

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2026.02.009

基于 YOLO 视觉识别的隧道 核心土监测技术研究

廉瑞军^{1,2,3}, 李汉青^{1,2,3}, 吕培印^{3,4,5}, 邢松龄⁶

(1. 北京市轨道交通建设管理有限公司, 北京 100068; 2. 城市轨道交通全自动运行系统与安全保障北京市重点实验室, 北京 100068; 3. 城市轨道交通设备全生命周期安全检测技术实验室, 北京 100068; 4. 北京城市轨道交通咨询有限公司, 北京 100068; 5. 城市轨道交通系统安全保障技术国家工程实验室, 北京 100068; 6. 北京市基础设施投资有限公司, 北京 100101)

摘要: 在矿山法隧道施工中, 传统的人工监测方法存在主观性强、效率低且无法满足实时监测要求, 针对此问题, 提出一种基于改进 YOLO 模型框架的核心土自动监测方法, 通过定义核心土特征点构建标准化标注体系, 设计融合卷积块注意力模块的轻量化检测模型, 有效抑制光照不均、粉尘干扰及土体边界模糊导致的误检。结合透视几何灭点预测技术, 采用 VPTR 模型进行灭点检测与几何约束, 修正核心土截面形态计算过程中因透视产生的偏差, 并将核心土尺寸、比例纳入隐患分级标准。工程化部署中, 采用知识蒸馏与动态精度切换技术实现边缘计算设备轻量化运行, 支持“边掘进、边监测”的实时决策需求。

关键词: 矿山法隧道; 核心土; YOLO 框架; 关键点检测; 灭点检测

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)02-0073-08

Research on Tunnel Core Soil Monitoring Technology Using YOLO-Based Visual Recognition

LIAN Ruijun^{1,2,3}, LI Hanqing^{1,2,3}, LYU Peiyin^{3,4,5}, XING Songling⁶

(1. Beijing MTR Construction Administration Co., Ltd., Beijing 100068; 2. Beijing key Laboratory of Fully Automatic Operation and Safety Monitoring For Urban Rail Transit, Beijing 100068; 3. Laboratory for Safety Testing Technology of Urban Rail Transit Equipment throughout the Whole Life Cycle, Beijing 100068; 4. Beijing Metro Consultancy Corporation Limited, Beijing 100068; 5. National Engineering Laboratory for Urban Rail Transit System Safety Assurance Technology, Beijing 100068; 6. Beijing Infrastructure Investment Company Limited, Beijing 100101)

Abstract: In drill-and-blast tunnel construction, the geometric configuration and retained dimensions of the core soil directly influence tunnel settlement magnitude and surrounding rock stability. Traditional manual monitoring methods are inherently subjective, inefficient, and fail to meet real-time monitoring requirements. This paper proposes an automated core soil monitoring method based on an improved YOLO framework. By defining core soil feature points, a standardized annotation system is established. A lightweight detection model incorporating the Convolutional Block Attention Module (CBAM) is designed, effectively suppressing false detections caused by uneven illumination, dust interference, and blurred soil boundaries. Integrated with perspective geometry vanishing point prediction techniques, the VPTR model is employed for vanishing point detection and geometric constraints. This approach corrects perspective distortion errors in core soil cross-section shape calculation,

收稿日期: 2025-08-25 修回日期: 2025-11-11

第一作者: 廉瑞军, 男, 硕士, 高级工程师, 从事轨道交通建设过程管理和安全质量控制新型理论与技术的研究, Lianruijun@126.com

基金项目: 北京市科技计划(Z251100004525002); 北京市基础设施投资有限公司科研项目(2023-GD-15)

引用格式: 廉瑞军, 李汉青, 吕培印, 等. 基于 YOLO 视觉识别的隧道核心土监测技术研究[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(2): 73-80.

Lian Ruijun, Li Hanqing, Lyu Peiyin, et al. Research on tunnel core soil monitoring technology using YOLO-Based visual recognition[J]. Urban rapid rail transit, 2026, 39(2): 73-80.

incorporates core soil dimensions and proportions into potential risk classification criteria. For engineering deployment, knowledge distillation and dynamic precision-switching techniques are adopted to enable lightweight operation on edge computing devices, supporting the real-time decision-making demands of “monitoring while excavating”.

Keywords: drill-and-blast tunneling; core soil; YOLO framework; keypoint detection; vanishing point detection

在软弱围岩或富水地层中, 矿山法隧道台阶法施工核心土的保留是强制性要求。核心土留置效果受地质、开挖参数等多因素影响^[1-2], 其中, 核心土的开挖参数应满足: 一般核心土的厚度不宜小于隧道高度的1/5; 两侧距开挖轮廓线的距离宜为隧道宽度的1/4~1/3(即核心土宽度占隧道总宽的1/2~2/3); 面积应为上台阶开挖面积的50%; 其坡度不宜大于1:0.5(垂直:水平); 台阶长度一般为1倍洞径以内(IV级及以上围岩), 具体根据台阶高度和围岩稳定性调整, 围岩变形速率超限时(如大于2 mm/d), 需扩大核心土面积或缩短台阶长度, 严禁长距离超前开挖, 核心土应保留至仰拱封闭完成。若尺寸不足或形态异常, 可能导致应力集中甚至失稳事故。因此, 精准识别核心土形态和尺寸偏差是保障施工安全的关键。

传统监测方法(如人工拉尺、全站仪和三维激光扫描)存在效率低、难以实时测量等局限。近年来, 工地开工前普遍要求安装视频监控设备, 机器视觉技术凭借非接触、实时性强等优势, 在隧道监测中展现出良好应用前景。然而, 施工环境中存在的粉尘干扰、光照变化及目标遮挡等因素, 显著降低了传统图像算法的识别精度^[3]。即便采用现有深度学习模型, 其在复杂施工环境下的适应性仍然有限, 关键点定位误差在严重遮挡场景下不能满足工程要求, 模型泛化能力面临严重挑战。

