

# 基于YOLOv8的危险标志识别算法

韩一凡 李华添 朱俊毅 肖舒予 司鹏越  
北京信息科技大学计算机学院 北京 102206

**摘要:** 随着深度学习技术的不断进步,目标检测作为计算机视觉领域中的关键技术已被广泛应用于视频监控、智能交通、无人驾驶等多个领域。You Only Look Once (YOLO)作为一种经典的目标检测算法,自YOLOv1起便以其高效的检测速度和良好的实时性受到了研究者的重视。针对最新版本的YOLOv8算法进行研究,分析其网络结构的优化及性能提升,利用YOLOv8的实时目标检测能力,通过对危险标志的特征进行深度学习,实现了对各种危险标志的高效识别,为实时危险标志识别提供了一种有效的解决方案,对于助力灾后救援机器人的救援有重要的实际意义。

**关键词:** 目标检测;深度学习;YOLOv8;危险标志

引言:目标检测是计算机视觉的一个基本问题,它旨在识别并定位图像或视频中的物体。近年来,随着深度学习方法的发展,尤其是卷积神经网络(CNN)在图像识别任务中取得显著成就后,目标检测领域出现了大量基于深度学习的算法。YOLO系列算法因其检测速度快和精度高而备受关注。本研究致力于对YOLO系列的最新迭代——YOLOv8进行深入分析,探索其实现细节和性能提升的关键要素,并且进行危险标志的识别检测。

随着机器学习和深度学习的发展与应用,较多的网络模型逐渐替代了传统的特征提取方法。早期的行为识别方法大多数以RGB (Red, Green and Blue) 视频作为输入,该方法存在易受环境因素影响、遮挡情况以及由于视频数据量规模较大而计算成本较高等问题。YOLOv8作为先进的目标检测算法代表,其设计理念在于实现单次推理过程中即完成物体检测的定位与分类任务,显著提升了处理速度。此外,通过不断优化网络结构,增强模型对小物体的识别能力和背景噪声的鲁棒性,YOLOv8有望在目标检测领域树立新的标杆。然而,尽管已经取得了一系列的突破,目标检测仍然面临着各种挑战,比如在复杂场景下的多尺度目标识别、遮挡处理、以及实时性与准确性之间的平衡等。

在深度学习算法中,YOLO (You Only Look Once) 系列由于其端到端的检测方式,在速度和准确性上都展现出卓越性能。从YOLOv1到最近的YOLOv8,这一系列模型通过不断的迭代更新,逐步提高了目标检测的效率和精度。YOLOv8作为新一代的实时对象检测算法,以其更深层的网络结构、更优化的损失函数和更高效的训练

策略,使得交通标志的检测更为精确和鲁棒。

考虑到深度学习模型的计算密集型特点,我们还需确保算法的实时性。YOLOv8算法在这方面表现出色,但在具体实施过程中,如何平衡速度与准确性,将是本文研究的一个重点。

## 1 相关工作

目标检测算法是深度学习的基础,传统目标检测算法在处理复杂环境下的图像时往往存在较大的困难,因此在复杂环境下,基于传统目标检测算法的危险源监测系统识别能力较弱,而基于深度学习技术的危险源监测系统具有较强的适应能力和实时性,因此,在复杂环境下,基于YOLOv8的危险标志识别系统成为研究热点。目前,针对复杂环境下危险标志识别的研究主要集中在通过深度学习算法实现对危险标志图像进行自动识别,并能对其进行分类和检测。针对此研究方向,传统目标检测算法存在一定的局限性,主要表现在以下几个方面:首先,目标检测算法需要大量数据集来训练模型和进行训练测试;其次,由于训练模型需要大量的样本数据,因此计算资源较大;最后,传统目标检测算法主要针对静态图像进行训练和测试,不适用于动态图像。

危险标志图像中含有大量的干扰因素,如污损、光照等,这些因素都会影响到检测精度。因此,我们对图像进行预处理操作,去除一些不需要的信息,然后使用YOLOv8算法进行目标检测。<sup>[1]</sup>该算法首先对图像进行滤波去噪,然后提取图像中危险标志的特征信息。在特征提取之前,我们对图像进行了增强操作,以便提高网络的鲁棒性。YOLOv8算法采用了不同于传统卷积神经网络的网络结构,它包含两个卷积层和一个池化层,其中卷积层使用了深度可分离卷积,池化层使用了自适应池

