

基于深度学习的显著性目标检测实验教学平台设计

唐洁亮, 王安志, 侯贻达

(贵州师范大学大数据与计算机科学学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 针对计算机视觉课程需求, 结合目标检测实际问题, 设计了一种基于深度学习的显著性目标检测实验平台。该平台集成了面向2D RGB图像、3D RGB-D图像、RGB-T图像、视频以及4D光场图像等输入数据的多种显著性目标检测算法, 设计了特征编码、特征解码等重要实验环节, 实现了检测网络模型部署和检测结果可视化分析等功能。该平台旨在提供一个便捷、高效的目标检测教学实验框架, 辅助学生深入理解目标检测算法设计和实现全过程, 深化学生的学习体验和参与度。该实验平台的实现能帮助学生夯实计算机视觉理论, 培养和提升学生的算法设计和工程实践能力。

关键词: 深度学习; 显著性目标检测; 实验平台; 实验教学

DOI: 10.11907/rjdk.251631

扫描二维码阅读全文: 

中图分类号: G434; TP18

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)003-0115-07

Design of Experimental Teaching Platform for Salient Object Detection Based on Deep Learning

TANG Jieliang, WANG Anzhi, HOU Yida

(School of Big Data and Computer Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In view of the requirements of computer vision courses, combined with the practical problems of object detection, a salient object detection experimental platform based on deep learning is designed. The platform integrates a variety of salient object detection algorithms for input data such as 2D (RGB image), 3D RGB-D image, RGB-T image, video and 4D light field image, and designs important experimental links such as feature coding and feature decoding, and realizes the deployment of detection network model and the visual analysis of detection results. The platform aims to provide a convenient and efficient experimental framework for object detection teaching, assisting students in deeply understanding the design and implementation of object detection algorithms, and improving students' learning experience and participation. The implementation of this experimental platform can help students consolidate computer vision theory, cultivate and improve students' algorithm design and engineering practice ability.

Key Words: deep learning; salient object detection; experimental platform; experimental teaching

0 引言

显著性目标检测 (Salient Object Detection, SOD) 是计算机视觉领域的一项基本任务, 其目的是定位和分割场景中最具视觉吸引力的目标或区域, 该技术已广泛应用于图

像理解、图像检索、语义分割和目标跟踪等各类计算机视觉任务, 受到了人们的广泛关注^[1]。《高等学校人工智能创新行动计划》明确指出, 要重点“推动新一代人工智能核心关键技术创新, 围绕新一代人工智能关键算法、硬件和系统等, 加快机器学习、计算机视觉等核心关键技术研究, 完善人工智能领域人才培养体系”。目前, 新一代信息技术

收稿日期: 2025-10-22

基金项目: 贵州省基础研究计划(自然科学基金)基金项目(黔科合基础MS[2025]249); 贵州师范大学本科重大教学研究课题(2024-XZD-QZ-07); 贵州师范大学校级教学内容和课程体系改革项目(XJJG2024025)

作者简介: 唐洁亮(2000-), 女, 贵州师范大学大数据与计算机科学学院硕士研究生, 研究方向为光场显著性目标检测、人工智能+教育; 王安志(1986-), 男, 博士, 贵州师范大学大数据与计算机科学学院副教授、硕士生导师, 研究方向为计算机视觉、数字图像处理; 侯贻达(2002-), 男, 贵州师范大学大数据与计算机科学学院学生, 研究方向为计算机视觉、软件工程。本文通讯作者: 王安志。

正引领数字化时代飞速发展,“互联网+教育”“智能+教育”等已成为或正成为现代教育发展的新形态^[2]。随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)与教育相结合热潮的袭来,为更好地适应教育教学改革与发展,提高学生工程实践能力,诸多高校开始重视计算机视觉课程内容教学^[3]。计算机视觉课程教学注重理论与实践结合,在该类课程教学过程中,需要学生独立设计实验方案,动手实践验证相关算法的性能,并分析实验结果,以达到培养学生计算思维和解决问题能力的目的^[4-5]。

然而,在相关课程教学中,仍只注重对学生理论知识掌握程度的考察,而对于面向视觉图像处理能力方面的教学则以任务驱动、学生自主练习为主,教师巡视答疑为辅,致使该类课程教学仍存在学生参与积极性不高、教学模式传统、教材前沿知识及理论更新缓慢等不足^[6-7]。尽管有不少学者从教学内容、教学模式、实践环节等各方面提出全面的教学改革方案^[8-9],但不难发现,这些研究多聚焦于宏观层面的理论原理和课程实施方案建设,缺少具体案例展示过程,导致具体实验过程的可解释性不高,学生难以在课堂上实时领悟各知识模块间的内容,致使学习效果不佳。特别地,在计算机视觉课程教学中,显著性目标检测涉及多种算法模型和多模态的数据输入,现有的教学模式难以满足此类课程的教学需求。因此,本文旨在设计一个基于深度学习的显著性目标检测教学辅助平台,以更好地服务于计算机视觉类相关课程教学。

