



基于改进YOLOv5的天线下倾角识别方法研究

张柠¹, 潘峰², 耿鲁静², 陈祖昊², 许婷婷²

(1. 中国移动通信集团有限公司, 北京 100033;

2. 中国移动通信集团设计院有限公司, 北京 100080)

摘要: 为了实现天线下倾角的高效、准确测量, 满足无线优化运维场景大规模、高效率的测量需求, 将YOLOv5目标检测框架巧妙应用于天线下倾角测量的复杂场景中, 并对其进行改进, 使之适用于复杂的天线检测与姿态识别任务, 同时精准预测下倾角。实验结果显示, 改进后的YOLOv5模型在保持与改进前相当的侧对天线检测能力的同时, 其下倾角预测误差降低了13%, 预测绝对误差为0.635°。改进YOLOv5模型在保证高准确率的同时, 显著提高了天线下倾角的测量精度, 为无线优化智能运维提供了新的技术路径和参考依据。

关键词: 天线下倾角; 目标检测; 深度学习; 图像信号处理

中图分类号: TP183; TN820

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024223

Research on antenna dip angle recognition method based on improved YOLOv5

ZHANG Ning¹, PAN Feng², GENG Lujing², CHEN Zuhao², XU Tingting²

1. China Mobile Group Co., Ltd., Beijing 100033, China

2. China Mobile Group Design Institute Co., Ltd., Beijing 100080, China

Abstract: In order to achieve efficient and accurate measurement of antenna dip angle and meet the large-scale and efficient measurement requirements in wireless optimization operation and maintenance scenarios, the YOLOv5 target detection framework was cleverly applied in the complex scenario of antenna dip angle measurement, and it was improved to make it suitable for complex antenna detection and attitude recognition tasks, and accurately predict the dip angle. Experimental results show that the improved YOLOv5 model has the same detection capability as the original version, while its downdip prediction error is reduced by 13%, and the absolute prediction error is 0.635°. The improved YOLOv5 model not only guarantees high accuracy, but also significantly improves the measurement accuracy of antenna dip angle, providing a new technical path and reference basis for wireless optimization intelligent operation and maintenance.

Key words: antenna dip angle, target detection, deep learning, image signal processing



0 引言

无线基站的天线设备是通信系统中实现无线信号传输的关键设备。天线安装的高度、位置、方位角以及下倾角等对信号传输质量和电磁覆盖效果具有较大的影响^[1]。天线的方位角指的是天线在水平面的指向，而下倾角则是天线和竖直面之间的夹角。考虑天线安装方式的特点，天线高度、位置、方位角通常相对稳定且易于获取。然而，天线的下倾角则存在较大的不确定性，它会因环境因素、人为调整、设备老化等偏离预设值，从而通信质量受到影响。因此，对天线下倾角进行定期测量和校准，成为无线通信系统维护的重要环节。

传统的天线倾角测量通常依赖人工上站并通过姿态测试仪器进行接触式测量^[2]，但是这种方式不仅耗时费力，存在一定安全隐患，而且测量结果的准确性和可靠性难以保证。随着无线通信技术的快速发展和网络规模的不断扩大，传统的人工测量方式已经难以满足大规模、高效率的测量需求。浙江大学的姜锦正^[3]提出一种非接触式测量天线姿态的方法，结合惯性传感器、高精度相机、三维重建和点云配准算法计算天线的方位角和下倾角，但是该方案对测量环境要求较高，天线周围物体的反射都会影响图像质量以及重建精度，同时该方案具有较高的计算复杂度和设备成本，并不能满足大规模、高效率的测量需求。重庆邮电大学的杨家信^[4]开发了一款天线巡检的应用软件，该软件通过量角器插件对拍摄到的天线图像进行辅助角度测量，但是该方案需要在照片上手动标记和测量角度，这个过程不仅耗时，而且容易引入人为误差。

