

# 基于 YOLOv5 的光缆交接箱图像识别技术

阎达明<sup>1</sup> 柴宗弘<sup>1</sup> 侯桂星<sup>1</sup> 孙斌<sup>1</sup> 马英香<sup>1</sup>

YAN Daming CHAI Zonghong HOU Guixing SUN Bin MA Yingxiang

## 摘要

提出一种基于 YOLOv5 模型的目标检测算法, 针对光交接箱及其端口进行图像识别的技术。通过采用图像预处理技术, 对倾斜的图像进行校正处理, 使得端口呈现整齐的矩形分布, 为后续识别处理提供了便利, 并进一步对图像进行增强处理来满足多种实际情况下模型的准确识别能力。随后, 利用训练好的 YOLOv5 模型, 对空闲端口、占用端口进行识别, 并对各类端口的状态进行量化分析。实验结果表明, 所提出的方法具有较高的准确性和实时性, 能够有效地实现光交接箱的图像与端口状态的识别, 为光纤通信网络的维护和管理提供了有效支持。

## 关键词

目标检测; 哑资源管理; 光缆交接箱; 图像处理

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.01.033

## 0 引言

随着 5G、家客与集客业务的大力发展, 光缆交接箱作为光缆接入网中的关键设备, 其规模也在快速扩大。作为一种无源特性的哑资源, 光交接箱的管理和维护对于保障通信网络的稳定运行至关重要。随着资源规模的不断扩增, 如何有效地统一管理是一项极具挑战性的任务。由于哑资源自身无标识性, 难以实现有效的跟踪和管理<sup>[1]</sup>, 当前, 需要一种智能化、自动化的方式, 实现对哑资源的自动识别和分类, 从而简化管理流程, 提高管理效率。

光缆交接箱通过在通信网络中实现不同光缆之间的连接和分配, 可以有效提高网络利用率、保护光纤资源、提高网络安全性并且整合资源, 方便维护和管理<sup>[2]</sup>。光交箱的重要性不言而喻, 一旦出现故障或管理不善, 将对整个通信网络的稳定运行造成影响。通常光缆交接箱内部线路结构较为复杂并且端口的数量较多, 这给维护和资源管理方面的工作带来了较大的困难, 维护过程中需要投入大量的人力资源, 导致人力成本显著增高且常常出现管理混乱的情况<sup>[3]</sup>。

当前, 随着图像识别技术的发展, 许多高重复、高复杂度的稽核工作可以通过计算机高效解决<sup>[4]</sup>, 这为光交接箱等哑资源的维护工作起到了指导作用。可以利用图像识别技术自动化的分析箱中端口状态, 从而降低成本并提高准确性。虽然现在已经有多种技术手段可以对图像进行识别, 但是对图像质量有一定要求且识别准确性和效率难以同时满足, 尤其是针对光交箱中的端口这种大密度的小目标来说, 图像的角度变化或是透视变化, 都可能对结果产生偏差。

针对以上问题, 本文提出了一种基于 YOLOv5 的图像识别技术在光缆交接箱哑资源管理中的应用方法。该方法通过图像预处理技术和 YOLOv5 模型的应用, 实现了对图像的角度修正以及光缆交接箱端口状态的准确识别和快速统计。结果表明, 该方法具有较高的准确性和实时性, 能够为光纤通信网络的维护和管理提供有效的支持。

## 1 研究现状

随着中国移动近年来的快速发展, 以及业务运营带来的市场竞争压力, 各地市分公司都在努力建设本地传送网, 以满足不断增长的业务需求。特别是在宽带业务迅速增长的背景下, 网络末梢的管线资源逐渐向客户侧延伸, 网络规模和复杂度不断提升。然而, 当前各地市分公司在管理哑资源(如管线资源)方面所采用的方法显得较为单一和落后, 这与网络规模的日益扩大和发展速度的不断提升不相适应。这种现象凸显了资源管理手段的滞后性, 无法满足现代通信网络的高效运维需求。