从计算机视觉课程显著性目标检测教学内容看,现有的显著性目标检测(Salient Object Detection, SOD)工作可分为RGB显著性目标检测(RGB Salient Object Detection,

RGB SOD)、基于深度图的显著目标检测(RGB-Depth Salient Object Detection, RGB-D SOD)、基于热力图的显著目标检测(RGB-Thermal Salient Object Detection, RGB-T SOD)、视频显著性目标检测(Video Salient Object Detection, VSOD),以及光场显著性目标检测(Light Field Salient Object Detection, LFSOD)。在深度学习技术的发展与推动下,这些算法都取得了显著成效。本文设计了基于深度学习的显著性目标检测实验平台,它是在综合考虑显著性目标检测算法在不同场景、不同数据输入后,选择不同的检测模型,将各环节的实现过程呈现为可视化的界面操作,以辅助学生更清晰地了解整个目标检测算法的实现过程。具体而言,学生通过选取不同的数据输入和算法模型,验证算法性能,并将实验结果与现有算法进行对比,分析总结实验结论,进一步深挖该算法或该领域可能存在的问题。教师也可根据学生的实验结论和思考,引导学生进一步改进或设计新的算法以解决当前存在的不足,进而培养学生发现问题、解决问题的思维和动手实践能力。简言之,该实验平台适用于教师教学与学生学习过程,是“AI+教育”的一次探索,能够为“AI+教育”教学改革提供思路和借鉴。

1 SOD相关理论

1.1 数据模式

在显著性目标检测中,处理对象主要包括二维的RGB图像、三维RGB-D图像、RGB-T图像、光场数据和视频数据(主要是视频帧),如表1所示。

Table 1 Subjects of salient objective detection

表1 显著性目标检测处理对象

处理对象	数据特点
二维RGB图	由红(Red, R)、绿(Green, G)、蓝(Blue, B) 3个通道的颜色信息组成
三维RGB-D图	结合了二维RGB图像和深度图像(Depth Map)数据
三维RGB-T图	结合了二维RGB图像和热红外(Thermal)
光场数据	包含了光线在空间中的位置、角度和波长等信息
视频数据	视频数据不仅包含图像的静态属性,如颜色、亮度、结构特征等,还具备时间属性

RGB图像是一种常见的数字图像格式,基于RGB的显著性目标检测研究较早,成果也较多,其一般表现形式如图1(a)所示。在计算机视觉相关算法研究中,RGB SOD的一般处理流程是将2D图像作为模型输入,通过算法提取并融合图像的多级多层特征,以获取最终的显著预测结果。但由于其色彩空间的表示能力受限,基于RGB的显著性目标检测方法在低光环境、小目标或多目标检测等复杂场景下很难保持其算法的鲁棒性和检测精度^[1]。

随着深度传感器的广泛应用,深度信息的引入使得RGB检测算法的性能得以改善。RGB-D结合了RGB图像和深度图像(Depth, D)数据,图像中的每个像素都有R、G、B和深度D 4个属性^[10]。其中,颜色通道属性用于呈现目标的色彩和纹理信息,深度信息D提供了深度传感器到物

体表面的实际距离,通常呈现为灰度图像,如图1(b)所示。RGB-D SOD算法实现是在RGB的基础上,引入深度信息以弥补2D图像中几何信息的损失,丰富目标的特征表达能力,进而促使检测模型更好地完善显著性目标检测任务。RGB-T SOD算法处理流程与RGB-D SOD类似^[11]。RGB图像提供了目标的色彩和纹理信息,热红外图像(如图1(c)所示)提供物体的热辐射信息,弥补了其他SOD方法在夜间或低光等复杂场景下难以获取重要信息的缺陷,改善了检测性能。

与深度图和热力图相比,光场数据记录了更全面、更完整的自然场景信息,其中包含了更为丰富的场景空间视差和几何信息,使用光场数据作为显著性目标检测的数据输入,可以较好地改善在基于RGB、RGB-D和RGB-T等算