近年来，人工智能，尤其是计算机视觉的发展如火如荼。深度学习作为人工智能领域的一种重要技术，通过模拟人脑神经网络的工作原理，实现对海量数据的自动学习和特征提取，能够完

成目标检测、图像分类、语音识别等多项任务^[5-7]。本文将深度学习中的目标检测模型YOLOv5引入天线倾角测量场景，并对其模型进行改进，旨在实现对天线的目标检测和姿态识别，以及天线倾角的准确测量。

综上，本文旨在研究基于YOLOv5的天线倾角测量方法，并提出模型改进方案，期望能够实现对天线倾角的自动化、准确测量，以满足无线基站天线工程大规模、高效率的测量需求，为无线通信系统的维护和优化提供新的解决方案。

1 数据准备

1.1 无人机采集图像

近年来，低空经济迅速崛起，无人机作为低空经济的重要组成部分，其应用领域不断拓展，并在通信领域发挥了重要作用。为保障天线图像质量，本文采用无人机进行天线图像拍摄，通过操控无人机飞至天线附近，并控制无人机飞至各天线侧面依次进行图像拍摄，具体拍摄要求如下。

(1) 拍摄时确保无人机与目标天线基本在同一高度，保持摄像头的横滚角和俯仰角为 0° ，水平拍摄避免角度畸变。

(2) 无人机和天线的拍摄距离在 $10\sim 30\text{ m}$ ，控制摄像头焦距在目标天线的中心。

(3) 尽可能避免拍摄到目标天线的其他5个面，即只拍到侧面为宜。

(4) 拍摄过程中尽可能覆盖不同的天线类型、天气状况、场景、光照等。

无人机天线图像采集样例如图1所示。图1中心的天线为目标天线，从侧面拍摄可以清晰观测到其下倾角情况。画面中拍摄到的其他姿态的天线可以保留，用来丰富数据集的天线姿态，这有利于检测模型学习不同姿态之间的差异，从而提高泛化能力。



图1 无人机天线图像采集样例

按照上述拍摄要求,采用无人机对天线图像进行了大批量采集,筛选出满足要求的图像总张数为1 482。这批样本图像将作为本文的天线样本数据集并进行标注,以便于开展模型训练、测试和效果评估。完成后,该模型可掌握识别天线姿态及测量其下倾角的能力,并具备高度的泛化性,能够部署至全国各省区市及地市,从而执行自动化的天线姿态与下倾角识别任务。实际应用时,可以通过无人机飞手人为控制 0° 角侧面拍摄,也可以通过视频环绕拍摄并通过模型逐帧识别视频每帧图像的侧对状态。当YOLOv5模型检测到某张图像或者视频中的某一帧包含侧对目标天线时,即可执行该天线的下倾角识别任务。这一过程中,将不再需要依赖人工监控与判断,而是由无人机结合模型独立完成识别工作,显著提升了工作效率与测量准确性。

1.2 数据标注

采用LabelImg工具对每张图像中拍摄到的每个天线进行标注,标注文件会记录每张图像中每个天线姿态的类别以及检测框的宽、高和位置坐标。其中,天线姿态类别分为两类,分别为侧对和其他。同时,本文需要对天线的下倾角进行标注,单位为 $(^\circ)$,补充在标注文件中。下倾角真

