNetV3的主要特点体现在高效的网络架构搜索与创新模块设计。

在激活函数方面，MobileNetV3采用h-swish替代ReLU。h-swish具有更优非线性和更高计算效率，且在量化模式下可减少数值精度损失，同时可用分段函数实现降低内存访问和延迟。其计算表达式如下：

$$\mathrm{h-swish}[x]=x\frac{\mathrm{ReLU6}(x+3)}{6} \tag{4}$$

$$\mathrm{ReLU6}=\min(6,\max(0,x)) \tag{5}$$

MobileNetV3通过减少首层卷积核数量、精简最后阶段结构等手段进一步优化网络，在几乎不损失精度的情况下进一步降低计算量和推理延迟，使其更适合高实时性任务。MobileNetV3通过架构搜索、反转残差结构、SE模块、h-swish激活函数以及精简网络设计，实现移动端高效部署。其轻量化设计兼具高计算效率与良好检测精度，将其作为YOLOv8的骨干网络能够显著提升模型速度与适应性，在自动驾驶、无人机监控等低计算成本、高实时性应用中具有广泛前景。

2 实验验证与分析

2.1 数据集

本文混凝土裂缝数据集采用自建的数据集，采集时间为2024年3月—2024年6月。样本图像来源于建筑工程现场，主要为建筑墙混凝土结构表面。图像由高清工业相机与手机相机共同采集，并在不同光照、拍摄角度、环境条件下完成，以确保数据的多样性和复杂度。数据集共包含4 500张混凝土图像，包含正样本（有裂缝的混凝土图像）和负样本（无裂缝的混

凝土图像）两类，每类2 250张，样本数量保持均衡。所有图像均统一调整为227像素×227像素的RGB三通道格式，确保数据的一致性和适配性。

本文实验采用的深度学习框架为PyTorch，采用Python开发语言。硬件配置方面，CPU为第12代Intel i5-12600KF处理器，主频3.7 GHz；GPU采用NVIDIA RTX 4080，显存24 GB。网络训练时，学习率设定为0.01，训练轮数设定为150，批量大小设定为16。

2.2　实验指标

本文采用准确率（Precision）、召回率（Recall）、*F*1值、各类别平均精度（*AP*）均值mAP以及每秒帧数（FPS）来评价神经网络的分类性能。这些指标是深度神经网络在目标检测和分类任务中最常用的评价标准，能够有效衡量模型的精度、召回能力、综合性能以及推理速度。主要计算公式如下。

$$P_r=\frac{T_p}{T_P+F_p} \tag{6}$$

$$R_e=\frac{T_p}{T_P+F_N} \tag{7}$$

$$F_1=\frac{2\times P_r\times R_e}{P_r+R_e} \tag{8}$$

$$\mathrm{mAP}=\frac{1}{n}\sum_{n}^{i=1}\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{9}$$

$$\mathrm{FPS}=\frac{\mathrm{Framenum}}{\mathrm{ElapsedTime}} \tag{10}$$

式中，准确率（P_r）为所有被预测为正例的样本中，真正为正例的比例，反映了模型预测结果的精确程度；T_p（TruePositive）为真正例，即被模型正确预测为正例的样本数量；F_p（FalsePositive）为假正例，即被模型错误预测为正例的样本数量；召回率（R_e）为在所有真实为正例的样本中，被模型正确预测为正例的比例，衡量模型对正例的识别能力；F_N（FalseNegative）为假反例，即被模型错误预测为负例的正例样本数量。在对漏检敏感的任务（如医学影像分析、故障检测等）中，召回率尤为重要。

*F*1值是准确率和召回率的调和平均数，用于综合评价模型性能，确保模型在精准预测和完整识别之间取得平衡。平均精度（*AP*）用于衡量目标检测任务中单个类别的检测性能，计算方法是通过改变分类阈值，绘制不同阈值下的准确率-召回率（*PR*）曲线，并计算该曲线下的面积。mAP（meanAveragePrecision）是所有类别*AP*的均值，能够更全面地反映模型在多类别目标检测任务中的整体性能。

此外，帧率（FPS）用于衡量模型的推理速度，计算方式为检测图片总数Framenum除以检测所花费的总时间ElapsedTime。FPS直接影响模型的实时性，在自动驾驶、视频监控等应用场景中尤为关键，较高的FPS代表模型能够在较短时间内处理更多图像，提高系统的响应能力。