**基金资助:** 北京信息科技大学促进高校分类发展-大学生创新创业训练计划项目—计算机学院(5112310855)支持。

化。在卷积层中使用了不同大小的卷积核，并且将不同大小的卷积核组合在一起以形成更大的卷积核。在池化层中使用了多尺度的池化层，以实现更大范围内的池化操作。最后我们采用了一个全连接层来减少网络的计算量。在模型训练阶段，我们使用了一个新的数据集来训练网络模型。通过不断迭代学习网络模型，最终得到了危险标志识别结果。在危险源检测模块中使用YOLOv8算法进行危险标志图像识别是为了解决传统方法无法从图像中快速提取危险标志特征信息、检测速度慢、漏检率高等问题。传统方法往往是通过人工将危险标志图像手动标注出来进行分类，效率低下且不能保证准确率。YOLOv8算法通过图像预处理、目标检测等一系列操作提高了识别速度和准确率，并且在保证精度的同时有效减少了网络的计算量。

## 2 YOLOv8 危险标志识别系统框架

本文所提出的危险标志识别系统采用YOLOv8算法，其主要包括危险标志检测和危险标志分类两个部分。检测模块是基于YOLOv8算法进行危险标志识别的核心部分，其主要功能是对危险标志图像进行检测。

YOLOv8是YOLO系列最新的模型，如图X所示。该网络模型主要包括4部分：输入（Input）、主干特征提取网络（Backbone）、头部（Head）和预测（Predict）。Input由mosaic（数据加强）、图像自动裁剪拼接和自适应描框等部分组成，将对导入的图像进行预处理，确保图像大小统一。

Backbone采用了CSPDarknet架构，由CBS（标准卷积层）、C2f模块和SPPF（金字塔池化）组成，通过5次标准卷积层和C2f提取图像特征，并在网络末尾添加SPPF模块，可以扩展接受域，实现局部和全局，将任意大小的输入图像转换成固定大小的特征向量。

Head采用了PAN-FPN结构，将Backbone输入的3个特征层进行多尺度融合，进行自顶向下（FAN）和自底向上（PAN）的特征传递，对金字塔进行增强，使不同尺寸的特征图都包含强目标语义信息和强目标特征信息，保证了对不同尺寸样本的准确预测。

## 3 前期准备以及实验过程

### 3.1 实验数据集的配置

进行训练前，使用摄像头对于制作的危险标志板进行采集，如图X所示部分图像，将采集得到的262张图像利用LabelImg逐一进行数据标注，选取了合适的图像划分训练集和测试集，最终训练集有235张，测试集有27张。



图1 部分危险标志

图像采集完成后，使用LabelImg工具对图片进行标注。如图X所示。图片标注完成后，在train文件中分为image和label两个文件夹。在valid文件中也划分了相应的images与labels文件，其中valid/image文件中储存了划分的27张验证集图片。将train文件与valid文件放入同一目录datasets中并创建data.yaml，其中data.yaml中配置代码如下：

```
path: D:/Users/Windows10/Desktop/yoloV8/datasets/
danger_signs
train: train/images
val: valid/images
nc: 17
names:
- FLAMMABLEGAS
- FUELOIL
- ORGANICPEROXIDE
- OXIDIZER
- DANGEROUS
- FLAMMABLESOLID
- EXPLOSIVES
- OXYGEN
- POISON
- NON-FLAMMABLE GAS
- COMBUSTIBLE
- INHALATION HAZARD
- RADIOACTIVE
- BLASTING AGENTS
- FLAMMABLE SOLID
- FLAMMABLE GAS
- CORROSIVE
```

### 3.2 YOLOv8环境的搭建

首先安装Anaconda，在Anaconda Prompt中搭建YOLOv8所需环境，命名为yolov8-CPU。环境设置完成之

后使用命令`conda activate yolov8-CPU`激活搭建的环境。

在此环境下首先进行Pytorch环境的配置,使用`pip3 install torch torchvision torchaudio`命令安装pytorch

接着进行`pip install ultralytics`指令去安装ultralytics库。

### 3.3 YOLOv8模型训练

创建YOLOv8的训练文件为`myTrain-CPU.py`,将配置文件中的路径修改正确之后,在cmd中输入命令`python myTrain-CPU.py`,模型开始训练。其中`yolov8m.pt`为训练时的权重文件, `epochs = 20`意味训练20次。`box_loss`表示定位损失,预测框与标定框之间的误差。`cls_loss`表示分类损失,计算锚框与对应的标定分类是否正确, `dfl_loss`表示置信度损失,计算网络的置信度。