实标签来源于巡检人员上站通过测量仪人工实测。最终在总张数为1 482的天线图像数据集中,标记出各类姿态的天线检测框标签的数量。数据集中各类别姿态天线分布见表1。

表1 数据集中各类别姿态天线分布

天线姿态类别	标签数	样本比例
侧对	1 509	25.66%
其他	4 371	74.34%

2 基于YOLOv5的天线下倾角识别

目标检测是在图像或者视频中标记出待识别物体的种类和位置框,但对于物体角度信息则无法直接获取。对此,本文提出两种解决方案用于识别天线俯仰角。第一种方案是先通过基于YOLOv5的目标检测模型识别出侧对天线,随后裁剪出目标天线区域,并进行相应的图像后处理操作,如霍夫(Hough)变换等,以计算出该侧对天线的下倾角。该方案是一种两阶段的方案,即先识别天线姿态是否侧对,再通过图像处理手段测量天线下倾角。第二种方案是对YOLOv5网络结构进行改进,在模型结构中增加了天线下倾角预测支路,不仅能够识别天线的姿态种类和位置框,而且能够同时直接输出侧对天线下倾角识别结果,而不需要任何图像后处理操作。该方案是一种单阶段的方案,即在YOLOv5的改进模型中直接融合了天线下倾角预测功能。本章主要介绍第一种方案。

2.1 基于YOLOv5的天线目标检测算法

本文将基于YOLOv5的目标检测模型用于天线场景,主要任务是识别图像中各个天线的姿态和位置框。YOLOv5是目标检测任务中表现出色的神经网络模型^[8],其在保证高准确度的同时,还具备较快的检测速度,这使得它非常适合多个应用场景和领域,如人脸检测^[9]、行人检测^[10]、车辆检测^[11]等。



YOLOv5根据网络结构的深度和宽度,分为了YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l和YOLOv5x共4种网络结构。在综合考虑检测速度和检测精度后,本文选择YOLOv5s架构作为检测模型。YOLOv5s网络由主干网络(backbone)、颈部网络(neck)和头部网络(head)共3部分组成,其结构如图2所示。其中,主干网络主要对输入图像进行初步特征提取,颈部网络则对初步提取的特征进行进一步融合和处理,头部网络则负责生成最终的检测结果。头部网络设置了3个输出,分别对应 80×80 、 40×40 和 20×20 这3种分辨率的特征图,用于检测不同尺度的目标,通过阈值过滤、非最大值抑制等后处理获取最终的检测框结果,实现目标的准确检测。

YOLOv5s网络结构中的CBS模块由卷积

(convolution, Conv)层、批归一化(batch normalization, BN)层以及Sigmoid线性单元(Sigmoid linear unit, SiLU)激活函数组成;CSP模块由CBS、残差网络(residual network, ResNet)模块等组成;SSPF模块由CBS、最大池化层(maxpooling)等组成。

基于YOLOv5的天线目标检测算法,可以快速定位到图像中的天线,并识别出各天线的姿态。对于检测结果为侧对的天线,将矩形检测框区域图像进行裁剪以去除无关信息,并通过阈值分割、边缘检测以及Hough变换等图像后处理操作,以获取该天线的下倾角;对于检测结果为其他姿态的天线,即非侧对,则不处理。