本文提出基于YOLO关键点监测的核心土形态描述方法, 通过深度学习定位边界关键点, 结合灭点检测修正透视变形, 提升复杂环境下的视频图像识别精度^[4-5]。研究旨在突破核心土形态实时提取的技术瓶颈, 推动隧道核心土形态监测向智能化、自动化转变。

1 核心土形态智能监测方法

1.1 核心土形态关键点定义与标注方法

在隧道作业面核心土形态监测中, 基于关键点的形态定义是衔接视觉检测算法与工程安全判据的关键环节。该方法的优势在于通过离散特征点的空间分布抽象表达核心土几何形态: 一方面, 它能兼容YOLO等主流关键点检测算法框架, 充分利用其成熟的多尺度特征提取与定位回归能力实现自动化检测; 另一方面, 该方法能将复杂的三维形态转化为可量化的坐标

数据, 为后续比例计算、稳定性评估及隐患分析提供统一的量化输入依据。相较于传统的区域分割或轮廓提取方法^[6-7], 关键点定义法显著降低了模型对像素级语义分割的依赖, 转而通过稀疏特征点的空间关系表征整体形态, 这不仅大幅减少了计算复杂度, 更能有效应对隧道作业面复杂光照、粉尘遮挡等干扰因素, 提升检测鲁棒性。

核心土关键点的选取需要遵循以下几个原则: 可以近似表达掌子面的几何形态(本文中主要关注上半断面)、所选点位的几何关系能够直接映射核心土稳定性评价指标、所选关键点在图像中要具有视觉特征显著性。图1为核心土关键点示意, 其中, 图1(a)展示核心土的掌子面结构, 可见掌子面的外轮廓是一个拱形结构, 拱形结构的上半部分近似是一段圆弧, 由3个点可以确定一个圆, 图中由关键点A、B、C表示; 拱形结构的下段可以近似为一个梯形(或矩形, 视场景差异而定), 由关键点A、C、D、I表示; 核心土的截面是一个梯形结构, 由关键点E、F、G、H表示。以上9个点可以近似计算出核心土的面积与隧道断面面积比值以及核心土宽度与隧道开挖宽度的比值两个关键指标。但由于相机的安装位置受限, 难以拍摄到隧道的正面投影, 图1(b)对特征点进行示意, 理论上表达核心土的4个点最理想的选取是E'、F'、G'、H', 这样9个关键点就都位于同一个平面, 可以直接计算核心土的各项比例, 同理, 关键点没有选择D'和I也是为了让大多数关键点位于同一个平面。但是核心土位于隧道开挖面上的4个顶点非常容易被核心土本身遮挡, 因此为保证关键点可以被相机拍摄到, 在距离相机最近的一侧选取4个顶点E、F、G、H。

通过这种结构化的关键点定义, 核心土形态被转化为9个特征点的坐标集合, 既保留了土体几何形态的完整信息, 又将复杂的视觉检测问题转化为稀疏点集的定位问题, 与YOLO关键点检测模型的多尺度特征回归机制形成天然适配。这种方法不仅为后续的透视误差修正、比例计算奠定了数据基础, 更通过标准化的特征表达, 实现了不同隧道场景、不同检测设备之间的数据兼容性, 为构建统一的核心土隐患识别体系提供了技术支撑。

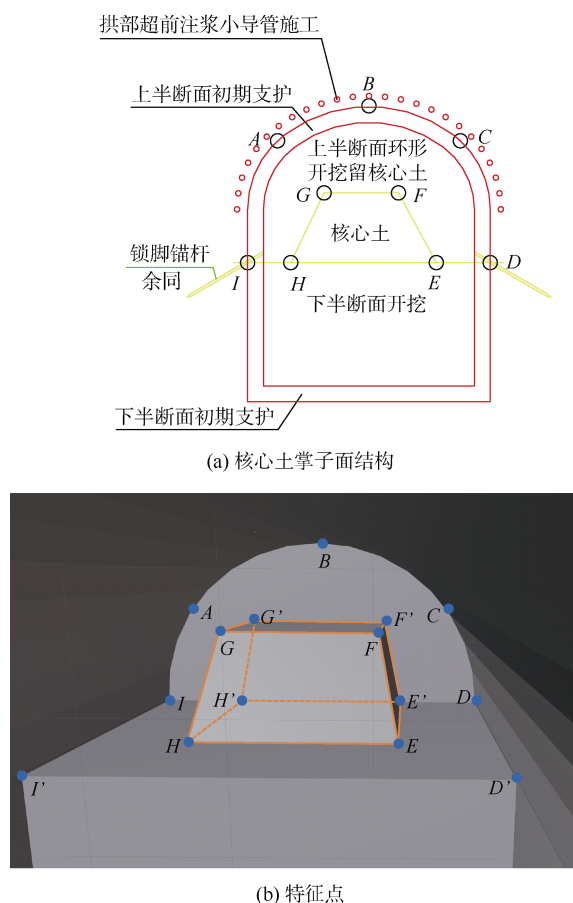


图 1 核心土关键点示意

Figure 1 Schematic diagram of key points for the core soil

1.2 YOLO 关键点检测模型优化

考虑到在隧道核心土形态检测任务中精度与速度的平衡,为后续实时监测提供基础,本方法选用了在工业检测领域表现优异的YOLOv8架构作为关键点检测的基础模型。YOLOv8通过其高效的网络结构和优化策略,在目标检测任务中展现了良好的实时性和准

