

一种改进 YOLOv5s 的立井罐道缺陷检测方法

杨 根¹
YANG Gen

摘 要

针对当前立井罐道缺陷检测模型存在参数大、准确性低等问题,文章提出一种轻量化检测模型 SCB-YOLOv5s。首先,在骨干网络融入 ShuffleNetV2 网络模型保证准确率的同时降低模型的参数量。其次,嵌入了 CA (coordinate attention) 轻量级注意力机制,来实现方向感知和位置敏感的注意力增强。最后,在特征融合部分引入双向特征金字塔网络 BiFPN (bidirectional feature pyramid network) 对不同输入特征进行加权融合,有效利用不同层次的特征信息,从而进一步提升模型精度。实验结果表明:改进后的方法模型的参数量降低了 51.9%,计算量降低了 40.5%。且 MAP@0.5 达到了 87.8%,证明所提算法可以满足对罐道缺陷的实时检测需求。

关键词

罐道缺陷检测; ShuffleNetV2; SCB-YOLOv5s; 双向特征金字塔网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.026

0 引言

随着时间的推移,井筒罐道可能会出现多种缺陷,如接缝处的偏移、表面磨损,以及由于应力作用导致的裂纹和变形。同时井筒内能见度低,缺陷检测会面对非常多的干扰,可以使用深度学习模型应用于此。

王建国等人^[1]在 Faster RCNN 算法主干特征提取网络中添加卷积块注意力混合模块(CBAMM)机制,可以实现进行自主学习并加强对图像深层特征的提取。刘旭等人^[2]设计了一种改进的 Cascade R-CNN 道路缺陷检测算法,引入了递归特征金字塔结构,使融合特征获得更多的语义信息细节。上述算法加强了特征信息提取,但是模型的复杂度和参数量方面稍有不足。

朱立志等人^[3]在 YOLOv5s 中引入 GhostNet 网络中的 Ghost 结构代替 YOLOv5s 原有的卷积和 Neck 模块的 C3 结构来大幅降低模型的参数量和计算量。Wang 等人^[4]对 YOLOv8 模型进行改进,通过 BiFPN 重构其原有的颈部结构,并集成 LSK 注意力机制来增强特征金字塔层的处理能力,从而提升模型在目标检测任务中的准确性。

综上所述,为实现对罐道缺陷的高效实时检测,更好地适应井下复杂的实际应用环境,必须加强模型对缺陷特征的提取能力,降低模型的参数量和计算量。为此,提出了一种融合 ShuffleNetV2 网络模型和嵌入 CA 注意机制,以及在特征融合部分引入了双向特征金字塔网络,在保持模型准确性和检测速度的前提下,减小模型尺寸和降低网络参数量。

1 YOLOv5s 模型

YOLOv5 具有 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 四个版本,以满足不同需求。YOLOv5 模型主要由输入、骨干网络、颈部和输出组成。输入段对图像进行预处理;骨干网络主要包括带有瓶颈层(Bottleneck)的 C3 模块、用于下采样的 CBS 模块以及快速空间金字塔池化(spatial pyramid pooling-fast, SPPF)模块;颈部网络由特征金字塔网(feature pyramid network, FPN)和路径聚合网络(path aggregation network, PAN)组成。头部结构负责输出检测信息。

YOLOv5 使用一个更综合的损失函数,包括边界框的位置误差、置信度损失以及分类损失。这种多任务损失函数确保了模型在定位和分类上都能有良好的表现,适用于应用于井下环境下的罐道缺陷检测。同时考虑到不同版本的速度与精度,选用了 YOLOv5s 作为基础模型进行改进。

2 改进算法

2.1 轻量化网络 ShuffleNetV2

作为轻量级的卷积神经网络,ShuffleNetV2^[5]相比其他轻量级模型速度稍快,准确率也更高,还大大地减少了模型的参数量。因此选用该网络融入 YOLOv5s 网络中,以此来减轻模型的参数量和计算量,实现整体网络轻量化的提升。