2.2 天线图像后处理及角度计算

对于检测结果为侧对的天线,将预测的检测

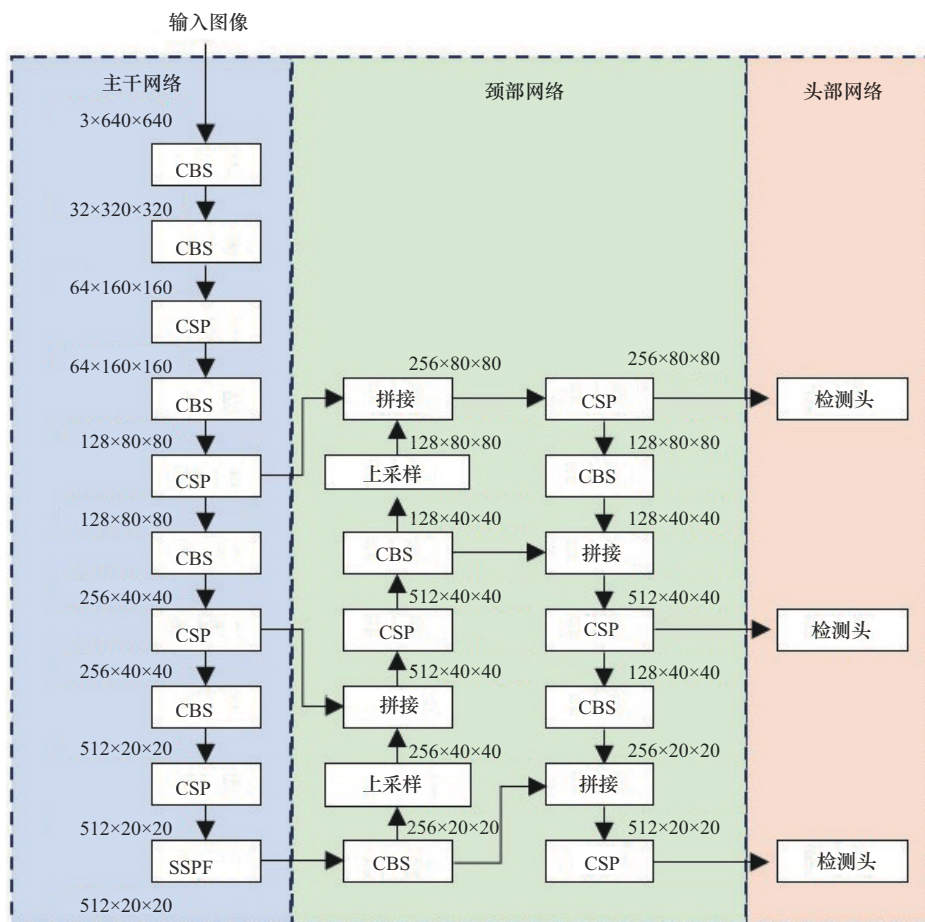


图2 YOLOv5s网络结构

框裁剪出来，形成一个新的更小的图像，并依次执行以下图像处理操作。

(1) 阈值分割：阈值分割是一种基于像素值差异的图像分割方法。由于天线和检测框内背景存在明显的颜色差异，因此，需要通过阈值分割将天线从背景中分离出来^[12]。

(2) 边缘检测：边缘检测是为了拾取分割后图像中天线的轮廓信息，结合天线的形状特点，从而进行直线拟合和角度计算^[13]。本文采用的边缘检测算子为Canny算子。

(3) Hough变换：Hough变换是一种用于检测图像中直线或圆的方法^[14]。Hough变换可以在边缘检测的结果中，通过遍历不同倾斜角和截距的直线拟合进行直线段拾取，并平均它们的倾斜角度，从而计算出天线的角度信息。

综上，对于天线倾角的测量，在YOLOv5姿态检测之后，逐步通过裁剪、阈值分割、边缘检测和Hough变换等步骤，最终实现对天线倾角的识别。

3 基于改进YOLOv5的天线倾角识别

前文所述方案也存在一定的不足：一方面，YOLOv5的检测结果若存在一定的偏差则会导致裁剪错误，将直接影响后续的天线倾角测量结果；另一方面，传统图像信号后处理方法存在一定的局限性，如对噪声干扰、光照变化、色彩变化等场景下算法的稳健性较差，并且泛化能力不及神经网络。

因此，本章介绍第二种方案，即改进方案：对YOLOv5网络的检测头部网络进行改进，在输出检测框的同时，也直接预测出天线的下倾角度。由于目标检测和倾角预测这两个任务存在一定的特征共享，因此，这种多任务学习的方法可以同时执行两个任务，从而获得更准确的倾角预测效果。

3.1 头部网络改进

YOLOv5的检测头通常输出边界框(box)、类别(cls)和置信度(conf)。为了增加倾斜角度的检测，在检测头的输出中增加一个额外的通道，用于预测倾斜角度。

3.2 角度尺度缩放

由于图像在YOLOv5中可能会经过非等比例缩放，因此，在数据读取时需要将角度值标签进行调整，即根据图像的长宽比例来调整角度值，而在评估或测试时需要根据比例反缩放回真实角度。

