

基于YOLOV5的篮球检测系统设计

孙雷 陈林慧 曹胡愷

宿迁学院 江苏 宿迁 223800

摘要: 随着篮球运动的发展, 篮球训练逐渐成为民众生活和高校教育中的重要内容。篮球运动不仅可以增强国人的体魄, 还可以提高国人的进取精神和国际竞技体育综合实力。本文针对篮球训练中自动计数问题, 设计了一套智能化篮球检测计数系统。首先阐述了篮球运动的背景和意义, 然后分析了YOLO目标检测算法的基本原理, 并与其他几种算法进行了性能对比。最后配置了深度学习环境并且训练了基于YOLOv5的篮球检测计数系统。测试结果表明, 本文设计的系统能够满足日常篮球训练的需求。

关键词: 篮球运动; 目标检测; 深度学习; YOLOv5

一、背景与意义

篮球自1891年在美国诞生后, 于1895年传入中国天津, 但最初发展缓慢, 鲜有人参与^[1]。早期主要在教会学校和军队中开展, 随着时间推移, 参与篮球运动的人逐渐增多。新中国成立后, 篮球运动普及加快, 1974年中国男篮首次登上亚运会舞台, 1995年CBA的创立推动了国内篮球职业化。如今, 篮球不仅是一项竞技体育项目, 更是一种文化现象, 其比赛分析、运动员表现评估以及观赛体验都对教练、运动员和球迷具有重要意义^[2]。

篮球运动的推广经历了从无到有、从学校到社会的过程。最初, 人们对其了解很少, 但随着篮球运动的发展, 大家逐渐意识到它不仅能增强心肺功能、提升耐力和爆发力, 还能锻炼身体协调性、灵活性和反应速度^[3, 4]。同时, 篮球作为一项团队运动, 能够培养团队合作精神、竞争意识和沟通能力。此外, 参与篮球运动还能缓解压力, 增强自信心, 提升社交能力, 丰富课余生活, 促进身心健康。因此, 篮球在社会上迅速发展, 并逐渐成为一种全民参与的体育项目。

篮球的学习都是在教练的指导下进行训练。在日常训练和教学中, 篮球计数功能可以为运动员提供详细的反馈, 帮助他们优化技术动作, 提升训练效果^[5]。例如, 通过实时检测投篮次数和命中率, 教练可以制定更具针对性的训练计划。自动化检测系统能够为体育科学研究提供大量可靠的数据, 推动篮球运动的科学化和专业化发展。通过捕捉比赛视频画面中的篮球, 对比赛数据深度分析, 研究人员可以更好地理解运动员的表现、比赛节奏以及战术的有效性。对于球迷而言, 该系统可以实时生成比赛的关键数据

和可视化分析, 如投篮次数、得分位置分布等, 极大地增强了观赛的趣味性和互动性。

篮球运动在全球的广泛传播推动了相关技术的进步, 尤其是在比赛分析和数据统计方面。传统统计方法如手动计数器和电子计数器, 简单易用。但设备不具备智能性, 效率低下且容易受到主观因素的影响。目前的专业设备如视频分析软件Dartfish和Hudl, 虽然功能强大且效果好, 但价格昂贵, 不利于篮球运动的普及与发展。我们急需一种既有一定智能性又价格便宜的篮球训练辅助系统, 以推动篮球运动的进一步发展。基于以上分析, 我们设计一套基于YOLOv5的篮球检测计数系统。

二、YOLO算法基本原理

YOLO算法是一种基于卷积神经网络(CNN)的单阶段目标检测方法, 通过将目标检测任务转化为回归问题, 同时完成目标的定位和分类。它将输入图像划分为多个网格, 每个网格预测多个边界框, 包括中心坐标、宽度、高度、置信度分数和类别概率。最终, 通过非极大值抑制去除冗余边界框, 保留置信度最高的结果。YOLO的优势在于实时性和速度, 尽管精度略低于两阶段检测算法, 但其高效性能使其在实时目标检测中表现出色。