具体主干网络融入操作有:摘除 Focus 层,避免多次采用 Slice 操作;减少了 C3 层以及高通道的 C3 层的使用;对 YOLOv5s 的头部网络进行了通道剪枝;将 CBL 层换成了

1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 安徽淮南 232001

CBS 层，即将由 Relu (rectified linear unit) 激活函数换成了 Silu (sigmoid linear unit) 激活函数。

2.2 注意力机制 CA

相比于常见的注意力机制如 SENet (squeezeand excitation network) 通过 2D 全局池化提取全局信息^[6], 仅关注通道间关系, 忽视了重要的位置信息。BAM 和 CBAM 等机制在尝试结合位置信息时^[7], 多采用卷积操作, 无法有效建模长距离依赖。CA 注意力机制通过将二维的通道注意力拆分为两个一维的编码步骤, 分别在垂直和水平方向上进行特征整合。这样模型可以感知到空间上长距离的依赖关系, 同时敏感捕获细节位置信息, 帮助模型在需要定位物体结构的任务中表现更优。

2.3 BiFPN

与传统 FPN 不同, BiFPN 在特征金字塔相邻级别之间引入了双向连接^[8], 意味着信息可以从更高级别的特征流向更低级别的特征, 也可以从更低级别的特征流向更高级别的特征。这种机制有助于有效地捕获多尺度特征, 增强网络处理各种尺寸和复杂性目标的能力。

2.4 轻量化检测模型 SCB-YOLOv5s

针对立井罐道缺陷检测精度较低等问题,在主干网络中融合了 ShuffleNetV2 网络模型,来增强对井壁裂缝特征识别的准确度,并且其轻量化的优点加快了整体模型运行速度。

在井下环境中，井筒内罐道缺陷的位置信息尤为重要，而传统的注意力机制注重于通道间关系，忽视了重要的位置信息。在YOLOv5s嵌入的CA注意力机制可以将水平方向和垂直方向的特征图结合，得到增强的输出特征。

井下环境的复杂性和罐道缺陷的不同种类加大了获取有效的特征信息融合难度, YOLOv5s 模型中的特征金字塔网络 FPN 和路径聚合网络 PAN 在利用不同尺度的特征信息存在不足。因此, 引入了双向特征金字塔网络 BiFPN, 可以实现更高水平的特征融合。改进后的整体网络模型 SCB-YOLOv5s 结构如图 1 所示。

3 实验结果与分析

3.1 数据集训练

矿山数据涉及敏感信息,各煤矿企业都将其视为保密资料,获取这些数据较为困难。在学校的支持和在导师的指导下,得以搭建了立井罐道模型平台,成功收集到了罐道缺陷的相关图像数据,用于制作数据集。自制数据集部分示例如图2所示。