3.3 损失函数设计

本文将天线倾角预测任务设定为回归任务，因此选择均方误差损失(mean square error loss, MSE loss)作为损失函数。同时，在下倾角MSE loss中增加了类别权重：对于标签为侧对的天线，下倾角MSE loss权重设为1；对于标签为其他的天线，由于不涉及下倾角计算，因此其下倾角MSE loss权重设为0。此外，鉴于改进的YOLOv5模型的总损失函数由目标检测任务的损失函数Detection loss与下倾角预测任务的MSE loss两部分组成，本文需要综合考虑两者的贡献。Detection loss包括分类损失、定位损失以及置信度损失，这三者之间的损失函数基础权重按照官方默认配置，分别为0.012 5、0.05和0.25。目标检测任务的损失函数Detection loss与下倾角预测任务的MSE loss在进行加权时引入了一个超参数 α 来调节模型的效果。因此，总损失函数可以表示为：

$$\text{loss} = \text{Detection loss} + \alpha \times \text{MSE loss} \quad (1)$$

其中，超参数 α 根据实验效果来设置，本文将在后续章节中开展对比实验。

4 实验与分析

4.1 实验设置

实验涉及的硬件和软件配置：Ubuntu 18.04



操作系统, Intel(R) Xeon(R) Gold 6240 CPU @ 2.60 GHz, GPU Tesla V100S-PCIE-32 GB, 以及 PyTorch 1.8、Cuda 10.1。

YOLOv5 和改进的 YOLOv5 仅在模型结构和损失函数方面有区别, 两者在训练与测试方面主要的参数配置完全保持一致, 训练集、开发集和测试集的比例为 4:1; 单卡训练; 批大小设置为 8; 总训练轮数为 100; SGD 优化器; 初始学习率为 0.01; 图像最大边尺寸设置为 1 024; 置信度阈值设置为 0.5; 交并比 (intersection over union, IoU) 阈值设置为 0.45 等。此外, 在目标检测模型训练时, 采用了数据增强手段, 用来增强模型的鲁棒性, 降低过拟合的风险。在模型训练时, 进行的数据增强包括颜色 (色相、饱和度和亮度)、图像旋转、左右翻转、裁剪、等比例缩放等。

图像后处理方面的参数设置: 阈值分割采用固定阈值, 并将其设定为检测框裁剪图像转灰度之后的像素值均值; Hough 变换中直线段倾斜角分辨率为 0.1° , 直线段最小长度为 100 像素点, 直线间允许的最大间隔为 200 像素点。

4.2 评价指标

本文涉及的评价指标主要分为两种类型, 一种是目标检测任务的评价指标, 另一种是下倾角预测任务的评价指标。目标检测通用的评价指标主要包括精确率 (precision)、召回率 (recall) 以及全类平均精度 (mean average precision, mAP) [15]。精确率是指模型预测为正的样本中标

签也为正的比例, 计算式为:

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{FP} + \text{TP}} \quad (2)$$

召回率是指标签为正的样本中被模型预测为正的的比例, 计算式为:

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{TP}} \quad (3)$$

其中, 真阳性 (true positive, TP) 表示分类器认为是正样本而且确实是正样本的例子, 假阳性 (false positive, FP) 表示分类器认为是正样本但实际上是负样本的例子; 假阴性 (false negative, FN) 表示分类器认为是负样本但实际上为正样本的例子。

此外, mAP 指标评价不同 IoU 阈值下的目标检测模型性能, 如 mAP@0.5 表示 IoU 阈值为 0.5 时 mAP 的平均值, mAP@0.5:0.95 表示从 IoU 阈值 0.5 到 0.95 时 mAP 的平均值。

下倾角预测的评价指标采用的是平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 计算式为:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

其中, n 为样本数, y_i 表示第 i 个样本的下倾角预测值, $\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的下倾角真实值。

4.3 结果分析

基于 YOLOv5 的天线目标检测模型在训练过程中相关指标变化趋势如图 3 所示。由图 3 可知, 基于 YOLOv5 的天线目标检测模型在测试集上的精确率、召回率、mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别为 0.905、