YOLOv5作为YOLO系列的最新版本之一, 进一步优化了网络结构和检测流程, 提升了检测效率和精度。其网络结构分为Backbone、Neck和Head三部分。Backbone采用CSP-Darknet53, 通过Focus模块和C3模块高效提取特征。Focus模块通过切片和拼接操作降低输入图像分辨率, 增加通道数, 减少计算量; C3模块引入残差结构, 解决梯度消失问题。Neck位于Backbone和Head之间, 结合了特征金字塔网

络(FPN)和路径聚合网络(PAN),通过双向特征融合增强多尺度目标检测能力。这种设计使模型能够利用大、中、小三个尺度的特征图来预测不同尺度的目标,显著提升了对小目标的检测性能。Head负责目标预测,包含三个特征图,分别预测不同尺度的目标。最终输出是一个三维张量,形状为 $(S, S, B*(5+C))$,其中B是每个网格预测的边界框数量,5代表每个边界框的坐标值和置信度,C代表类别数量。YOLOv5的检测流程包括以下步骤:首先,输入图像经过预处理,调整为模型所需尺寸并进行归一化;其次,图像通过Backbone提取多尺度特征图,特征图尺寸逐渐减小,通道数逐渐增加;然后,特征图通过Neck进行融合,FPN和PAN结构将不同层次的特征图双向融合,增强语义信息和定位能力;接着,融合后的特征图输入Head,生成边界框、置信度和类别概率;最后,通过NMS去除重叠边界框,保留置信度最高的结果,输出目标位置、类别和置信度。通过优化的网络结构和高效的检测流程,YOLOv5在保持实时性的同时,显著提升了目标检测的精度和鲁棒性,使其在实际应用中表现出色。

三、常用算法性能对比

YOLO、SSD、R-CNN和Fast R-CNN是目标检测领域中常用的几种算法,它们在架构设计、检测速度、精度以及适用场景等方面各有特点。

首先,从架构设计上看,YOLO是一种单阶段目标检测算法,将目标检测问题建模为一个回归问题,直接从图像中预测目标的边界框和类别。SSD也是一种单阶段检测算法,它在卷积网络的不同层次提取特征,每个特征图负责检测不同大小的目标。而R-CNN和Fast R-CNN属于两阶段目标检测算法,R-CNN通过选择性搜索生成候选区域,然后对每个候选区域提取特征并进行分类和边界框回归;Fast R-CNN则引入了区域建议网络(Region Proposal Network, RPN)来生成候选区域,提高了检测速度。

其次在检测速度方面,YOLO由于其单阶段设计,速度非常快,能够实现实时检测,例如YOLOv4可以达到每秒60帧(FPS)以上。SSD的速度稍慢于YOLO,但相比Faster R-CNN仍然有较大的速度优势。R-CNN和Fast R-CNN由于需要先生成候选区域再进行分类和回归,速度相对较慢,通常只能达到每秒7-10帧。再次从精度来看,YOLO在小目标检测和复杂场景中的表现略逊一筹,容易出现误检或漏检。SSD由于采用了多尺度特征提取策略,对小目标的检测精度较高。而Fast R-CNN和R-CNN由于其精细的处理过程,在复杂场景和小目标检测上的性能更优。最后在适用场景方

面,YOLO更适合轻量级场景,例如嵌入式设备、实时视频处理等。SSD适用于需要兼顾速度与精度的场景,如小目标检测和多目标场景。R-CNN和Fast R-CNN则更适合对精度要求较高的场景,如医学影像分析和自动驾驶。

总体而言,YOLO、SSD、R-CNN和Fast R-CNN各有优势和局限。YOLO以其极高的检测速度和简单的设计在实时性应用中表现出色,但精度相对较低;SSD在保持较高检测速度的同时,通过多尺度检测机制显著提升了精度,适用于需要平衡速度和精度的场景;R-CNN和Fast R-CNN则以高精度著称,但速度较慢,适用于对精度要求极高的场景。在实际应用中,选择哪种算法需要根据具体需求进行权衡,例如在自动驾驶场景中,YOLO和SSD可能是更好的选择;而在医学图像分析中,Fast R-CNN则更具优势。