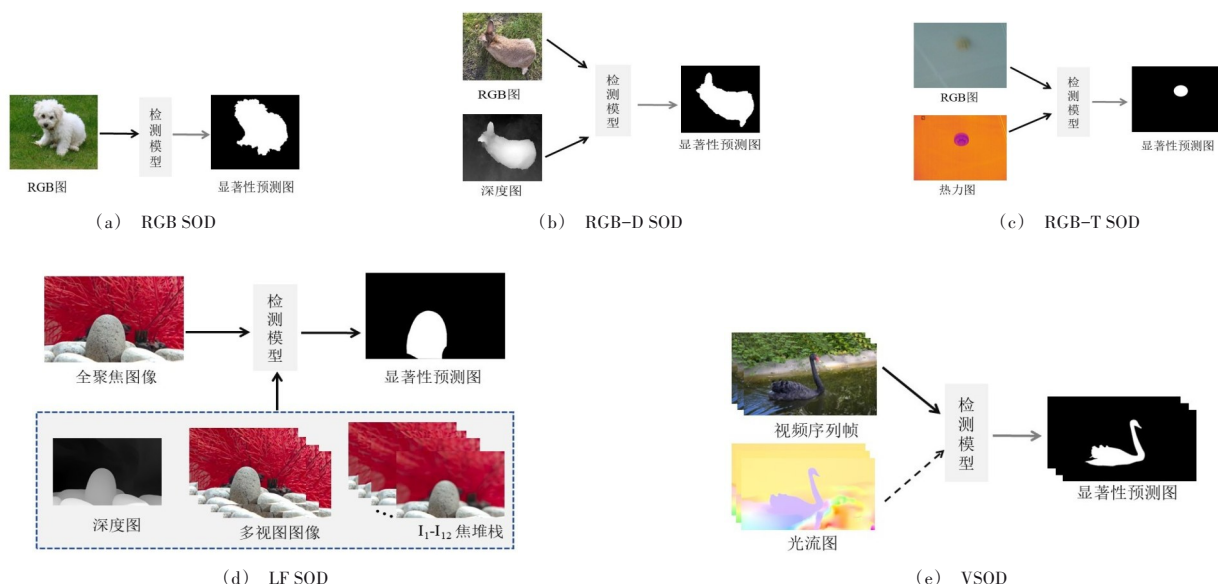


Fig. 1 Schematic of salient object detection method

图1 显著性目标检测方法示意图

法中检测物体所处前背景极为相似、目标过小/多等较为复杂的问题。LFSOD的表现形式和处理模式如图1(d)所示,需要注意的是,焦堆栈图像通常由12张焦切片图像构成,用 I_1-I_{12} 表示。LFSOD的输入通常是全聚焦图像、深度图与焦堆栈图像或多视图图像。在LFSOD任务中,图1(d)虚线框内的光场数据是可选的,即在LFSOD推理过程中,全聚焦图像必须输入,其他数据模态会依据不同的检测模型,与全聚焦图像形成“组合”共同送入检测模型中以完成显著性目标预测任务。

视频是指当连续的图像变化以每秒超过24帧画面时,根据视觉暂留原理,人眼无法辨别单幅的静态画面,从而产生平滑连续的视觉效果,这样的连续画面被称为视频。视频显著性目标检测算法与静态图片的检测算法不同,如图1(e)所示,VSOD模型中处理的数据是视频序列和光流图(部分VSOD不使用光流图)^[12]。两者共同提供视频的时间和空间信息,以便于视频中的显著目标检测。视频数据超越了静态图像所能传达的内容,因而该算法在各领域(如视频编辑、视频追踪等)具有重要应用价值。

由于5种SOD任务的输入数据模态不同,为了更好地服务于计算机视觉课程教学,帮助学生直观体验不同模态、不同算法的SOD检测实现过程,本文致力于集成上述5种SOD检测领域的算法和各类数据集,将其设计成一个可视化、便捷操作的实验平台。该平台能够完成“数据模态选择—对应检测算法选取—预测目标检测结果”等基本实验环节,可在无需涉及代码调试的情况下,辅助教师和学生有效完成计算机视觉中显著性目标检测课程内容学习。

1.2 算法模型网络架构

显著性目标检测的主要目标是从图像中识别出人感兴趣的关键目标对象,其基本原理是通过分析图像数据,

将输入图像经过预处理,送入检测网络进行特征提取和显著性预测,并通过后处理优化检测结果,最终实现对场景中特定目标的检测。检测网络(或算法)通常由基础骨干网络、特征融合和显著预测处理等模块构成。

1.2.1 特征提取阶段

图像特征的提取和选择是指在显著性目标检测的实现过程中提取并选取对检测任务有价值的特征,以达到提高模型检测精度的目的。现有的显著性目标特征提取方法主要是采用深度学习模型,包括基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[13]、基于Vision Transformer (ViT)^[14]和基于CNN-Transformer混合网络等方法。其中,CNN和ViT是两类广泛应用于各类计算机视觉任务的基础神经网络架构。

CNN由于其强大的特征提取能力,而在识别图像如边缘、形状、颜色等特征时展示出较为出色的特征学习能力,能够显著提高模型检测性能。但在面对低光照、前背景相似等复杂场景下,由于未能充分利用多模态之间的互补信息,导致其检测精度仍然不佳。相较于基于CNN的特征学习模型架构设计而言,基于ViT设计的显著性目标检测网络能够很好地解决CNN在建立远程依赖关系方面存在不足的问题。其中,Transformer中的多头自注意力促使模型关注不同方面的信息以捕捉更加丰富的特征,其典型代表模型有Swin-Transformer^[15]。