## 4 实验结果与分析

目标检测领域有着完整可参考的评价指标,通常也可作为危险标志识别的结果评价。对检测精度与准确性的评价指标一般可以通过混淆矩阵(Confusion Matrix)来进行评估,而对检测速度的评价一般会参考算法的处理帧数(Frame Per Second, FPS)。YOLOv8模型在评估其性能时,也会使用混淆矩阵。在YOLOv8中,混淆矩阵的概念与一般的监督学习模型相同,即通过比较模型的预测结果和实际标签,来统计各类别的真阳性、假阳性、真阴性和假阴性的数量。

在当前的实验研究中,我们采用了先进的目标检测算法——YOLOv8来识别和分类危险标志。该模型基于深度学习框架,并经过大量的优化以适应这一具有挑战性的任务。测试结果表明,YOLOv8算法在危险标志识别方面取得了显著成效,其平均精度(mAP)高达0.995,几乎接近完美。这一指标反映出了模型对于实际应用场景中危险标志的高度敏感性和准确识别能力。

全面衡量目标检测算法的性能,我们依赖于几个关键的评估指标:召回率、精确率和准确率。召回率主要反映了模型从数据集中正确识别正样本的能力,而精确率则表示模型预测为正样本的结果中真正正确的比例。准确率则是一个更全面的指标,它考虑了所有正类和负类被正确分类的样本占总样本数的比例,从而为我们提供了对模型整体性能的洞察。

除了这些基础的性能指标,P-R曲线提供了一种直观

的方法来分析模型在不同召回率和精确率水平之间的权衡。通过绘制P-R曲线,我们可以清晰地看到模型在召回率和精确率两个维度上的表现。P-R曲线下方面积越大,意味着模型的平均检测精度越高;在我们的案例中,这个面积非常接近最大值,这进一步证实了YOLOv8在危险标志识别领域的出色性能。

此外,利用不同的交并比(IoU)阈值计算mAP是目标检测领域的常见做法。通过设定从较宽松的0.5到较严格的0.95的IoU阈值,mAP@[.5:.95]能够提供全面而详细的模型性能概览。这种多阈值评估方式确保了模型的鲁棒性,因为只有当预测框与实际标注框高度吻合时,模型才能得到高分。

在训练过程中,F1得分和P-R曲线的呈现结果都超过了90%,这揭示了YOLOv8算法在处理复杂的危险标志识别任务时的强大能力。通过与其他主流YOLO检测算法的消融实验进行对比,我们发现YOLOv8\_SG版本的表现尤为突出,在mAP值上相比YOLOv8版本提高了约0.7%。这一增幅虽然看起来微小,但在机器学习和图像处理领域,即使是小幅度的提升也可能代表了巨大的技术进步和改进。

## 结语

总之,YOLOv8在本次实验中所展现出的性能非常令人满意。在危险标志的识别任务上,该模型不仅具有高度的拟合性能,还能够有效实现对各种媒介如图片、视频和实时摄像头捕获画面的检测与识别。本文提出的危险标志识别方法,不仅可以在危险标志图像中准确地识别出危险标志位置和类别信息,还可以实现对危险标志图像的实时监测。这将有利于提高危险标志检测系统的智能化程度,进一步提高安全生产的安全性和可靠性。

## 参考文献

- [1]高伟锋.基于YOLOv8的柑橘病虫害识别系统研究与设计[J].智慧农业导刊,2023,3(15): 27-30.
- [2]张泽骏,李健钊,吴武林,钟洁凤,吴亚榕,林钦永.基于分量分割与YOLOv8s的红火蚁蚁巢识别[J].现代信息科技,2023,7(20):66-74.
- [3]王晨灿,李明.基于YOLOv8的火灾烟雾检测算法研究[J].北京联合大学学报,2023,37(05):69-77.