确性,适合部署于边缘计算设备中。

YOLOv8检测模型继承YOLO系列的单阶段设计理念,其骨干网络在CSPDarknet基础上,采用了新颖的C2f模块替代传统的C3模块。C2f结构借鉴梯度流优化的思想,通过将标准卷积的输出分流,一部分直接传递至模块末端,另一部分经过多个Bottleneck结构进行深层特征提取,最后将浅层特征与深层特征进行聚合。这种设计在保留更丰富梯度信息的同时,实现了计算量与模型精度间的更好平衡。

如图2所示,模型通过特征金字塔网络作为颈部,构建了多层次的特征融合机制。模型接受一个标准尺寸的输入,随后骨干网络从P1到P5逐层下采样,生成不同尺度的特征图。以输入尺寸 640×640 为例,骨干网络会输出尺度为 80×80 、 40×40 、 20×20 的特征图,分别富含高分辨率细节、中等尺度信息以及高级语义信息。颈部网络通过上采样与拼接操作,将深层语义信息传递至浅层,同时通过下采样将浅层细节信息融合至深层,从而构建出兼具强语义性和高定位精度的多尺度特征金字塔。最终的检测头采用解耦设计,分别基于这些融合后的多尺度特征图进行预测。对于关键点检测任务,关键点检测分支与边界框检测分支并行,在每个尺度的每个锚点上直接回归所有预定义关键点的绝对位置坐标及其可见性置信度。

在隧道复杂环境中,核心土形态易受光照不均、粉尘遮挡及边界模糊等因素干扰。为提升模型对这些干扰因素的鲁棒性,增强其对核心土关键特征(如边缘、轮廓)的捕捉能力,本方法对选定的YOLOv8模型进行适应性改进,引入卷积块注意力模块(CBAM)。CBAM通过通道和空间两个维度的注意力机制^[7],自适应地调整特征响应,有助于模型聚焦于与核心土形态相关的关键信息区域,同时抑制背景噪声的影响。

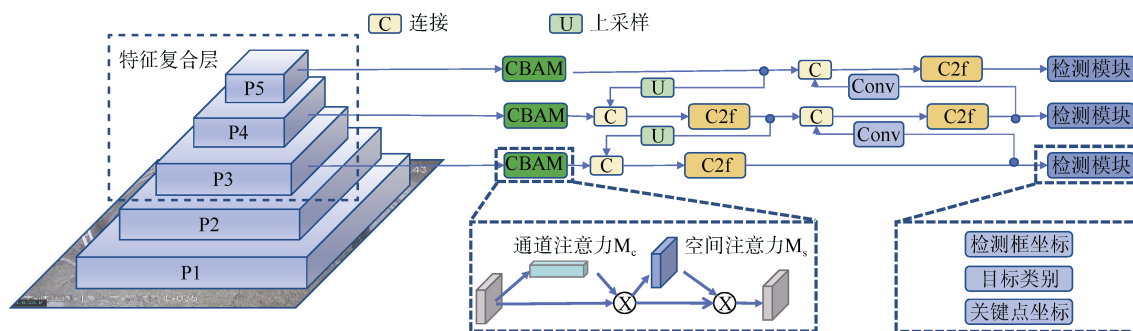


图 2 YOLOv8 关键点估计网络结构

Figure 2 YOLOv8 keypoint estimation network architecture

CBAM 模块由通道注意力子模块和空间注意力子模块串联组成。通道注意力子模块通过全局平均池化和最大池化分别提取特征图的通道统计信息,经共享全连接层映射生成通道注意力权重,如公式(1)所示。

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) \quad (1)$$

式中, σ 表示 Sigmoid 激活函数, MLP 为多层感知机, AvgPool 和 MaxPool 分别为全局平均池化和最大池化操作。该子模块能够突出对核心土形态表征最关键的特征通道,如边缘、轮廓等结构特征通道。空间注意力子模块则在通道注意力的基础上,对特征图的空间维度进行细化处理。通过对通道注意力加权后的特征图进行通道维度的平均池化和最大池化,生成空间特征描述符,再经卷积操作生成空间注意力权重,如公式(2)所示。

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) \quad (2)$$

式中, F 为通道注意力加权后的特征图, $f^{7 \times 7}$ 表示 7×7 卷积操作, $[\]$ 表示通道拼接。空间注意力机制能够聚焦于核心土关键点所在的局部区域,抑制隧道背景噪声干扰。

在模型集成策略上,将 CBAM 模块嵌入到 YOLOv8 特征金字塔网络(FPN)的每个特征融合层(P3, P4, P5)之后。这一设计主要针对多尺度特征融合过程中可能出现的核心土关键特征稀释问题,通过在融合后引入注意力机制重新加权特征响应,强化模型对核心土几何形态的表征能力。

综上,通过集成 CBAM 注意力模块,该优化模型能够更有效地聚焦于核心土的关键形态特征,抑制隧道复杂环境下的干扰信息,提升了关键点定位的准确性和鲁棒性,为后续的透视校正与隐患分级提供了可靠的数据基础。

1.3 基于灭点几何约束的核心土透视校正方法

在隧道作业面的视觉监测系统中,透视投影效应是导致核心土形态参数计算偏差的主要因素之一。由于隧道场景具有明显的纵深特征,核心土不同位置点与相机的距离差异显著,使得图像平面上的几何关系因“近大远小”的透视效应,与真实三维空间中的几何关系产生偏差,导致基于像素坐标计算的高跨比、边坡倾角等参数与实际值产生显著偏差。这种透视在传统二维图像分析中难以通过简单的几何变换消除,特别是在隧道掌子面不同推进阶段,相机与核心土的