1.2.2 特征融合阶段

特征融合旨在整合多种互补信息,促进多模态特征之间的融合,提高模型检测精度。根据特征融合处理阶段的不同,可以分为前期融合、中期融合和后期融合。图2展示了3种基于编码器—解码器架构设计的常用融合策略。

前期融合也称为输入级融合,如图2(a)所示。其通常

采用两种方法:一种是将RGB图像与其他模态的图像直接集成一个四通道输入进行特征融合操作^[16];另一种是将RGB和其他模态的图像输入到每个独立的网络中提取低级特征,并将其联合起来送入主干网络中进行处理。这种融合方式早期更多是用于RGB-D SOD和RGB-T SOD任务,在光场SOD任务中使用较少或几乎没有,原因是前期融合只考虑了低级特征的融合,引入了较大噪声且没有充分考虑不同数据模态间的高层语义关系。中期融合(如图2(b))是指在特征提取阶段将跨模态的多级多层特征之间的信息进行充分交互和融合,深入探索低级特征与高级特征之间的互补性,随后将其集成到解码器模块中,生成最终的显著预测图。而后期融合也可划分为两种:①采用并行的网络分别学习多种模态之间的高级特征,并将其连接起来,生成最终的显著预测图(如图2(c))所示^[17];②采用双流网络分别获取不同模态各自的显著性预测图,将其拼接起来得到预测结果。

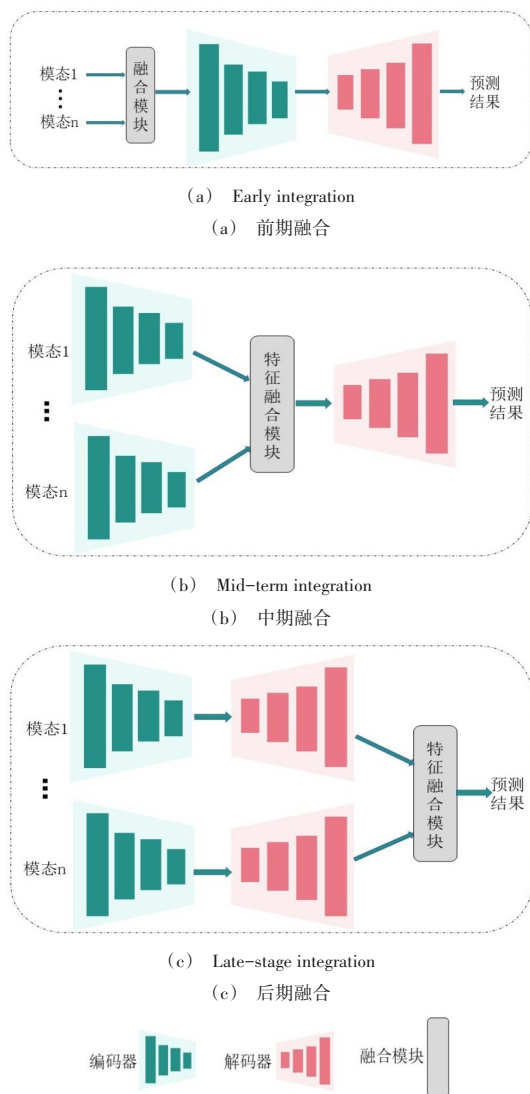


Fig. 2 Feature fusion method

图2 特征融合方式

除上述较为经典的3种融合机制外,在显著性目标检测算法结构设计中,根据融合过程期间特征流的方向,特征融合方法可进一步划分为双流融合、交互融合和注意力机制融合等,这些融合方式的巧妙设计使得多模态数据间的多级多层特征得以充分交互,提高了显著预测精准度。

本文构建的教学实验平台集成了显著性目标检测多样化的数据集、典型算法模型和标准化处理流程,并通过可视化的UI封装实现细节,降低了学生首次接触理论与算法的认知门槛,从而增强其对计算机视觉课程的学习信心。同时,该平台支持课堂实时演示,缓解教师在理论授课中难以同步展示复杂算法实现过程的困境,改善整体教学效果。

2 SOD实验平台设计与实现

为了满足计算机视觉课程教学需求,考虑到显著性目标检测技术的特点,使用Qt程序开发框架,设计了显著性目标检测实验平台。该平台以一种更为直观简洁的方式展现显著性目标检测实现过程,为计算机视觉中显著性目标检测相关内容教学提供了一个便捷的交互媒介。