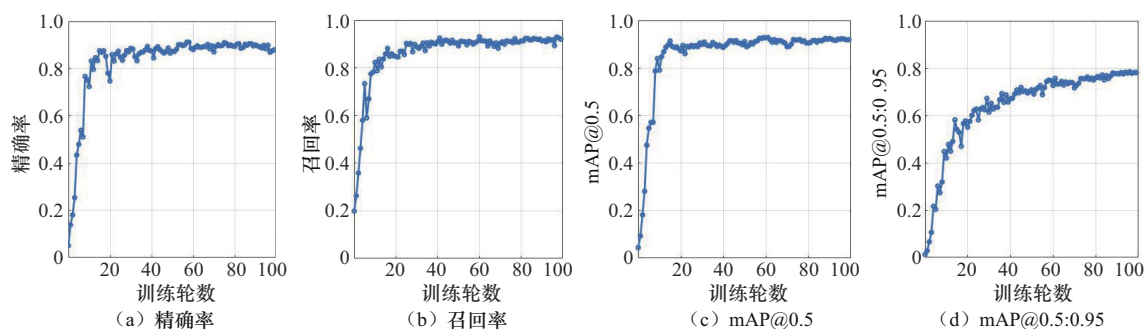


图3 基于 YOLOv5 的天线目标检测模型在训练过程中的指标变化趋势

0.918、0.925 和 0.78；针对“side”类别的精确率、召回率、mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别为 0.882、0.97、0.946 和 0.847，略高于平均水平。

采用训练好的 YOLOv5 天线目标检测模型对图 1 中无人机采集的图像样例进行检测，输出的天线目标检测结果如图 4 所示。图 4 识别出 3 个天线，包括一个侧对天线和两个其他姿态的天线。检测框准确标识了 3 个天线的位置和姿态。为了能够对检测为侧对的天线进行下倾角识别，本文将该天线检测框进行裁剪，并按照前文所述的天线图像后处理过程，依次对其进行阈值分割、边缘检测以及 Hough 变换操作，天线图像后处理结果如图 5 所示。



图4 天线目标检测结果

具体地，在获取侧对天线的裁剪区域图像后，首先通过阈值分割，将图 5（a）中的裁剪图像进行二值化，其中天线部分置为白色，背景部

分置为黑色，得到的阈值分割结果如图 5（b）所示；其次对阈值分割的结果进行边缘检测，检测结果如图 5（c）所示，其中白色的边缘点即为拾取到的目标及其他背景的轮廓边缘；最后对拾取出的边缘点进行 Hough 变换，将边缘点映射为若干条直线，如图 5（d）所示，其中相比图 5（a）新增的线段即为满足直线段长度和间隔限制的所有直线段。对这些直线段的斜率进行平均，得到平均斜率，再将平均斜率转化为直线倾斜角，即可得到该天线的下倾角。该侧对天线的下倾角识别结果为 5.4°，真实测量的下倾角为 5.2°，绝对预测误差为 0.2°。实验测试结果见表 2。

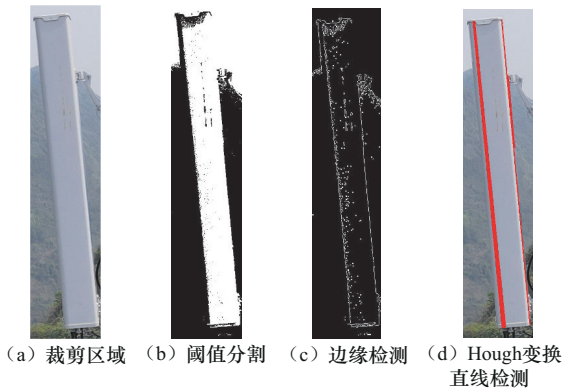


图5 天线图像后处理结果

通过对比直接使用标签切割侧对天线图像（300 张）与利用 YOLOv5 进行天线姿态检测后（291 张）的结果，可以观察到本文提出的图像后处理和天线倾角测量算法在预测天线倾角时展现出了较好的鲁棒性，其平均绝对预测误差仅为 0.69° 和 0.73°。这一结果也证明了 YOLOv5 在天线复杂场