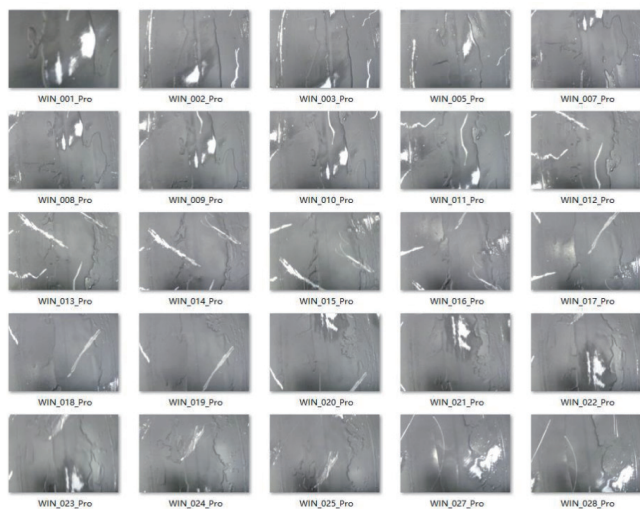


图 2 自制数据集部分示例图

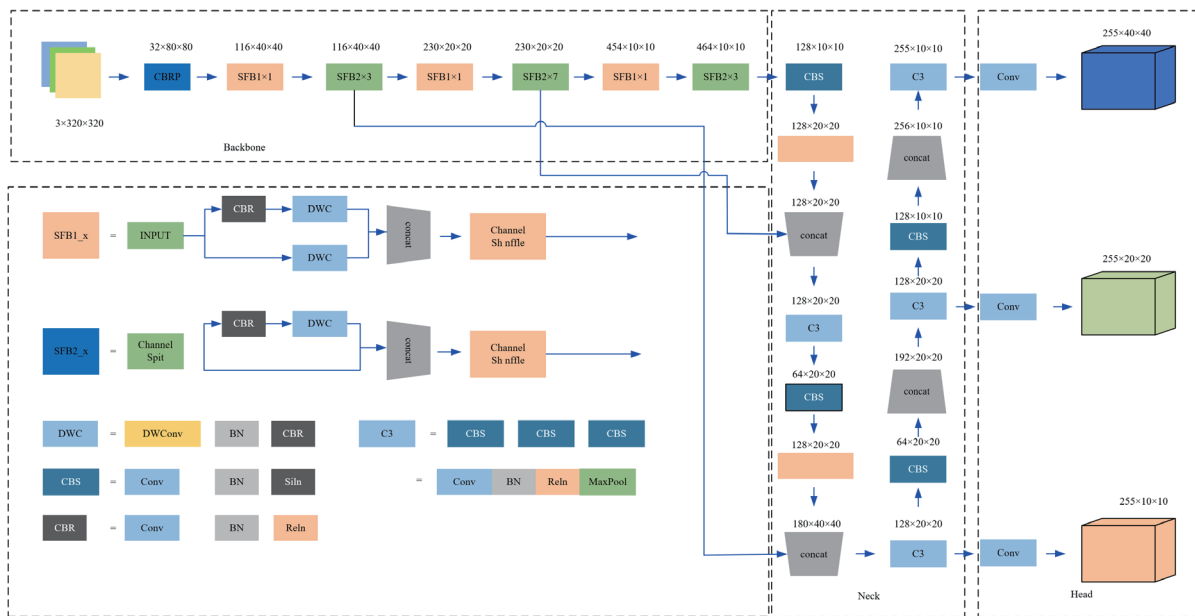


图 1 整体网络模型 SCB-YOLOv5s

3.2 消融实验

在原模型的基础上进行各种改进，现利用消融实验来验证改进后的算法的提升与效果，相同数据集和参数下设计了8组，结果如表1所示。

表 1 消融实验

算法模型	ShuffleNetV2	CA	BiFPN	Parameters/ 10^6	GFLOPs	Inference/ms	MAP@0.5/%
YOLOv5s				5.05	15.8	8.2	84.3
S-YOLOv5s	√			2.72	5.6	7.3	86.1
C-YOLOv5		√		6.44	16.1	9.9	85.8
B-YOLOv5			√	6.83	17.5	10.5	85.4
SC-YOLOv5s	√	√		3.22	5.8	8.8	86.5
SB-YOLOv5s	√		√	3.56	6.2	9.6	86.1
BC-YOLOv5s		√	√	7.21	19.3	10.8	88.1
SCB-YOLOv5s	√	√	√	2.62	6.4	9.2	87.8

S-YOLOv5 通过融入 ShuffleNetV2 网络后得到的改进算法，C-YOLOv5s 嵌入 CA 注意力机制来实现的，B-YOLOv5s 在 YOLOv5 的颈部网络引入 BiFPN 结构，SCB-YOLOv5 是本文出的改进算法。