2.1 SOD实验平台处理流程

显著性目标检测实验平台处理流程如图3所示,包括输入选择、检测模型选择、检测模型内部处理流程和检测结果输出4个步骤。具体而言,在计算机视觉课程教学过程中,若需要验证某类SOD算法性能时,可通过选择待检测的数据类型,跳转至对应的检测页面后,上传检测数据模态,并选择平台内部加载好的显著性目标检测算法,通过该实验平台所提供的“开始检测”功能进行检测任务,便可得到相应的处理结果,并输出保存。值得注意的是,检测模型内部的处理流程是在前期算法设计与测试阶段完成的,实验平台内部不涉及该部分详细处理过程。

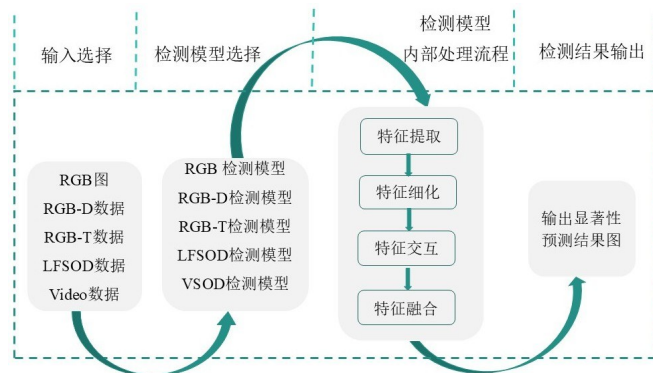


Fig. 3 SOD experimental platform processing flow architecture

图3 SOD实验平台处理流程架构

在实际教学应用中,以基于CATNet模型实现RGB-D显著性目标检测任务的教学为例展开实践^[18]。首先,用户选择RGB-D检测任务和CATNet算法模型后,系统会加载模型,检查模型路径的有效性,并根据配置文件中的设置

选择是使用CPU还是CUDA进行计算。模型加载成功后,选择上传对应的检测数据。其次,检测流程开始时,系统启动定时器。对于上传的待处理图像数据,算法会将图像转换成张量并添加到Patch维度,预处理的图像张量被传输到指定设备(CPU或CUDA),之后输入到CATNet模型中推理。此时,在推理过程中,平台会逐步打印输出的张量形状,便于调试和检查。最后,推理结束,平台依据模型输出结果进行后处理,将张量转换成图片格式,并应用颜色映射(如JET颜色映射)将结果可视化。处理得到的显著性预测图和原始输入数据均一同展示在该检测界面上,便于教师/学生直接观察检测结果。其检测结果可以图像文件的形式保存下来,利于后续进一步实验分析和使用。

2.2 实验平台开发环境与UI设计

平台开发与测试部署均在同一环境下完成,软硬件环境配置如下:内存16 GB,处理器为AMD Ryzen 7 5800H, GPU为NVIDIA GeForce RTX 3060(6 GB显存),操作系统为Windows 11。该实验平台是基于Python编程语言实现,Python版本为3.8,开发环境采用PyCharm作为集成开发工具,平台中集成了多种基于深度学习的显著性目标检测模型,深度学习框架基于PyTorch2.5.1版本(pytorch-cuda=11.8,配套 torchvision=0.20.1、torchaudio=2.5.1)进行训练,平台内部还整合了OpenCV、Pillow、NumPy和Torchvision等开源的计算机视觉库和框架,以实现检测模型加载、图像处理、推理和结果展示的全流程自动化。平台界面设计采用PyQt构建,通过可视化展示检测结果,增强用户体验。

2.2.1 SOD实验平台界面设计与教学实现

为了实现实验平台的交互使用,对平台界面进行设计和实现。UI界面主要结合显著性目标检测处理流程模式,将其集成并整合,从而实现了平台的三大功能区域:数据模态选择区(对应图3的输入选择)、算法选择区(对应图3的检测模型选择)和对应检测结果可视化区(对应图3的检测结果显示)。其显著性目标检测初始界面与教学设计如图4所示。

平台可视化功能旨在辅助学生建立初步认知,后续教学环节仍要求学生基于平台输出结果,查阅相关模型源码并完成基础代码修改任务。具体地,教师使用该平台辅助教学时会先教给学生相关的多模态数据、算法架构及对应的评价指标等相关知识内容,学生学习和了解这些基础知识后,再在教师的引导下利用该平台完成部分基础性的显著性目标检测实验验证。总之,该平台既为教师提供了课堂演示的直观工具,也为学生提供了一个可重复、可探究、可反思的实践空间,是改善计算机视觉课程教学效果的有效途径。

数据模态选择区主要是上文已介绍的各种数据模态选择,其中SOD包括RGB、RGB-D、RGB-T以及LF(光场数据)的相应数据及算法。该区域主要负责管理和加载本文提及的几种数据模态。具体而言,在教学过程中,教师和