表2 实验测试结果

方法	精确率 (所有类/单类)	召回率 (所有类/单类)	mAP@0.5 (所有类/单类)	mAP@0.5:0.95 (所有类/单类)	侧对天线检 出数量	检出侧对天线中 下倾角MAE/ (°)	
标签					300	0.690	
YOLOv5+图像处理	0.905/0.882	0.918/0.970	0.925/0.946	0.780/0.847	291	0.730	
$\alpha=0.1$	0.901/0.899	0.917/0.977	0.902/0.920	0.758/0.825	293	0.996	
改进YOLOv5	$\alpha=1$	0.817/0.815	0.894/0.970	0.884/0.897	0.711/0.786	291	0.635
$\alpha=10$	0.036 4/0.046 8	0.638/0.690	0.138/0.232	0.038 1/0.064 6	207	1.070	



景中的检测能力,即便在检测框精确度约0.9情况下,其下倾角预测误差的增幅也仅有0.04°。

进一步地,本文聚焦于改进的YOLOv5模型,并调整其下倾角预测误差权重 α ,实验结果展示了不同损失函数权重 α 导致的权衡现象。随着权重 α 的增加(从0.1到1再到10),目标检测的评价指标及侧对天线的检出数量均有不同程度的下降,但检出的侧对天线其下倾角预测误差却呈现出先降后升的趋势。对此,本文给出以下见解:当 α 设定在一个较低的阈值(如0.1)时,下倾角回归支路的权重相对较轻,这可能导致该支路在学习过程中难以充分捕捉到关键的角度特征信息,进而使下倾角预测的偏差较大。相反,当 α 被设定在一个过高的水平(如10)时,目标检测任务的权重被相对削弱,这可能导致模型在优化过程中出现了“任务失衡”,即模型过度专注于下倾角预测而忽略了其作为目标检测模型的基本职责,最终引发了两个任务性能的双重下滑。当 α 设定为1时,实验发现了一个微妙的平衡点,此时目标检测与下倾角预测两个任务均得到了较好的协同优化,既保证了较高的侧对天线检出效果,又实现了下倾角预测误差的显著降低。尤为值得注意的是,当 α 设定为1时,改进后的YOLOv5与原始YOLOv5在侧对天线检出数量上相同,两者表现相当。但改进模型在预测误差上的显著优势(误差从0.730降低至0.635,相对减小13%),验证了本文提出的改进的YOLOv5的天线下倾角识别方法的有效性。

5 结束语

本文将YOLOv5目标检测框架巧妙应用于天线下倾角测量的复杂场景中,不仅实现了对天线目标的高效精准检测与姿态识别,还成功构建了天线下倾角的高精度自动化测量体系。本文提出的天线下倾角测量算法在预测天线下倾角时展现出了卓越的稳定性,在YOLOv5检测结果的基础

上,天线下倾角预测绝对预测误差仅为0.73°。同时,本文对YOLOv5进行了改进,使模型能够同时输出天线下倾角预测结果,在简化处理流程的同时提升下倾角预测精度。对比实验结果显示,改进后的YOLOv5模型在保持与改进前相当的侧对天线检测能力的同时,其下倾角预测误差显著降低了13%,绝对预测误差为0.635°,这一成果充分验证了本文所提出的改进策略在提升天线下倾角识别精度方面的有效性与优越性。

本文不仅为天线下倾角的自动化测量提供了一种高效、精准的解决方案,还通过模型优化展示了深度学习技术在复杂工程应用中的巨大潜力与广阔前景,这为未来的无线基站智能运维开辟了新的道路。未来将继续优化网络模型,引入更先进的网络架构或优化算法,以期实现更高的检测精度和更快的推理速度,以满足实时性要求更高的应用场景。