相对位置动态变化时,误差呈现非规律性波动。

灭点作为透视几何中的重要特征点,为解决这一问题提供了有效途径。在隧道场景中,相互平行的直线(如隧道轴线、岩壁边界)在图像平面上会收敛于灭点,这些灭点蕴含了丰富的相机姿态信息(如姿态、朝向)以及场景的三维结构约束。通过检测图像中的灭点并建立其与世界坐标系的映射关系,可以恢复图像中各点的真实空间位置比例,从而消除透视对核心土形态参数计算的影响。灭点检测技术的引入,将传统的二维图像分析提升到基于三维几何约束的层面,为准确获取核心土的真实形态特征提供了理论基础。直线 $L_{II'}$ 、 $L_{HH'}$ 、 $L_{GG'}$ 、 $L_{FF'}$ 、 $L_{EE'}$ 、 $L_{DD'}$ 在 3D 空间中均和隧道挖掘方向平行,根据透视原理,这 6 条直线在图像中相交于灭点 P ,如图 3 隧道掌子面灭点示意图所示。

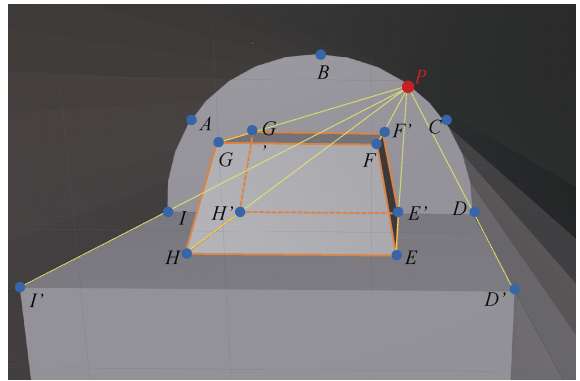


图3 隧道掌子面灭点示意

Figure 3 Schematic diagram of the vanishing point on the tunnel face

在 1.1 节中提到如果要计算核心土的各项比例指标,需要首先保证表达核心土的 9 个关键点共面,由 YOLO 模型检测到的 9 个关键点中,点 A 、 B 、 C 、 D 、 I 已经共面,只需要将关键点 E 、 F 、 G 、 H 映射到 E' 、 F' 、 G' 、 H' 即可令 9 个点共面。假设灭点 P 坐标已知,需要求 E' 、 F' 、 G' 、 H' 点坐标。首先连接点 P 和 E , E' 位于线段 L_{PE} , 由于 E' 与 I 和 D 共线,因此求 L_{PE} 和 L_{ID} 的交点即可确定 E' , 同理可以确定 H' 。

求 G' 与 F' 坐标时,需要根据核心土的形态分两种情况讨论。首先较为简单的情况是,核心土是棱锥的下半部分,如图 4(a) 展示的隧道掌子面灭点,直线 L_{HG} 、 L_{EF} 、 $L_{H'G'}$ 、 $L_{E'F'}$ 相交于点 Q , 由于点 E 、 F 、 G 、 H 四个点已知,即可确定 Q 点。点 G' 即为直线 L_{GP}

和 $L_{QH'}$ 的交点, 在上文已经确定点 Q 、 G 、 H' , 同样假设灭点 P 已知即可确定点 G' , 同理也可以确定 F' 。第二种情况是直线 L_{HG} 、 L_{EF} 、 $L_{H'G'}$ 、 $L_{E'F'}$ 相互之间不相交于同一点, 设直线 L_{HG} 、 L_{EF} 的交点为 T , 直线 $L_{H'G'}$ 、 $L_{E'F'}$ 的交点为 R 。由于核心土的对称性并且位于隧道断面的居中位置, 可以认为直线 L_{RS} 的朝向与隧道挖掘方向平行, 因此直线 L_{RS} 同样过灭点 P ; 点 B 为隧道断面的顶部中点, 设点 J 为点 H' 和 E' 的中点, 同样可以根据核心土的居中对称性推导出点 T 、 B 、 J 共线, 点 B 和点 J 可以确定直线 L_{JR} , 根据直线 L_{JR} 和 L_{SP} 即可确定点 T , 求直线 L_{GP} 和 L_{HR} 的交点即可确定点 G' , 同理直线 L_{FP} 和 $L_{E'R}$ 的交点即可确定点 F' , 如图 5(b) 展示的隧道掌子面灭点。但实际施工现场核心土属于哪一种情况并不确定, 因此在实际应用过程中会根据两种情况分别求两组点 $F1'$ 、 $G1'$ 和 $F2'$ 、 $G2'$, 设参数 ρ 为加权点坐标, 最终坐标点为 $F'=\rho F1'+(1-\rho)F1'$, $G'=\rho G2'+(1-\rho)G2'$, 在本方法中取 $\rho=0.8$ 。

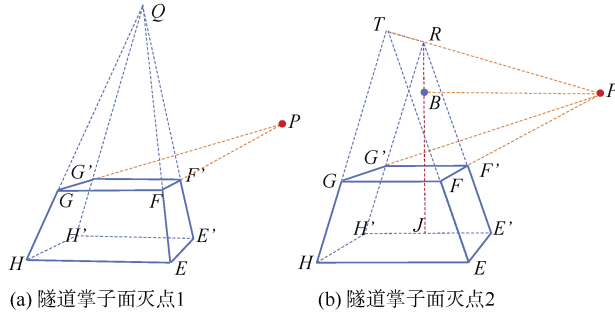


图 4 简化核心土模型示意

Figure 4 Schematic of the simplified core soil model

经过上述计算后, 点 A 、 B 、 C 、 D 、 E' 、 F' 、 G' 、 H' 、 I 已全部确定, 9 个关键点均位于同一平面, 可以依此计算出核心土的各种比例指标。如图 4 所示核心土的宽度指标可以由线段 $\overline{HE'}$ 与 $\overline{ID}$ 长度的比值得到, 表示为 $\text{Ratio}_w = \left| \overline{HE'} \right| / \left| \overline{ID} \right|$ 。求核心土面积指标需要计算以下区域的面积: 由点 A 、 B 、 C 围成的弓形区域 S_1 和由 A 、 C 、 D 、 I 围成的梯形区域 S_2 , 以及由关键点 E' 、 F' 、 G' 、 H' 围成的梯形区域 S_3 , 其中区域 S_1 和 S_2 的面积之和为隧道断面面积, S_3 的面积为核心土横截面积, 其中 S_2 和 S_3 的面积可由梯形面积公式所得。弓形区域 S_1 的面积可由公式(3)所得。