四、实验设计与讨论

首先需要配置系统运行环境,主要涉及CUDA、python、pycharm、PyTorch及其它基础库的安装。然后需要对数据集进行标注。首先收集了包含各种场景、光照条件和拍摄角度的图像,并确保图像清晰、无水印和遮挡。然后通过“pip install labelImg”安装标注工具,然后选择YOLO模式,设置图片文件夹路径和标签保存路径。将默认标签设置为“basketball”,并逐一对图像进行标注,确保标注区域准确覆盖篮球,避免超出或遗漏。对于同一张图片中出现的多个篮球,进行逐一标注,最终生成的标签文件与图像一一对应,标签内容仅包含“basketball”。完成数据准备后,进入模型训练阶段。首先在“my.yaml”文件中指定训练图片的目录位置,确保其指向收集到的篮球图像目录。然后修改“train.py”中的配置文件路径,将其指向自定义的YAML文件。为了保证模型的训练质量,将训练轮数设置为100轮,并使用GPU加速训练。模型训练完成后生成了训练过程数据和模型文件。训练成果保存在“F:\python\yolov5-master\runs\train\exp3”目录下,其中“weights”文件夹包含两个权重文件:“best.pt”和“last.pt”。“best.pt”是训练过程中表现最优的权重文件,而“last.pt”是最后一轮训练的权重文件。

为了评估模型性能,本文选用了精确率和召回率指标。精确率-召回率曲线(PR)展示了精确率与召回率之间的变化关系,为两者之间的平衡提供了参考。PR曲线展示了模型在不同阈值下准确率与召回率之间的关系。我通过这张图片以及其中传达的内容可以获得更多信息,这种关系说明了模型在追求高准确率的同时,如何平衡召回率的影响,为我优

化模型提供了重要参考。“results”图是YOLO训练完成后，生成的目标检测结果的可视化图像。它展示了YOLO模型在输入图像上检测和定位目标物体的能力和效果。

“train_batch”图片是在YOLO训练过程中生成的图像，主要用于可视化批次训练的数据。通过观察“train_batch”图片，我可以直观地了解到模型在训练过程中对输入数据的处理情况以及模型在训练中的表现。“val_batch_labels”图像是YOLO训练完成后生成的，用于展示验证数据集中图像及其相应标签的可视化工具。这种可视化方式可以帮助我了解模型在面对实际未知数据时的预测能力和评估模型的泛化性能。为了实现篮球计数功能，在“Write results”功能部分，添加了一个“count”变量，用于显示每张图片上篮球的数量。源代码首先将预测结果的边界框坐标转换为左上角和右下角的表达形式，然后根据置信度阈值和非极大值抑制阈值对预测结果进行过滤和筛选，最终得到检测结果并保存或实时展示。通过遍历每个图像，筛选出置信度大于阈值的预测结果，并进行非极大值抑制以去除重叠的边界框。如果没有检测到目标，则返回空的输出。通过count变量实现计数功能，每次遍历后count++，并将计数结果显示在置信度的右侧。图1所示是本系统的检测结果。



图1 篮球检测结果

五、总结

本文设计了一种基于YOLOv5的篮球检计数测系统，首先阐述的YOLO算法的基本原理和框架，其次对比了其他几种经典方法的性能和优缺点，最后配置了系统的运行环境，详细阐述了算法的训练和检测过程，分析了P-R曲线，并在此基础上添加了计数功能。实验结果表明该系统能够实现篮球的自动检测和计数功能。

参考文献：

- [1]张为翌,罗智勇,"高校篮球文化建设与发展探析——以广西大学为例"运动精品,vol.43,no.04,pp.44-47,2024.
- [2]梁东,张明,"我国篮球文化发展现状与动力机制"当代体育科技,vol.12,no.32,pp.195-198,2022.
- [3]邢为统,"健康中国视域下我国篮球运动发展策略研究,"文体用品与科技,no.17,pp.7-9,2024.
- [4]王晓亮,刘致平,代小琴,"全民健身视域下篮球运动发展分析,"文体用品与科技,no.21,pp.31-33,2023.
- [5]程鑫磊,特尼格尔,"我国篮球运动训练理论的国际发展趋势研究"当代体育科技,vol.14,no.22,pp.17-19,2024.

基金项目：宿迁学院人才引进科研启动基金(2023XRC004);宿迁市科技计划(K202348)。