可以看出，通过融入了轻量化模型 ShuffleNetV2 网络后，S-YOLOv5s 的参数量和计算量相比原算法降低了 53.8% 和 35.4%，大大降低了模型的复杂度。BC-YOLOv5 和 SCB-YOLOv5s 算法的 MAP@0.5 分别达到了 88.1% 和 87.8%，提升了 3.8% 和 3.5%，嵌入 CA 注意力机制和引入 BiFPN 有效加强了特征信息提取，综合各方面参数可以看出改进后的 SCB-YOLOv5s 比原网络在各方面均有提升。

3.3 检测结果与对比实验

为进一步验证提出算法的性能，相同参数和数据集上将改进算法与多种经典目标检测算法进行对比，包括 Faster R-CNN、Cascade R-CNN、YOLOv4-tiny、YOLOv8 等算法，如表 2 所示。

表 2 对比实验

算法模型	Parametes / 10^6	GFLOPs	MAP@0.5 /%	Inference /ms
FasterR-CNN	68.48	105	81.6	30
Cascade R-CNN	74.57	132	82.4	35
YOLOv4-tiny	5.65	5.7	82.1	11.3
YOLOv8	4.12	12.4	85.4	9.6
SCB-YOLOv5s	2.62	6.4	87.8	9.2

可以观察到，SCB-YOLOv5s 在自制的数据集 MAP@0.5 达到了 87.8%，模型的参数量 Parameters 为 2.62×10^6 和计算量 6.4 GFLOPs，单幅图像的推理时间更是快到了 9.2 ms，相比于 Faster R-CNN、Cascade R-CNN 皆有大幅提升。且与

YOLOv8 相比，参数量和计算量减少了 63.6% 和 51.6%。所提算法 SCB-YOLOv5s 综合最优，在保持模型准确性和检测速度的前提下，减小模型尺寸和降低网络参数量，更适用于立井罐道缺陷检测。

SCB-YOLOv5s 检测部分结果如图 3 所示，可以看出该模型可以准确地识别罐道缺陷。

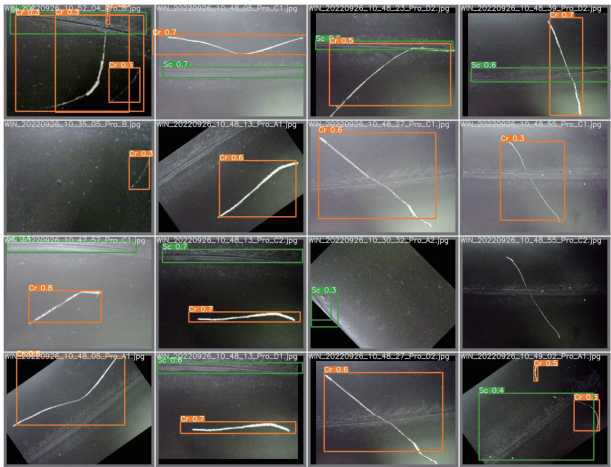


图 3 SCB-YOLOv5s 检测部分结果图

4 结论

针对立井罐道缺陷检测问题，提出一种基于 YOLOv5s 的罐道缺陷检测改进算法 SCB-YOLOv5s。融入了轻量化网络模型 ShuffleNetV2 提高了模型运行速度，同时嵌入了 CA 注意力机制，来实现方向感知和位置敏感的注意力增强，引入双向特征金字塔网络 BiFPN 实现在不同尺度上有效地融合和利用特征信息，增强缺陷的特征信息。在罐道缺陷特征数据集的实验上，SCB-YOLOv5s 对罐道缺陷的检测模型参数量和计算量降低了 51.9% 和 40.5%，单幅图像推理时间为 9.2 ms，可以应用在复杂的井下环境中。

在今后的研究工作中，面对复杂的井下环境，立井罐道缺陷图像数据集的制作需要优化来完善罐道缺陷数据集信息以及还需要对特征提取进行提升和加强，进一步提升罐道缺陷检测精度。