$$\begin{cases} p = \frac{a+b+c}{2} \\ S_{\Delta} = \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)} \\ r = \frac{abc}{4S_{\Delta}} \\ \theta = 2\arcsin\left(\frac{c}{2r}\right) \\ S_1 = \frac{1}{2}r^2\theta - \frac{1}{2}r^2\sin\theta \end{cases} \quad (3)$$

式中, a 、 b 、 c 为外接三条边的长度, S_{Δ} 为外接 ΔABC 的面积, r 为点 A 、 B 、 C 所在圆的半径; S_1 =扇形面积-三角形面积; θ 为劣弧 AC 对应的圆心角, 见图 5(b)。最终核心土面积指标可以表示为 $\text{Ratio}_a = S_3 / (S_1 + S_2)$ 。

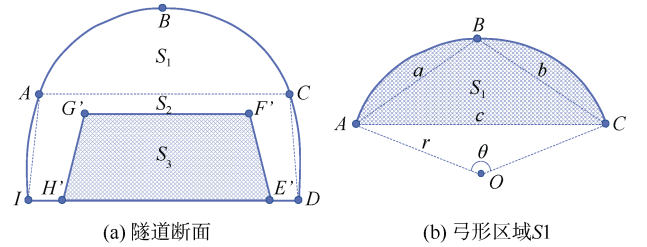


图 5 隧道断面面积计算示意

Figure 5 Schematic diagram for tunnel cross-section area calculation

1.4 灭点检测算法

在 1.3 节中, 相应的计算均基于灭点 P 坐标已知的假设, 因此灭点 P 的精度将直接影响核心土各项指标计算的准确性。暗挖隧道施工面的流程多、场景复杂, 传统计算机视觉中通过直线检测求交点的方法几乎失效。从图 3 核心土关键点可以发现, 根据直线 $L_{II'}$ 和 $L_{D'D}$ 的交点即灭点 P , 如果基于 YOLO 的关键点检测到点 D' 和 I' 即可求出灭点, 但该方法的解完全依赖于两条直线的准确度, 对图像信息的利用率并不充分, 并且 YOLO 关键点模型训练过程中也并未涉及灭点的约束, 因此容易导致数值不稳定。实际上隧道中存在大量可以辅助定位灭点的信息, 例如沿着隧道挖掘方向架设的管道与线路。为充分利用此类先验信息, 在本方案中将采用端到端的深度学习方法直接预测图像中灭点的位置。本方法中选择 VPTR(vanishing point transformer)以提升模型在复杂隧道环境下的检测性能。VPTR 作为一种基于 Transformer 架构的灭点检测模型, 在自然场景中展现出优异的几何特征提取能力,

但其直接应用于隧道场景时存在两个主要挑战：一是隧道内部结构具有独特的几何先验，与自然场景差异显著；二是隧道场景中的粉尘、光照变化和遮挡等干扰因素，可能导致模型对灭点的定位精度下降。

为优化模型在隧道场景下的性能并规避训练风险，训练过程中采用以下核心策略：在微调初始阶段，冻结 VPTR 主干网络的权重参数，仅训练新增的场景适配中间层和轻量化头部模块。此策略旨在保留预训练模型在大规模自然场景中获得的基础几何特征提取能力，同时通过新层适应隧道场景特性。该方法可促使模型高效学习隧道场景的特有模式，同时有效预防大规模参数更新可能引发的灾难性遗忘。随后采用渐进式解冻策略，在训练进程中逐步释放主干网络底层卷积层的梯度更新权限。训练初期锁定这些低层卷积层(已充分学习边缘、角点等通用特征)以维持特征提取稳定性。随着训练推进，依次解冻靠近输入端的底层卷积模块，允许其根据隧道场景的具体需求进行微调。此策略平衡了通用特征泛化与细节特征适应，在确保模型对基础几何结构理解能力不变的前提下，使其能针对性适应隧道中的独特纹理与光照条件，这种自适应调整提升了隧道场景下线条检测的精度，进而优化了灭点的最终定位准确性。在微调数据构建过程中，充分利用隧道结构的先验知识，通过人工标注典型隧道场景图像，提取水平和垂直方向的直线特征，构建隧道专用的数据集。此外，针对隧道场景中常见的粉尘和光照变化问题，在训练数据中引入模拟的粉尘遮挡和光照扰动，增强模型的抗干扰能力。

通过上述策略，VPTR 模型能够有效适应隧道施工场景的特殊性，在保持对基本几何特征提取能力的同时，增强对隧道特有模式的识别能力，为准确检测隧道作业面中的灭点提供了可靠的技术支撑，进而提升了核心土形态参数计算的准确性和隐患识别的可靠性。

1.5 工程化部署与实时性优化

面向工地复杂环境，系统采用边缘计算驱动的轻量化部署方案。通过知识蒸馏技术将复杂模型的特征提取能力迁移至轻量级模型，在保持核心土关键点检测精度的同时，将参数规模压缩至原模型的 30% 以下。结合通道剪枝与低秩张量分解，进一步去除冗余计算节点，适配边缘计算设备的算力限制。针对模型推理的量化适配，开发动态精度切换机制，默认采用 8 比特量化加速计算，当检测到异常光照或复杂场景时，自动切换至 16 位浮点精度以保证鲁棒性。