2.3　消融实验

为验证本文所提出的改进方法对目标检测性能的影响，本文基于YOLOV8进行了消融实验。实验分别测试了SlideLoss和LSKNet模块对检测效果的影响，并进一步替换YOLOV8原始骨干网络为MobileNetV3，以评估其在轻量化模型中的优势。所有实验均在相同的数据集和训练环境下进行，以确保结果的公平性和可比性。

实验的训练周期设置为300轮，并在训练过程中选择验证集上表现最优的模型权重进行测试。实验设计如下：首先使用原始YOLOv8作为基准模型（Baseline）；然后分别加入SlideLoss和LSKNet模块；以分析其对模型性能的影响；最后，在YOLOv8的基础上同时加入SlideLoss、LSKNet，并替换骨干网络为MobileNetV3，以评估完整改进方案的检测精度与效率。为了全面评估模型的实际应用性能，本实验还计算了每秒处理帧数（*FPS*），以衡量检测速度。

实验结果如表1所示，从中可以观察到不同改进模块对模型准确率（P_r）、召回率（R_e）、*F*1值、平均精度均值（mAP）以及检测速度（FPS）的影响。其中，单独引入SlideLoss或LSKNet均能够在一定程度上提升检测性能，但由于增加了计算复杂度，*FPS*略有下降。而当两者结合使用时，整体检测精度和召回率均有明显提高，但FPS进一步降低。此外，将骨干网络替换为MobileNetV3后，在保持检测精度的同时，显著提高了检测速度，使*FPS*从112.7提升至158.4，验证了MobileNetV3在轻量化计算中的优势。最终，结合所有改进后，模型的精度为0.464，召回率为0.58，mAP50为0.504，mAP50-95为0.232，同时，FPS提高至158.4。这些改进结果充分证明，本文方法在提升检测精度的同时，也显著提高了推理速度，验证了其有效性。

从表1可以看出，单独使用SlideLoss或LSKNet均可在一定程度上提升检测精度，其中LSKNet在提高召回率（R_e）方面效果更加明显。然而，由于SlideLoss和LSKNet均引入了额外的计算操作，导致FPS逐渐下降。尤其是当两者结合使用时，FPS下降至112.7，说明计算复杂度的增加影响了检测速度。

表1 消融实验结果

SlideLoss	LSKNet	MobileNetV3	P_r	R_e	$F1$	mA P50	mAP50－95	FPS
×	×	×	0.423	0.527	0.471	0.462	0.211	120.3
√	×	×	0.437	0.545	0.486	0.478	0.218	116.1
×	√	×	0.448	0.559	0.499	0.492	0.226	114.2
√	√	×	0.457	0.571	0.507	0.498	0.229	112.7
√	√	√	0.464	0.58	0.514	0.504	0.232	158.4

在使用MobileNetV3作为骨干网络后，FPS显著提升至158.4，表明MobileNetV3通过减少参数量和计算量，在不明显降低检测精度的情况下，大幅提高了推理速度。这一结果验证了本文方法在保持高检测精度的同时，能够有效降低计算成本，提升模型的实时性，使其更加适用于移动端或嵌入式设备等资源受限的环境。这些实验结果表明，本文提出的改进方法在提升检测精度的同时，也兼顾了检测速度和计算效率，为高效目标检测提供了一种可行的解决方案。

2.4 对比试验

为了验证本文提出的改进算法的有效性，进行了与几种当前流行的目标检测网络的对比实验。选择了YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7和Faster R-CNN作为对比方法。每个网络的实验结果都基于相同的测试集，确保实验的公平性和可比性。所有网络都在相同的硬件环境下进行测试。实验结果如表2所示。

表2 对比实验结果

模型	P_r	R_e	$F1$	mAP50	mAP50－95	FPS
YOLOv5	0.415	0.497	0.453	0.487	0.211	128.6
YOLOv6	0.448	0.512	0.475	0.495	0.222	136.3
YOLOv7	0.455	0.533	0.492	0.504	0.228	146.2
Faster R-CNN	0.445	0.475	0.459	0.482	0.215	110.2
本文改进算法	0.464	0.58	0.514	0.504	0.232	158.4