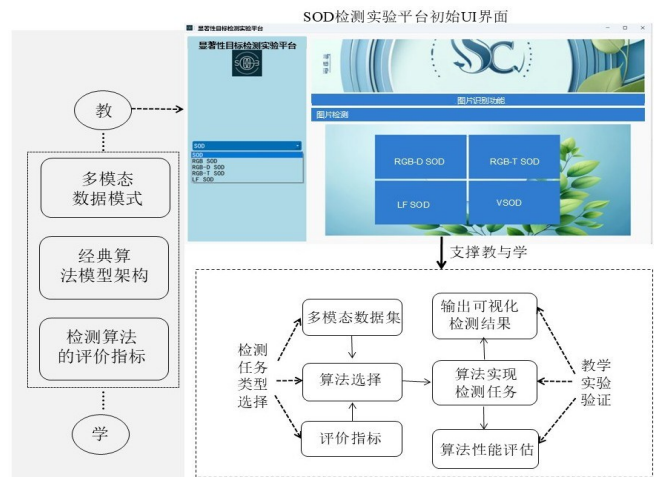


Fig. 4 UI interface and teaching design of the SOD experimental platform

图4 SOD实验平台UI界面与教学设计

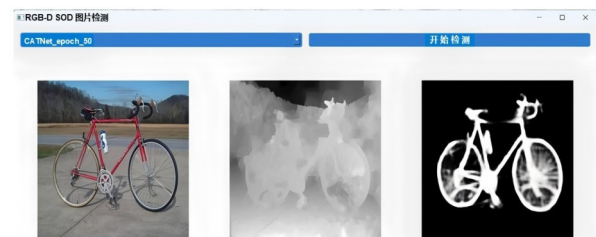
学生选取对应的检测类型模块后,平台自动跳转至对应类型的检测界面。该功能很好地缓解了教学过程中由于多模态数据集规模大、下载及预处理耗时等导致教学进度缓慢、学生操作不便等问题。以RGB-D SOD检测任务的教学为例,如图4所示,在SOD区域中的下拉选择区中点击选择RGB-D、RGB-D SOD检测模型的输入为RGB图像和深度图像。如图5所示,以RGB-D SOD的某算法实现为图例呈现,对应的初始检测界面显示如图5(a)所示,图5(b)所示的左边及中间为输入框(输入内容为RGB图像和深度图像),而最右边的框为预测检测结果输出框。此外,学生可在如图4所示的SOD检测实验平台初始UI界面上选择对应的检测任务模块,开展对应的任务检测。

算法选择区与已经选取的检测类型(如RGB-D SOD)



(a) Before testing

(a) 检测前



(b) After testing

(b) 检测后

Fig. 5 RGB-D salient object detection UI interaction interface

图5 RGB-D显著性目标检测UI交互界面

逐一对应,在该界面能够针对输入的数据模态选取合适的算法进行检测,检测结果直接显示在该界面上,并自动存储备份于电脑上。该功能的实现较好地解决了由于深度模型依赖复杂的环境配置与GPU资源导致刚接触计算机视觉课程学习的学生无从下手的难题。为适应不同基础、不同专业和不同年级学生的学习,算法选择区中各检测模块中集成了多种前沿显著性目标检测的基础算法。对于基础较为薄弱的学生,可通过选取对应的算法模型简单开展显著性目标检测的验证性实验;而具有一定基础的学生则可以在该区域加载其他最新的检测模型以完成显著性目标检测的实验效果验证。具体而言,在学生了解该平台功能后,教师可以引导学生将一些前沿算法部署到平台上,并逐步引导学生验证和比较这些算法的性能。

实验平台将采用 F-measure (F_β)、平均绝对误差 (Mean Absolution Error, MAE)、S-measure (S_α) 和 E-Measure (E_ϵ) 等 4 种常用评价指标以评价显著性目标模型的性能。具体地, F_β 指精确率和召回率的调和平均数,用以评价算法的整体性能。MAE 主要用来衡量显著映射和真值图映射之间每个像素绝对差的平均值, E_ϵ 用于测量局部像素级误差和全局图像级误差, S_α 可以评估显著性映射的区域感知和对象感知的空间结构相似性。

选定评价指标后,将得到的显著性目标检测结果与现有较为 SOTA 的方法进行比较。以选定算法 CATNet 为例,结果如表 2 所示(其中, NLPR、NJU2K、STERE 表示 3 个公开的 RGB-D 数据集;在指标中标注的“ $\uparrow$ ”表示值越大越好;“ $\downarrow$ ”表示值越小越好)。检测结果通常以两种形式呈现:一种是与当前主流的 SOTA 算法进行比较而得到的定量实验结果——数据的定性结果将以表格的形式呈现,其中,性能最好的模型用红色标注,蓝色表示性能次之;另一种是单独呈现当前算法的可视化结果图和定量实验结果数据。这样的实验结果呈现方式有助于学习者了解在某 SOD 领域中最为主流和性能最优的方法是哪些,并通过对比分析总结得出当前自己所使用的算法模型可能存在的不足。该过程有助于激发学生的探究欲望,有利于其后续深入学习。