哑资源的无源特性导致其管理和维护主要依赖人工收集和汇总的方式, 这种传统的管理模式已无法满足资源快速扩展和维护的需求。以光缆交接箱为例, 这是一种重要的哑资源, 通常需要监控其内部的端口状态。然而, 由于端口排列密度大且内部布线常常杂乱无章, 如图 1 所示, 人工排查和监管非常困难, 难以准确统计端口的占有率。为了克服这些挑战, 可以利用移动设备和数字图像识别技术来简化对光缆交接箱端口状态的分析任务。通过拍摄光交接箱的图像, 并结合计算机视觉技术, 自动检测和识别端口的状态, 提升分析的效率和精确度。这种图像处理涉及对图像或视频中特定

1. 浪潮通信信息系统有限公司 山东济南 250000

对象或目标的识别和分类,利用先进的算法和模型,从图像或视频中提取有意义的信息,进而确定目标的位置、形状、大小以及状态等特征。在应用中,这些特征将用于深度学习模型的训练来识别端口的状态。

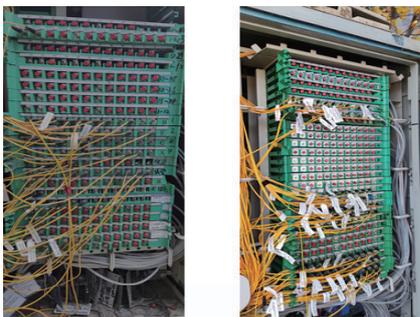


图1 光交接箱实拍图

相较于传统的目标检测方法,深度学习模型具有更高的针对性和鲁棒性。通过深度学习技术,可以直接从原始图像中学习有用的特征表达,无需手动设计和选择特征。这不仅可以提高特征提取的准确性,而且能够适应各种复杂场景的变化。因此,图像识别技术可以在光交接箱的资源管理与维护任务中在保证结果准确性的前提下极大减少人工成本,为未来的智能化管理提供有力的支持。近些年,YOLOv5<sup>[5]</sup>模型以其高准确度、高效率、易于使用和轻量化等优点成为了当下最热门的图像识别算法模型之一。

然而,YOLOv5想要准确地进行小目标识别任务,也要依赖于数据质量的优劣,在实际环境中,光交接箱可能会安装在一些特殊位置,这些位置让人工拍摄的图片质量参差不齐,往往会出现图1中的凸显透视或旋转或者明亮色调不一的情况,这让图像的识别质量难以呈现良好的结果。因此,想要训练出良好的模型以及后续准确的图像识别结果,需要为训练的图片数据集和需要预测的图片进行图片与处理工作。

基于以上,设计了一种光缆交接箱端口状态识别的新思路,本文将首先利用YOLOv5模型识别出光交接箱的四个顶点,其次基于透视变换技术将质量较差的原始图片变化为易于识别的正视图,为了保障模型的泛化能力,再次提高对不同场景下拍摄的照片的检测效果,然后对图像进行了几种方法的数据增强处理,最后利用YOLOv5模型对高质量的正视图中的端口状态进行识别,整体的流程设计如图2所示。