光照鲁棒性优化模块通过实时图像质量评估动态调整分析策略。构建基于直方图分布的光照强度监测器，当电焊作业等强光干扰导致图像过曝时，触发阈值熔断机制暂停分析，避免误检。针对视频流连续性特点，通过滑动窗口累积多帧检测结果，结合高斯加权平均抑制单帧异常值波动。对于持续施工场景，利用平滑滤波处理历史关键点序列，消除因设备抖动或遮挡造成的瞬时跳变，确保核心土形态评估的时序一致性。

2 模型性能实验

2.1 核心土关键点检测结果

为全面评估优化后 YOLO 关键点检测模型的工程适用性，研究选取某地铁工程两个典型标段作为数据源。其中训练集共采集 5 720 张掌子面图像，覆盖核心土留置全周期工况。测试集采用独立施工段采集的 1 820 张图像，依据环境干扰类型划分为 3 类场景：无干扰工况(光照均匀、无粉尘遮挡)、光影烟尘工况(如图 6(a))、人工器械遮挡工况(如图 6(b))。

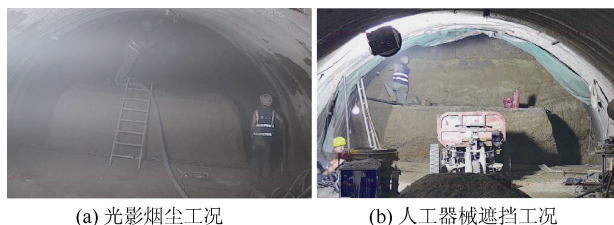


图 6 训练样本示意

Figure 6 Schematic Diagram of Training Samples

评估指标采用关键点归一化平均误差(NME)与平均精度均值(mAP)。mAP 是精确率-召回率(P-R)曲线下的面积，其定义为见式(4)

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \int_0^1 p_c(r_c) dr_c \quad (4)$$

式中， $p_c(r_c)$ 是类别 c 以召回率 r_c 为自变量的精确率函数，该指标综合衡量了检测模型在不同召回率下的精确率性能。

原 NME 定义为预测点与标注点欧氏距离占图像对角线长度的百分比，考虑到不同场景核心土在图像中的尺寸不同，将定义中图像对角线长度修改为核心土检测框对角线长度，见式(5)

$$NME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sqrt{(x_i^{\text{pred}} - x_i^{\text{gt}})^2 + (y_i^{\text{pred}} - y_i^{\text{gt}})^2}}{d} \quad (5)$$

式中, N 为关键点数量, d 为核心土检测框对角线长度。

图 7 对比了不同场景下核心土关键点检测模型的性能表现以及 CBAM 对性能的影响, 其中基线为原版 YOLOv8 模型。如图 7(a)所示, 在引入 CBAM 模块后, 模型的检测 mAP 相较于基线模型提升了 0.7%; 如图 7(b)所示, CBAM 模块可以有效降低关键点的定位误差, 在人员遮挡的情况下效果较为显著, NME 由 3.47%降低至 2.93%。

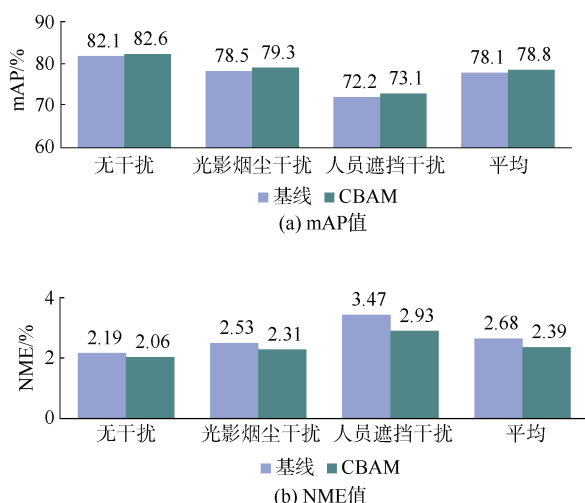


图 7 CBAM 模块对关键点检测的性能影响

Figure 7 Impact of the CBAM module on the performance of keypoint detection

尽管 CBAM 模块可以有效缓解一般遮挡导致的性能下降, 但在关键点部位被遮挡的极端情况下, 模型性能仍会显著降低。如图 8 所示, 其中图 8(a)中虽然图像区域内存在运输设备, 但是具备关键点特征的位置实际并未被遮挡, 因此关键点检测效果较好; 图 8(b)由于人员聚集遮挡住核心土部分关键点所在的区域, 因此模型只能通过先验知识推测关键点位置, 从而导致误差增大, 如图中红色虚线框内 2 个关键点的预测位置与实际相差较大。在实际应用过程中应尽量保证



图 8 遮挡情况下核心土关键点检测示例

Figure 8 Examples of core soil keypoint detection under occlusion

所计算的面积误差在 5%以内, 根据对角线长度与面积的近似平方关系(预测检测框与实际检测框宽高比接近时成立), 计算可得 NME 误差应控制在 2.5%以内。为满足该条件应尽量避免在人员或设备遮挡时检测核心土关键点, 考虑加入人体以及施工设备的检测, 当检测到物体遮挡核心土关键点较多的情况时, 降低输出的置信度或暂停分析。