在该模块设计与实现中,评价指标类型是可选和可增加的,即教师/学生可以选择平台已有的评价指标以评估

Table 2 Experimental verification of qualitative results

表 2 实验验证定性结果

方法	NLPR			NJU2K			STERE		
	$S_\alpha \uparrow$	$F_\beta \uparrow$	MAE $\downarrow$	$S_\alpha \uparrow$	$F_\beta \uparrow$	MAE $\downarrow$	$S_\alpha \uparrow$	$F_\beta \uparrow$	MAE $\downarrow$
CATNet	0.939	0.916	0.018	0.894	0.884	0.051	0.925	0.902	0.030
基于 CNN 的 RGB-D SOD									
BPGNet	0.927	0.914	0.020	0.923	0.926	0.034	0.907	0.904	0.040
C2DFNet	0.928	0.899	0.021	0.908	0.899	0.038	0.902	0.892	0.038
基于 Transformer 的 RGB-D SOD									
SwinNet	0.941	0.908	0.018	0.931	0.919	0.028	0.919	0.893	0.033
TriTrans	0.929	0.930	0.020	0.920	0.919	0.030	0.908	0.920	0.033

当前算法的性能,也可以新增其他新提出的或该平台未集成的评价指标以进一步评估算法性能。对于该显著性目标检测实验平台,该功能的实现有助于平台后续的深入开发和更新。此外,该实验平台还包括系统设置和日志记录功能。在使用该平台进行教学的过程中,教师/学生可以在设置中选择不同的模型和参数,调整检测过程的各项配置。平台内部还记录了每次检测的详细日志,包括处理时间、检测过程中所使用的模型、输入图像的路径等信息,便于教师/学生进行回顾和后续的验证实验记录。总体而言,该实验平台建设有利于培养学生的自主学习、钻研探索和工程实践能力,通过探索和实践形成良性循环。

3 SOD 实验平台教学应用效果

本文设计的 SOD 实验平台旨在服务贵州师范大学大数据与计算机科学学院计算机科学与技术专业计算机视觉类课程教学需求,因而在系统试运行阶段,邀请了笔者所在学院修读该课程的本科学生和部分研究生进行试用。试用期间,通过线下分层访谈和线上问卷调查的方式对该平台的使用情况及效果进行调查。线上问卷共有 254 人参加,分别从平台功能需求、平台对学生的学业帮助(认知需求)、学习效率及未来持续使用意愿 4 个维度进行调研,表 3 为问卷数据统计结果。线下访谈面向参与问卷调查的本科学生、教师和研究生进行分层访谈。调研发现,使用者对该平台的性能评价较高,普遍认可该平台帮助其在后续探索学习 SOD 相关理论及技术时具有重大意义,且在未来也会持续支持使用此平台。

Table 3 Results of the platform trial questionnaire survey

表 3 平台试用问卷调查结果 (%)

调查维度	认可比(同意及非常同意/总人数)
平台的易用性与功能性	78.54
对学习者的认知支持	76.12
学习效率	78.16
整体满意度与持续使用意愿	88.39

该实验平台设计顺应了当前大力推崇人工智能与教育融合的趋势,其最初构想源于实验室在显著性目标检测领域的多年技术积累,以及指导学生参与计算机相关竞赛的丰富经验。目前,贵州师范大学已经开设计算机视觉相关的本科和硕士课程,该平台建设能够很好地服务于初步接触计算机视觉课程学生的基础知识学习,符合计算机学院专业人才培养规划需求。

此外,后续将不断拓展平台功能,融合多个实际应用场景,让学生不仅能够直观感受算法实现过程,也能体悟到将显著性目标检测技术应用于解决现实生活问题的实践效果。特别地,随着人工智能技术的不断迭代和更新,学生掌握这一领域的基础知识及应用对于其未来发展具有重要意义。