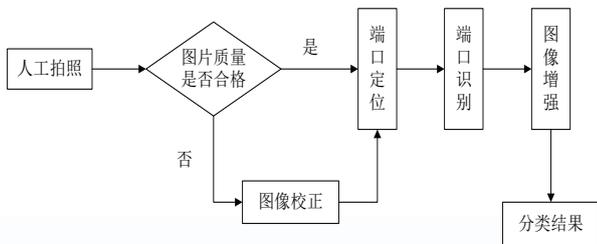


图2 端口状态检测流程图

通过以上过程提高识别的精度,为光交接箱的维护管理工作实现人工到自动化、智能化的转变。

## 2 光交接箱图像预处理与端口识别

### 2.1 端口图像矫正

在不同视角和视场条件下拍摄光交接箱图像时,往往会出现透视畸变或图像倾斜等问题。这种现象会对端口提取过程产生干扰,影响提取结果的准确性和可靠性。为了消除这些影响,需要对拍摄的图像进行预处理,通过几何校正、透视变换等技术手段,恢复图像的原始形状和比例,为后续端口提取提供高质量的图像数据<sup>[6]</sup>。这一步骤对于确保光交接箱图像处理的准确性和稳定性至关重要。在图像处理中利用透视变换(perspective transformation)<sup>[7]</sup>可以将图像中呈现为斜线的目标转换成直线,通过对畸变图像和目标图像中各自选择的四组坐标点进行透视变换矩阵的计算,可得出用于校正畸变图像的变换矩阵。随后,将该变换矩阵应用于原始图像的全体像素,从而实现图像的几何校正,消除畸变,使图像恢复原状。这一过程运用了透视变换的原理,通过对图像空间坐标的变换,达到准确校正图像畸变的目的。

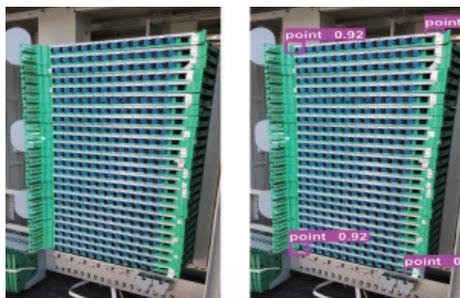
透视变换本质是将现有图像在指定的新的视平面上进行投影变换,通用变换公式为:

$$[x' \ y' \ w'] = [u \ v \ w] \times \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:( $u, v$ )为原始图像像素坐标, ( $x=x'/w', y=y'/w'$ )为变换之后的图像像素坐标。

通过以上公式,可以看出,只需要变化前的原始四个顶点坐标即可转化为所需的正视图,但在实际中不可能对每张图像中光交接箱的坐标进行定位,这个过程消耗的时间难以估计,因此将通过YOLOv5模型自动识别出所需的四个顶点坐标,再进行透视变换得到矫正图像。

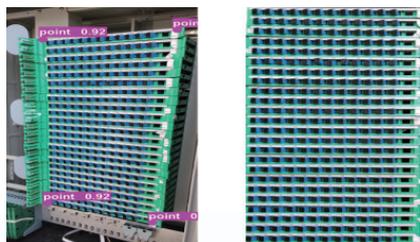
为了能够将所需顶点精准识别,首先用labelimg软件将数据集中的图片中光交接箱内部端口的四个顶点进行框选。然后将处理后的数据与图像利用YOLOv5模型进行训练,经过参数调优后的训练结果如图3所示。图3(a)为原始光交接箱图像,图3(b)为图像识别出的端口顶点位置,可以看出模型可以准确识别出端口的四个顶点。



(a) 原图 (b) 识别图

图3 光交接箱端口识别

但是图 3 中的识别结果为矩形框选，而需要的是一个点的坐标，所以进一步进行了后处理，将原本的矩形框选改为了点选，以此精确地获得点的坐标位置，结果如图 4(a) 所示。最后通过图像透视变换，即可获得图 4(b) 所示的经过矫正的端口正视视图。



(a) 端口坐标选取 (b) 端口矫正

图 4 端口识别与矫正

### 2.2 端口图片的数据增强

由于在人工图片拍摄过程中，图片的拍摄质量参差不齐，不同型号的手机、天气、时间等均有可能让图片的明亮度、分辨率和颜色有所差异。一方面，为了在出现以上情况时保证模型的识别能力；另一方面为了扩充增强数据集的数量与质量，将现有数据集中的图片进行了图像数据增强。分别从增加噪声、图像明暗度改变以及饱和度变化这几个方面进行增强。由于本文对端口图片统一进行透射变换，因此并没有采用拉伸、旋转、翻转等增强方法，而是通过图像的对比度、明暗度变化以及增加噪声的方式进行增强，增强后的图像如图 5 所示。