2.2 隧道施工场景灭点检测结果

灭点检测精度直接影响核心土形态参数的校正效果。本实验采用 VPTR 模型, 在 NYU Depth、ScanNet 及 SU3 室内场景数据集进行预训练, 学习通用空间几何约束。针对隧道场景特性, 使用独立采集的 2 150 张工地图像进行领域自适应训练, 每张图像的灭点标注由 3 位专业测量人员通过直线交汇法独立标定, 最终坐标取加权平均值。测试集采用独立施工段采集的 350 张图像, 同样分为无干扰、光影烟尘、人工器械遮挡 3 类工况。

灭点检测模型在不同场景下的性能数据如下: 无干扰时 NME 为 2.17%, 光影烟尘干扰下为 2.26%, 人员遮挡干扰下为 2.41%, 平均 NME 为 2.27%。可见灭点检测模块对环境的适应较好, 烟尘弥散与局部遮挡对检测精度影响有限, 这是因为灭点作为空间透视投影的全局几何特征, 其定位依赖于隧道轴线、岩壁边界等宏观结构线索, 此类结构特征具有跨尺度的空间连续性, 粉尘覆盖或设备遮挡难以完全破坏其整体特征结构。

3 工程应用验证

北京地铁 13 号线扩能提升工程全线涉及暗挖工点 10 个, 累计安装暗挖作业面高清摄像头 326 个。通过实际工程部署, 全面验证基于 YOLO 框架与灭点几何约束的核心土监测系统的性能表现、稳定性以及实际应用价值。

3.1 核心土形态参数实测精度验证

为定量评估本方法在实际隧道施工环境中的测量精度, 选取 10 个代表性的核心土监测点位进行同步测试, 这些点位分别具有不同的开挖断面尺寸与光照条件。测试期间, 在每次核心土留置作业完成后, 测量人员立即使用全站仪通过照准棱镜采集核心土表面的顶部交界点、底部交界点和侧向交界点等关键点的三维坐标(X_i , Y_i , Z_i), 由此计算出核心土长度、宽度、高度等尺寸, 得出核心土面积的“实测值”, 并计算相

应的核心土尺寸指标 Ratio_w 与 Ratio_a 。同时,部署在本地的边缘计算设备运行核心土监测算法,获取基于视觉识别的核心土比例指标计算结果。

在累计 1 820 次有效作业面监测记录中,系统成功检测到核心土并输出指标的比例为 92.7%(漏报率 7.3%),漏报主要发生在掌子面被大型设备(如挖掘机臂、运土车等)严重遮挡或极端粉尘浓度导致能见度极低的场景。在成功检测到的核心土实例中,算法计算结果与全站仪实测值对比显示,核心土宽度占比 Ratio_w 的平均绝对误差为 3.3%,核心土面积占比 Ratio_a 的平均绝对误差为 5.0%。误报(即视觉检测结果与全站仪实测值偏差超过 10%或关键点 NME 大于 5%)的发生率为 4.7%。误报主要源于以下情况:临时堆放的物料或密集穿梭的工人对核心土关键区域造成部分遮挡;风镐作业后短时间内烟尘弥漫导致图像模糊,影响关键点定位精度;掌子面附近进行电焊作业产生强烈弧光,造成局部过曝,影响部分关键点的识别。

除此之外,不同施工场景的差异性也会放大算法的计算误差,例如常规情况下使用梯形近似表示开挖面下半段面积误差可以控制在 3% 左右,但如果开挖面宽高比不规范可能会导致误差增加,计算详情见附录 1;核心土在实际开挖过程中可能呈现不规则或者侧边弯曲的形态,同样会影响最终结算结果。为缓解上述问题,在开挖过程中可以酌情增加相机数量,结合不同视角得到的数据综合判定。

3.2 系统运行效能与稳定性综合分析

在为期一个月的连续运行期内,覆盖 326 个监控摄像头的核心土智能监测系统累计处理 5 000 h 以上的视频。系统基于预设的核心土隐患分级标准,实时监控核心土留置尺寸是否达标。图 9 为实测的隧道核心土监控视频截图,图 9(a)为合格,图 9(b)为不合格。

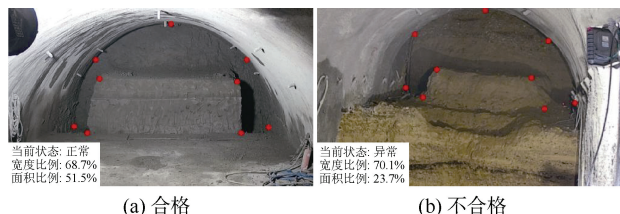


图 9 隧道核心土监控视频截图

Figure 9 Screenshots of tunnel core soil monitoring video

统计结果显示,系统共触发核心土尺寸不足报警事件 19 次。经现场技术人员复核确认,其中有效报警为 17 次,占比 89.7%;误报警(即系统判定尺寸不足

但实际尺寸达标或者检测到的关键点与实际偏离过大)为 2 次,占比 10.5%。对误报警案例进行深入分析发现,其主要诱因为临时性遮挡覆盖核心土超过 15%,导致模型推断的形态不完整。值得注意的是,系统集成光照鲁棒性模块和动态精度切换机制在大部分常规粉尘和光照变化场景下表现良好,有效抑制了环境波动影响。

系统整体运行稳定性优异。基于知识蒸馏和动态精度切换的边缘计算优化策略,使得模型能够在边缘计算设备上维持平均处理帧率在 15 FPS 以上,满足“边掘进、边监测”的实时性需求。系统输出的核心土形态参数时间序列平滑性良好,通过滑动窗口累积多帧结果和高斯加权平均策略有效过滤了单帧检测噪声,进一步保证结果的稳定性。相较于传统方法,大幅度减少了人工到场肉眼估计或设备测量的频率,为施工管理人员提供了稳定可靠的核心土状态感知数据,显著提升了隧道施工安全监控的智能化水平和决策效率。