参考文献:

- [1] 李艳芬,朱雪田.基于物联网的天线工参感知及创新应用研究[J].物联网学报,2019,3(4):116-120.
LI Y F, ZHU X T. Research on engineering parameter perception and innovation application based on Internet of things[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2019, 3(4): 116-120.
- [2] 曾沂黎,苏文俊.天线工参可感知系统设计方案[J].通信与信息技术,2017(4):24-26.
ZENG Y C, SU W J. Antenna working parameters perceived system design scheme[J]. Communication & Information Technology, 2017(4): 24-26.
- [3] 姜锦正.非接触式测量天线姿态的技术与系统[D].杭州:浙江大学,2014.
JIANG J Z. The Non-contact antenna attitude estimation technology and systems[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- [4] 杨家信.移动通信天线姿态塔下测量系统的研究与实现[D].重庆:重庆邮电大学,2018.
YANG J X. Research and Implementation for measuring system of antenna parameters under the tower in mobile communication[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [5] GUO Y, LIU Y, OERLEMANS A, et al. Deep learning for visual understanding: a review[J]. Neurocomputing, 2016(26): 27-48.
- [6] YIN B C, WANG W T, WANG L C. Review of deep learning[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2015, 41(1): 48-59.

- [7] 张慧, 王坤峰, 王飞跃. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(8): 1289-1305.
ZHANG H, WANG K F, WANG F Y. Advances and perspectives on applications of deep learning in visual object detection[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(8): 1289-1305
- [8] JOHN D. YOLOv5: a better version of YOLO[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30(5): 1234-1245.
- [9] 蒋纪威, 何明祥, 孙凯. 基于改进YOLOv3的人脸实时检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(5): 200-204.
JIANG J W, HE M X, SUN K. Face real-time detection method based on improved YOLOv3[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(5): 200-204.
- [10] 苑朝, 赵亚冬, 张耀, 等. 基于YOLO轻量化的多模态行人检测算法[J]. 图学学报, 2024, 45(1): 35-46.
WAN C, ZHAO Y D, ZHANG Y, et al. Lightweight multi-modal pedestrian detection algorithm based on YOLO[J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1): 35-46.
- [11] 谭光兴, 岑满伟, 苏荣键. 基于YOLOv4的车辆与行人检测网络设计[J]. 计算机仿真, 2023, 40(4): 128-133.
TAN G X, CEN M W, SU R J. Design of vehicle and pedestrian detection network based on YOLOv4[J]. Computer Simulation, 2023, 40(4): 128-133.
- [12] 黄鹏, 郑淇, 梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(6): 519-531.
HUANG P, ZHENG Q, LIANG C. Overview of image segmentation methods[J]. Journal of Wuhan University: Natural Science Edition, 2020, 66(6): 519-531.
- [13] 段瑞玲, 李庆祥, 李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. 光学技术, 2005, 31(3): 415-419.
DUAN R L, LI Q X, LI Y H. Summary of image edge detection[J]. Optical Technique, 2005, 31(3): 415-419.
- [14] 段汝娇, 赵伟, 黄松岭, 等. 一种基于改进Hough变换的直线快速检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2774-2780.
DUAN R J, ZHAO W, HUANG S L, et al. Fast line detection algorithm based on improved Hough transformation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(12): 2774-2780.
- [15] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 10-25.
XU D G, WANG L, LI F. Review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 10-25.

[作者简介]



张柠 (1991-), 男, 中国移动通信集团有限公司工程师, 主要研究方向为移动通信网络优化管理。



潘峰 (1994-), 男, 现就职于中国移动通信集团设计院有限公司, 主要研究方向为人工智能图像算法。



耿鲁静 (1986-), 女, 中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师, 主要研究方向为无线通信。



陈祖昊 (1994-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司助理工程师, 主要研究方向为无线通信。



许婷婷 (1982-), 女, 中国移动通信集团设计院有限公司工程师, 主要研究方向为无线通信。