基于改进反正切函数的变步长 LMS 算法研究

李典航¹ 王申营¹ 程 骏¹ 彭云锋¹ 邹腾跃¹

LIDianhang WANG Shenying CHENG Jun PENG Yunfeng ZOU Tengyue

摘 要

固定步长的自适应滤波降噪算法 (LMS) 的步长选择直接影响滤波性能。为此, 文章提出了一种基于反正切函数的变步长 LMS 算法。该算法通过引入指数函数并对反正切函数进行平移变换, 使得步长在误差趋于零时自适应减小, 从而降低稳态误差。在 MATLAB 仿真环境下, 分析了不同变步长 LMS 算法的步长变化曲线及均方误差 (MSE)。仿真结果表明, 相较于传统的 Sigmoid 变步长、算舌线变步长及反正切的变步长方法, 所提出的改进反正切变步长 LMS 算法具备更快的收敛速度和更高的滤波精度。

关键词

自适应滤波; 变步长 LMS 算法; 指数函数; 反正切函数; 收敛速度; 均方误差

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.027

0 引言

自适应滤波算法作为信号处理中的一种重要工具, 广泛应用于噪声抑制、回声消除、系统辨识等领域。经典的最小均方误差 (LMS) 算法因其简单、易于实现的特点, 被广泛采用。然而, LMS 算法的性能往往受到步长参数选择的影响。步长过大会导致收敛速度过快, 系统不稳定; 而步长过小则

会导致收敛速度过慢, 影响实时性能。因此, 如何选择合适的步长成为影响 LMS 算法性能的关键因素之一。

为应对这一问题, 近年来提出了多种变步长 LMS (最小均方) 算法。与此同时, 为避免步长选择不当导致滤波系统性能下降, 诸多学者提出了基于变步长的 LMS 算法^[1]。该算法通过建立步长因子与误差信号之间的非线性函数关系, 使得滤波系统能够同时实现较快的收敛速度、较高的跟踪精度, 并且保持较小的稳态误差。肖玮等人^[2]提出了一种基于 Sigmoid 函数的变步长 LMS 算法, 旨在解决特定问题。然而,

1. 福建农林大学机电工程学院 福建福州 350100

参考文献:

- [1] 王建国, 孙付仲, 苑子龙, 等. 基于改进 Faster RCNN 的瓷砖表面缺陷检测算法 [J]. 南京工业大学学报 (自然科学版), 2025, 47(1):49-55.
- [2] 刘旭, 陈里里, 范国栋, 等. 基于改进 Cascade R-CNN 算法的道路表面缺陷检测 [J]. 自动化与仪器仪表, 2023(10): 10-14.
- [3] 朱立志, 韦慧. 基于 YOLOv5s 融合注意力机制的轻量化行人检测算法 [J]. 佳木斯大学学报 (自然科学版), 2024, 42(8): 12-16.
- [4] WANG X Q, GAO H B, JIA Z M, et al. BL-YOLOv8: an improved road defect detection model based on YOLOv8[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8361.
- [5] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE,2018:6848-6856.

- [6] 沈鑫, 王钢, 赵毅涛, 等. 融合 SENet 注意力机制和 GA-CNN 的非侵入式负荷识别方法 [J/OL]. 中国电力 :1-10[2024-05-19].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20240603.0944.004.html>.
- [7] 彭飞鸿, 刘万平, 黄东. 基于 CBAM-GLU-ISF 的多模态融合恶意软件检测方法 [J/OL]. 计算机工程与应用 :1-11[2024-11-11].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20241111.0949.017.html>.
- [8] 李胜杰, 刘贵如, 王陆林, 等. 一种轻量化 YOLOv5 道路缺陷检测算法 [J/OL]. 天津理工大学学报 :1-10[2024-09-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1374.N.20241101.1754.006.html>.

【作者简介】

杨根 (1997—), 男, 安徽合肥人, 硕士, 研究方向: 计算机视觉。

(收稿日期: 2024-12-04)