4 结论

针对暗挖隧道施工中核心土留置尺寸智能监测问题,研究了一套融合深度学习与几何约束的自动化识别体系,通过多维度技术实现核心土的高精度监测、隐患识别与实时化预警应用,并得出以下主要结论。

1) 提出“深度学习+几何约束”的智能识别方案。通过注意力机制优化和轻量化部署等技术突破,构建了从图像采集到实时决策的全流程监测系统。该方法显著提升了检测精度与效率,实现了施工监测从单点参数到整体形态的智能升级,为隧道安全施工提供了可视化、智能化的创新解决方案。

2) 提出核心土 9 点标注体系,通过定义高度基准、横向跨度等关键参数,建立标准化形态描述框架。该体系量化了核心土的空间拓扑关系,解决了传统方法依赖经验、难以统一评估的问题,为智能监测算法提供了结构化输入基础。

3) 改进 YOLO 关键点框架,集成 CBAM 注意力模块,使模型更聚焦于核心土区域的特征,具有优异的泛化性能。

4) 针对透视问题,采用 VPTR 模型进行灭点检测与几何校正,使预测关键点投影到同一平面,以计算更为准确的几何关系。该方法将核心土宽度与面积指标的计算误差缩小至 $\pm 5\%$,为施工安全评估提供了可靠数据支撑。

(下转第 119 页)

- surchage on shield tunnel deformation[J]. Gansu science and technology, 2018, 34(16): 75-76.
- [3] 邵华, 黄宏伟, 张东明, 等. 突发堆载引起软土地铁盾构隧道大变形整治研究[J]. 岩土工程学报, 2016, 38(6): 1036-1043.
- Shao Hua, Huang Hongwei, Zhang Dongming, et al. Case study on repair work for excessively deformed shield tunnel under accidental surface surcharge in soft clay[J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 2016, 38(6): 1036-1043.
- [4] 魏井申, 柴天建, 郭文杰, 等. 基于能量法的地表堆载引起邻近隧道沉降研究[J]. 华东交通大学学报, 2024, 41(6): 28-34.
- Wei Jingshen, Chai Tianjian, Guo Wenjie, et al. Study on settlement of adjacent tunnel caused by surface surcharge based on energy method[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(6): 28-34.
- [5] 李军华, 姜峰林. 路基填筑施工和运营对下伏正交地铁的影响[J]. 路基工程, 2024(3): 131-137.
- Li Junhua, Jiang Fenglin. Influence of subgrade filling construction and operation on the underlying orthogonal subway[J]. Subgrade engineering, 2024(3): 131-137.
- [6] 朱旻, 陈湘生, 夏长青, 等. 地面堆载下盾构隧道结构韧性演化规律研究[J]. 岩土工程学报, 2024, 46(1): 35-44.
- Zhu Min, Chen Xiangsheng, Xia Changqing, et al. Resilience evolution of shield tunnel structures under ground surcharge[J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 2024, 46(1): 35-44.
- [7] 王露露, 丁爽, 黄磊, 等. 地面堆载作用下既有隧道的工作状态[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5764-5769.
- Wang Lulu, Ding Shuang, Huang Lei, et al. Working state of existing tunnel under ground surcharge[J]. Science technology and engineering, 2023, 23(13): 5764-5769.
- [8] 张芳, 王露露, 朱云桂, 等. 地面堆载作用下盾构隧道结构变形分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(8): 3474-3481.
- Zhang Fang, Wang Lulu, Zhu Yungui, et al. Deformation analysis of shield tunnel structure under ground loading[J]. Science technology and engineering, 2023, 23(8): 3474-3481.
- (编辑: 王艳菊)

(上接第 80 页)

参考文献

- [1] 地铁设计规范: GB50157—2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014.
- [2] 地下铁道工程施工标准: T51310—2018[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2018.
- [3] 谭永辉, 李小龙, 曾宏晖. 面向隧道衬砌渗漏识别的深度学习综述[J]. 北京测绘, 2024, 38(7): 949-959.
- Tan Yonghui, Li Xiaolong, Zeng Honghui. A review of deep learning methods for tunnel lining leakage identification[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2024, 38(7): 949-959.
- [4] 戴保华. 基于YOLOv5的施工振动邻近区域房屋裂缝智能检测[J]. 建材技术与应用, 2024(5): 9-12.
- Dai Baohua. Intelligent detection of house cracks in the vicinity of construction vibrations based on YOLOv5[J]. Research & application of building materials, 2024(5): 9-12.
- [5] 傅金阳, 王浩宇, 谢纪辰, 等. 基于全景展开图像的水工隧洞渗水侵蚀病害快速检测方法研究[J]. 隧道建设(中英文), 2024, 44(10): 1971-1981.
- Fu Jinyang, Wang Haoyu, Xie Jichen, et al. Rapid detection methods for seepage and erosion diseases in hydraulic tunnels using panoramic image[J]. Tunnel construction, 2024, 44(10): 1971-1981.
- [6] 桂佳扬, 王顺吉, 周正康, 等. 基于改进YOLOv8n的隧道内异物检测算法[J]. 计算机应用, 2025, 45(2): 655-661.
- Gui Jiayang, Wang Shunji, Zhou Zhengkang, et al. Tunnel foreign object detection algorithm based on improved YOLOv8n[J]. Journal of computer applications, 2025, 45(2): 655-661.
- [7] 韦选万, 余金凤, 李小莲, 等. 视觉监测与机器学习在地铁隧道自动化监测中的应用研究[J]. 广西水利水电, 2024(6): 148-153.
- Wei Xuanwan, Yu Jinfeng, Li Xiaolian, et al. Research on application of visual monitoring and machine learning in subway tunnel automatic monitoring[J]. Guangxi water resources & hydropower engineering, 2024(6): 148-153.
- (编辑: 王艳菊)