(a) 原图 (b) 亮度增强 (c) 对比度增强



(d) 椒盐噪声 (e) 亮度减弱 (f) 对比度减弱

图 5 图像数据增强

通过以上的图像数据增强方式，不仅将数据集有效的扩充，同时能够加强最终模型的泛化能力。例如对于图像增加噪声的过程，采用椒盐噪声的添加方式来对图像进行一定程度的损坏，以此增强训练的模型对一些低质量图像的识别能力。通过明暗度变化来增强因昼夜不同时间拍摄图片亮度不一的问题，另外通过颜色抖动来增加模型对于图像颜色的敏感性。原始的每张图片经过以上增强处理后，数据总数最终扩充为原数据集数量的 5 倍。

### 2.3 端口状态图像识别

将矫正后的图片重新进行特征标注，由于本文主要目标为识别端子的占用状态，因此识别分类为占用端口和空闲端口，如图 6 中的端子分类。将标注后的数据与图片通过 YOLOv5 进行训练，YOLOv5 与传统的 Faster R-CNN 和 SSD 等目标检测算法不同的是，其将目标分类和位置回归被统一为一个回归问题，这使得网络只需要一次前向和后向传播就能得到结果，有效减少了图像处理的数量。YOLOv5 网络结构包括输入 (input)、骨干网络 (backbone)、颈部 (neck) 和预测层 (prediction) 4 个部分<sup>[5]</sup>。



(a) 插线端口 (b) 红帽端口 (c) 白帽口

图 6 端口分类

将经过预处理与数据增强的图片作为输入。骨干网络部分包含将输入特征图分解为多个通道，并对每个通道进行独立的卷积操作的 focus 结构、将前一阶段的输出特征图作为下一阶段的输入的跨阶段局部网络 (cross stage partial connections, CSP) 结构和将输入特征图在不同空间尺度上进行池化操作的空间金字塔池化模块 (spatial pyramid pooling, SPP) 结构等，用于输入图形的特征提取。

neck 模块通常用于将不同层级的特征图结合起来，生成具有多尺度信息的特征图，以提高目标检测的准确率，并发送到 prediction 部分。neck 包含特征金字塔网络 (feature pyramid networks, FPN) 和聚合路径网络 (path aggregation networks, PAN) 结构，特征金字塔网络通过上采样和下采样操作将不同层次的特征图融合在一起，生成多尺度的特征金字塔。最终由 prediction 预测层部分对目标进行检测，并给出损失函数，YOLOv5 中  $G_{IoU}$  (generalized intersection over union) 损失函数计算为：

$$G_{IoU} = I_{oU} - \left| \frac{A_c - U}{A_c} \right| \quad (2)$$

式中： $I_{oU}$  为交并比， $A_c$  为最小外接矩形面积， $U$  为最大外接矩形面积。

为了提高训练准确度，分别测试了 YOLOv5s、

YOLOv5m、YOLOv5l 以及 YOLOv5x 四种版本的模型训练时间和精度对比,这四种版本的残差组件数和卷积核心数量在不同版本中有明显差异,因此训练的效率和精度也会有一定的差异,四种版本的残差组件数和卷积核心数量在表 1 中展示。可以看出,为了保证模型的性能与表达能力、残差组件数和卷积核数都随模型规模的增加而增加。

表 1 YOLOv5 四种网络结构差异

网络结构	残差组件数 / 个	卷积核数 / 个
YOLOv5s	12	1001
YOLOv5m	24	1488
YOLOv5l	36	1984
YOLOv5x	48	2480

对几种版本的准确性和检测速度的测试结果如图 7 所示,通过对比可以发现虽然训练精度随卷积核心数量存在正相关性,但是每秒读写帧数即检测的速度却存在一定的负相关性。最终,YOLOv5x 的精度与 YOLOv5l 的精度已经相差不多,而效率却有着较大的差别,综合比较之下,选用 YOLOv5l 版本模型,能够同时满足较高的精度和良好的效率。