结果表明，本文改进的网络在多个评估指标上均优于现有的主流检测方法，证明了其在实际应用中的潜力。

2.5 算法验证

为了验证本文改进模型在混凝土裂缝检测任务中的有效性，本文在测试集上对比了原始YOLOv8模型与改进后模型的检测效果，并对检测结果进行了可视化分析。图3a和3c分别展示了原始YOLOv8模型在不同测试场景下的裂缝检测结果，而3b和3d则为改进后模型的检测结果。从对比结果可以观察到，原始YOLOv8在部分裂缝的检测上存在漏检现象，尤其是对细小、低对比度或不连续的裂缝识别能力不足。而改进后模型能够更准确地检测裂缝区域，提高了检测的完整性和精确度。

具体而言，从3a和3b的对比可以看出，原始YOLOv8在裂缝纹理较浅或裂缝宽度较小的情况下容易出现检测失败的情况，这可能是由于模型在特征提取过程中未能充分捕捉裂缝的边缘信息，从而导致部分裂缝未能被正确识别。而改进后的模型通过优化特征提取方式，在相同场景下能够检测到更多裂缝区域，减少了漏检情况，提高了检测的完整性。此外，从图3c和3d的对比可以进一步验证这一结论，在裂缝形态复杂、裂纹交叉或存在背景噪声的情况下，原始模型的检测结果容易受到干扰，而改进后的模型能够更准确地识别裂缝，并且在裂缝边缘定位上更加精确，说明本文的优化策略有效提升了模型对裂缝的识别能力。

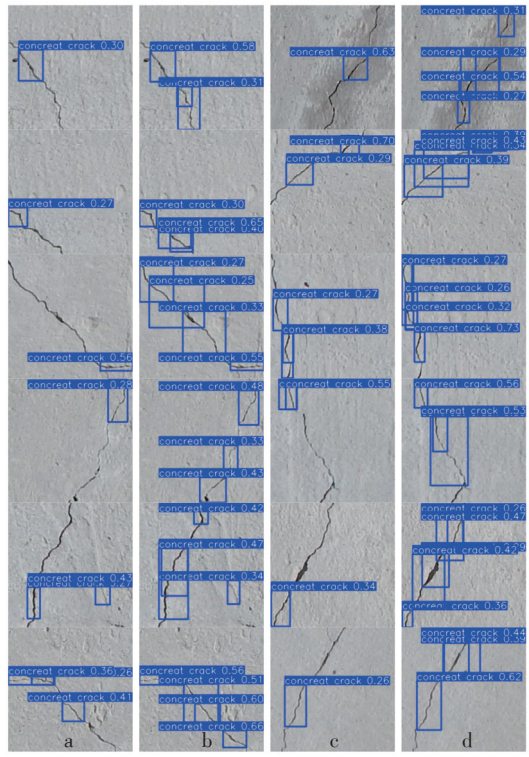


图3 可视化实验结果

改进模型的检测性能提升主要得益于多项关键优化模块的引入。首先，SlideLoss的加入增强了模型对裂缝边缘特征的学习，使其在训练过程中能够更关注裂缝区域，减少裂缝因对比度较低或纹理模糊而导致的漏检。其次，LSKNet通过长短混合卷积结构提升了模型的感受野，使其能够更有效地捕捉裂缝的全局与局部特征，提高检测精度。最后，MobileNetV3作为骨干网络的替代方案，使模型在保证检测精度的同时，减少了计算量，提高了推理速度，使其更适用于实时裂缝检测应用。

为深入探讨裂缝检测结果与裂缝潜在危险性的关联，本文进一步从裂缝表象特征出发，对检测结果所反映的内部损伤趋势进行了推断。改进模型在裂缝边缘定位精度、宽度检测连续性和裂缝路径追踪等方面的性能提升，使裂缝宽度、长度和走向等关键特征的

估计更加可靠。裂缝宽度的均匀性与变化趋势可反映内部开裂是否存在进一步扩展的风险；裂缝长度和连续性则可用于推断潜在的深度与发展方向；复杂裂缝的交叉形态、突然扩展或延伸趋势则可能提示内部结构受力异常或损伤积累。通过提供更精确、更完整的表象特征，改进模型在一定程度上提升了裂缝内部结构性危险判断的可靠性，为后续结构安全分析提供了更可信的数据基础。