4 结语

该实验平台集成了多种深度学习模型以用于显著性目标检测,基于Python构建,采用PyQt实现UI界面,并以可视化方式展示检测结果,支持从模型加载到结果展示的全流程自动化。该实验平台的核心是支持学生深入探究显著性目标检测算法的运作机制及其实现细节。通过提供一个交互式的教学实验设计环境,学生能够选择各种类型的数据集以及不同的算法模型以进行效能评估,并将得到的实验结果与现有已确立的算法进行比较分析,以评价不同算法的优劣,了解不同模型在针对同一输入数据的检测影响,总结和提炼出每一次实验可能存在的问题和解决方案。随着AI+X的快速发展,包含计算机视觉在内的AI教育教学改革亟需推进,显著性目标检测实验平台设计对AI教学具有重要意义和价值:一方面可以帮助学生理解多种显著性目标检测算法设计与实现,掌握计算机视觉算法设计的一般流程和框架,激发学生对计算机视觉等AI技术的学习兴趣;另一方面,还可以考查学生对相关理论知识和前沿技术的综合应用能力,增强学生分析和解决实际问题的能力。此外,该平台设计也为相近学科的教育教学改革提供了有益参考和借鉴。

参考文献:

- [1] WU L H, LI Z W, LIU L Y, et al. A survey of salient object detection based on scene geometric information[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2023, 36(2): 120-142.
吴岚虎,李智玮,刘垒焯,等. 基于场景几何信息的显著性目标检测方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2023, 36(2): 120-142.
- [2] PENG Y F, ZHANG Q G. Research on reform of diversified practical teaching system of computer majors under background of new engineering[J]. Experimental Technology and Management, 2019, 36(11): 222-224, 233.
彭晏飞,张全贵. 新工科背景下计算机类专业多元化实践教学体系改革研究[J]. 实验技术与管理, 2019, 36(11): 222-224, 233.
- [3] JIANG C M, DUAN Y. Preliminary exploration of computer practical course reform in context of ChatGPT[J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(12): 1-7, 23.
姜春茂,段莹. ChatGPT背景下的计算机实践类课程改革初探[J]. 实验技术与管理, 2023, 40(12): 1-7, 23.
- [4] LIU J. Research on talents' training mode of university-enterprise cooperation in application-oriented under graduate colleges and universities under background of "Internet+"[J]. Experimental Technology and Management, 2017, 34(6): 172-176.
刘君. "互联网+"背景下应用型本科高校校企合作人才培养模式[J]. 实验技术与管理, 2017, 34(6): 172-176.
- [5] WANG Z G, WANG A X, ZHANG H T. Collaborative training mechanism for application-oriented software talents between schools and enterprises[J]. Computer Education, 2016(7): 23-26.
王智钢,王爱侠,张海涛. 校企协同应用型软件人才培养机制[J]. 计算机教育, 2016(7): 23-26.
- [6] HAN G, LIU J X, SUN N, et al. A study on the teaching of image analysis and machine vision course[J]. Science and Technology Wind, 2021(31): 97-99.
韩光,刘信鑫,孙宁,等. 图像分析与机器视觉课程的教学探析[J]. 科技风, 2021(31): 97-99.
- [7] FU G Z, NIU F Z, CHEN H, et al. New practices in teaching image processing and machine vision courses under the trend of social intelligentization[J]. Science and Technology Vision, 2022(17): 100-102.
付贵忠,牛福洲,陈浩,等. 社会智能化趋势下图像处理与机器视觉课程教学新实践[J]. 科技视界, 2022(17): 100-102.
- [8] WANG X G, LIU J. On the construction of the experimental teaching system for digital jurisprudence courses[J]. China University Teaching, 2023(12): 46-55.
汪习根,刘佳. 论数字法学课程实验教学体系的构建[J]. 中国大学教学, 2023(12): 46-55.
- [9] YAN Y P. Exploration of teaching reform in computer vision course for undergraduate students in computer science[J]. China Information Technology Education, 2025(9): 102-105.
闫亚萍. 面向计算机类本科生的"计算机视觉"课程教学改革探索[J]. 中国信息技术教育, 2025(9): 102-105.
- [10] LIU F, SHEN C, LIN G. Deep convolutional neural fields for depth estimation from a single image[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 5162-5170.
- [11] WANG G, LI C, MA Y, et al. RGB-T saliency detection benchmark: dataset, baselines, analysis and a novel approach[C]//Singapore: Chinese Conference on Image and Graphics Technologies, 2018: 359-369.
- [12] YANG C B, WANG A Z, REN C H, et al. Review of video salient object detection based on deep neural networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(19): 68-79.
杨成帮,王安志,任春洪,等. 基于深度神经网络的视频显著目标检测综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(19): 68-79.
- [13] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 86(11): 2278-2324.
- [14] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1706.03762v6>.
- [15] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10012-10022.
- [16] REN J, GONG X, YU L, et al. Exploiting global priors for RGB-D saliency detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2015: 25-32.
- [17] DESINGH K, KRISHNA K M, RAJAN D, et al. Depth really matters: improving visual salient region detection with depth[C]//Bristol: British Machine Vision Conference, 2013.
- [18] SUN F, REN P, YIN B, et al. CATNet: a cascaded and aggregated transformer network for RGB-D salient object detection[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 26: 2249-2262.

(责任编辑:孙娟)