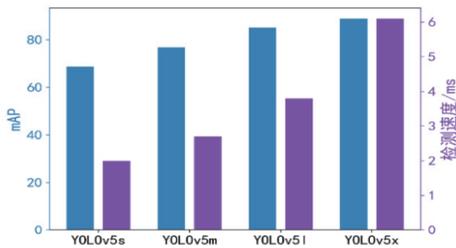
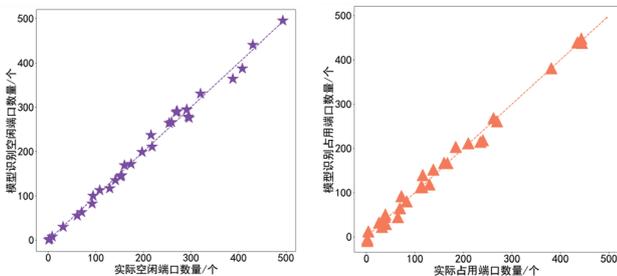


图 7 YOLOv5 四种版本的准确性与效率对比

在经过超参数的调优后,模型训练的  $mAP$  (mean average precision) 可以达到 0.847,认为该模型具有良好的识别精度,同时在图 8 中比较了验证集和模型识别的结果对比。图 8(a) 中每个点的横坐标和纵坐标分别对应着实际占用端口数量和识别出的占用端口数量,图 8(b) 中每个点的横坐标和纵坐标分别对应着实际空闲端口数量和识别出的空闲端口数量,可以发现识别结果与实际结果具有很高的一致性,验证了模型的良好识别能力。



(a) 空闲端口识别结果对比 (b) 占用端口识别结果对比

图 8 模型对端口状态的识别结果与实际对比

### 3 研究结论

本文首先通过透视变化得到光缆交接箱内端口分布的正视图,获得高质量的端口图像,并且利用 YOLOv5 模型进行端口顶点位置的自动标注,减少了前期人工标注数据集的成本。其次通过多种图像数据增强的方式对原始图像数据进行了扩充,让模型后续的泛化能力进一步提升。然后在端口状态识别的问题上,通过以上预处理过程并对比选取了针对本研究综合性能最优的 YOLOv5l 版本的模型进行训练。最后,获得了同时具备优异识别能力和检测速度的模型,在端口状态的识别中与实际结果基本一致,能够满足端口检测实际工程应用需求。

#### 参考文献:

- [1] 张高毅,张军,苟浩淞,等. 光纤网络哑资源智能检测与清查方法 [J]. 科学技术与工程, 2023,23(18): 7816-7823.
- [2] 杨定宇. 光缆交接箱在光网络中的应用 [J]. 电信快报, 2013(5): 28-31.
- [3] 杨海啸. 光缆等哑资源管理系统提升研究 [J]. 通讯世界, 2019, 26(12):105-106.
- [4] 刘沅畅,钱秋林,钟森. 深度卷积神经网络在网络哑资源管理上的应用 [J]. 通信与信息技术, 2022(S1):81-84.
- [5] 马琳琳,马建新,韩佳芳,等. 基于 YOLOv5s 目标检测算法的研究 [J]. 电脑知识与技术, 2021, 17(23):100-103.
- [6] 王浩,张叶,沈宏海,等. 图像增强算法综述 [J]. 中国光学, 2017,10(4):438-448.
- [7] 代勤,王延杰,韩广良. 基于改进 Hough 变换和透视变换的透视图像矫正 [J]. 液晶与显示, 2012,27(4):552-556.

#### 【作者简介】

阎达明 (1998—), 男, 陕西西安人, 硕士研究生, 研究方向: 通信网络、智能运维、数字孪生。

柴宗弘 (1985—), 男, 山东济南人, 本科, 高级工程师, 研究方向: 智能运维、数字孪生、5G、大数据、云计算。

侯桂星 (1977—), 男, 山东济南人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 人工智能、大数据、云计算、云原生、算力网络、5G。

孙斌 (1984—), 男, 山东济南人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 智能运维、数字孪生、大数据。

马英香 (1978—), 通信作者, 女, 山东济南人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 智能运维、算力网络、5G、云计算、数字孪生。

(收稿日期: 2023-11-06)