改进后的模型不仅在裂缝检测精度和鲁棒性上表现更优，也通过更准确的裂缝表象刻画为裂缝危险性评估提供了更加可靠的依据，验证了本文提出优化策略的有效性。

3 结　语

本文针对YOLO算法在混凝土结构裂缝的提取上，提出了一种改进的检测方法。针对样本不均衡问题，采用数据增强和采样策略，对少数类别样本进行旋转、翻转、缩放、添加噪声等操作，以增加样本数量和多样性，同时采用过采样或欠采样方法平衡数据集。此外，引入SlideLoss损失函数，通过IoU大小区分易样本和难样本，并赋予难样本更高权重，从而提升模型对少数类别裂缝的学习能力。为解决小裂缝检测难题，引入LSKNet注意力机制，以增强模型对目标区域的关注度，抑制无关区域干扰，提高小裂缝的检测精度。为提升检测效率，在YOLOv8中采用轻量级骨干网络MobileNetV3，以减少模型参数量，在保持较高检测精度的同时，提高运行速度，显著提升检测效率。本文的改进策略在提高目标检测能力的同时，兼顾了检测精度与实时性，为资源受限环境下的目标检测提供了一种有效的解决方案。在未来的研究中，可以结合Transformer结构或注意力机制，以进一步提升模型在复杂场景下的检测能力。同时，针对不同应用场景，如水泥表面、隧道墙体等，还可以对模型进行进一步优化，使其在特定任务中表现更优。

参考文献

[1] 刘德军,仲飞,黄宏伟,等. 运营隧道衬砌病害诊治的现状与发展[J]. 中国公路学报,2023,34(11):178-199

[2] 张振海,贾争满,季坤. 基于改进的Otsu法的地铁隧道裂缝识别方法研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2022,41(1):84-90

[3] 刘渭宁,李文锋,李科,等. 基于机器视觉的隧道衬砌表观病害检测技术研究进展[J]. 公路交通技术,2021,37(3):138-144

[4] Liu Y,Cheng M M,Hu X,et al. Richer Convolutional Features for Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2019,41(8):1939-1946

[5] Jagadesh T. Implementation of Prewitt Operator Based Edge Detection Algorithm Using FPGA[J]. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology,2020,8(5):1078-1082

[6] Li H,Wang J,Liu X,et al. Deep Learning-based Liver Segmentation in Medical Images:A Survey[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2023,42(5):1463-1485

[7] Zhang Y,Chen X,Li Y,et al. Region-based Color Image Segmentation with Adaptive Seed Selection[J]. Pattern Recognition Letters,2022,158:131-138

[8] Yang X,Li H,Yu Y,et al. Automatic Pixel-level Crack Detection and Measurement Using Fully Convolutional Network[J]. Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering,2018,33(12):1090-1109

[9] Girshick R. Fast R-CNN. In:Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision[C]//New York:IEEE,2015,1440-1448

[10] Ren S,He K,Girshick R,et al. Faster R-CNN:Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,39(6):1137-1149

[11] Redmon J,Farhadi A. YOLOv3:An Incremental Improvement[J]. 2018,arXiv:1804.02767

[12] Ge Z,Liu S,Wang F,et al. YOLOX:Exceeding Yolo Series in 2021[C]//2021,arXiv:2107.08430

[13] Wang C Y,Bochkovskiy A,Liao H Y M. YOLOv7:Trainable Bag-of-freebies Sets New State-of-the-art for Real-time Object Detectors[C]//2022,arXiv:2207.02696

[14] Lin T Y,Goyal P,Girshick R,et al. Focal Loss for Dense Object Detection[C]//In:Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,New York:IEEE,2017,2980-2988

[15] Zhou Z,Zhang J,Gong C. Hybrid Semantic Segmentation for Tunnel Lining Cracks Based on Swin Transformer and Convolutional Neural Network[J]. Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering,2023,38(17):2491-2510

[16] Xu X Q,Li Q,Li S E,et al. Crack Width Recognition of Tunnel Tube Sheet Based on YOLO V8 Algorithm and 3D Imaging[J]. Buildings,2024,14(2):531-539

[17] 余添添,吴松,唐芝青,等. 利用铁塔视频图像和改进YOLOv5的违规施工监测[J].地理空间信息,2024,22(4):45-48

[18] 王腾,孟小亮,蔡冠中,等. 自然资源视频监测目标检测关键技术研究与应用[J]. 地理空间信息,2024,22(3):47-50