



人工智能目标检测技术在书画文物病害调查中的应用

邓旭帅¹, 李子璇², 张云春², 沐蕊³

(1. 云南大学 历史与档案学院, 云南 昆明 650091; 2. 云南大学 软件学院, 云南 昆明 650504;
3. 云南省博物馆, 云南 昆明 650214)

摘要 针对书画文物保护工作中人工病害调查和病害图绘制效率低的问题,探索了基于深度神经网络的目标检测技术识别书画病害的可行性。选择 YOLOv5 系列模型并根据本研究任务特点对其结构做了优化,包括 FGSM 算法、CmBN 策略、Dropblock 正则化和 CI-OU_Loss 损失函数。利用博物馆馆藏书画文物素材,融合 Mosaic 数据增强方法进行书画文物图片的增强,设计了滑动窗口检测技术、图像逐层分析和定位裁剪技术,初步训练出了2个具备病害识别功能的模型,根据模型性能检验指标最终选择了 YOLOv5x6 作为本研究任务的模型。测试结果表明,该模型以较高的准确率和查全率识别出了待检测病害,用时仅为人工的千分之一。该技术的引入可极大提高文物病害识别效率,并且在病害识别过程中保持客观、稳定的标准。

关键词 病害识别;目标检测;图像处理;YOLOv5;深度神经网络

中图分类号:K854.3 DOI:10.16152/j.cnki.xdxbzr.2025-01-008

Application of artificial intelligence object detection technology in disease identification of calligraphy and painting cultural relics

DENG Xushuai¹, LI Zixuan², ZHANG Yunchun², MU Rui³

(1. School of History and Archives, Yunnan University, Kunming 650091, China;

2. School of Software, Yunnan University, Kunming 650504, China;

3. Yunnan Provincial Museum, Kunming 650214, China)

Abstract Targeting the low-efficiency problem of manual disease identification and disease mapping in the protection of calligraphy and painting cultural relics, this paper explores the feasibility of deep neural network-based object detection technology to identify calligraphy and painting diseases. We design a series of YOLOv5 models with some architecture optimizations based on the special requirements of disease identification. The optimizations include FGSM algorithm, CmBN strategy, Dropblock normalization, and CI-OU_Loss loss function. Using the materials of calligraphy and painting of cultural relics in the museum as inputs, we enhance the images by combining Mosaic data enhancement method. Two disease identification deep learning models are trained based on some improvements, including sliding-window detection, image clipping based on layer-by-layer image analysis and positioning, etc. By evaluating the models with bench-mark performance metrics,

收稿日期:2024-04-20

基金项目:国家档案局科技项目计划(2021-B-03,2022-B-002)

第一作者:邓旭帅,男,从事文物保护研究,2829860757@qq.com。

通信作者:张云春,男,博士,副教授,从事人工智能应用研究,yczhang@ynu.edu.cn。

this paper chooses YOLOv5x6 for our task. The experimental results show that YOLOv5x6 outperforms the other models with the best precision and recall. This model takes one-thousandth time compared with manual work. The introduction of deep learning techniques in disease identification not only helps to improve the efficiency of disease identification of cultural relics, but also provides objective and stable standards in the processes of disease identification.

Keywords diseases identification; object detection; image processing; YOLOv5; deep neural networks

书画文物是指人类在历史上创造或遗留的,并且经过文物普查确定为文物的书法和绘画实物遗存,是在纸和绢上用毛笔、墨汁、颜料等工具材料创作的书法、绘画作品^[1]。从化学本质来看,书画文物的载体以纸和绢为主,都是天然高分子化合物,因此书画文物较容易受外界因素的影响而产生折痕、断裂、虫蛀、糟朽等病害,故对其进行科学的保护与修复尤为重要。在书画修复中,观察和分析作品的病害情况是制定修复计划的前提^[2],但文物病害的识别、病害图的绘制是个非常耗费人力、时间的工作步骤^[3]。虽然在书画文物病害的分类与图示方面已经有了行业标准^[4],但是受从业经验、观察角度、病害理解等因素的影响,在一些实际工作中文物保护人员对于病害的识别存在一定程度的主观性。

为提高文物保护工作效率、缓解文物保护修复人员紧缺的现状,不少学者尝试利用计算机技术代替人工来完成文物保护工作中的部分步骤。研究内容涉及病害提取^[5-7]、标记^[8-10]、虚拟修复^[11-13]等方面。在上述有关文物病害识别的研究中,总体存在 2 个问题:①研究范围主要集中在壁画、青铜器等领域,针对书画文物病害的自动化识别研究较少;②研究角度大多从技术应用的供给侧出发,与文物保护工作的需求存在一定偏差。

目标检测是计算机视觉领域的一个基本问题,其任务是判别图片中的目标类别,同时使用矩形边界来确定目标所在的位置^[14]。得益于人工智能领域相关技术的发展,目前目标检测的物体识别准确率和人脸识别率已经达到或者超过了人类水平^[15],并且该技术在经济作物^[16]、公路桥梁^[17]、医疗^[18]等领域的病害识别取得了成功应用。

鉴于目前人工智能在计算机视觉领域成熟且优异的技术基础,以及书画文物保护领域的病害识别需求,本文探索了基于深度神经网络的目标检测技术用于书画病害识别与分类应用的可行性。通过利用该技术提高书画文物的病害识别效

率,将书画文物保护修复工作者从简单、重复的文物病害识别工作中解放出来,使其能够将精力放在文物保护修复实践中。

1 研究对象

1.1 书画文物简介

以昆明市晋宁区博物馆部分馆藏书画为研究对象,该批书画 60 件(套),共计 106 幅。文物等级:21 件(套)为三级文物,39 件(套)为一般文物。质地:52 件(套)为纸制品,8 件(套)为绢制品。装裱形式:立轴 24 件(套)、对联 23 件(套)、条屏 7 件(套)、横幅 6 件(套)。

1.2 保存环境与病害情况

昆明市晋宁区博物馆位于云南省昆明市晋宁区郑和公园内。博物馆共 4 层,设有 1 个临时展厅和 3 个常设展厅,库房位于博物馆 4 楼,室内有 1 台抽湿机用于除湿。非展出的书画一般卷起存放于文物囊匣中,囊匣存放在文物柜中,文物柜中放有樟脑和麝香草酚用作防虫、防霉。

该批书画文物的病害类型有:折痕、动物损害、污渍、断裂、残缺等,但只有折痕和动物损害(虫蛀)(见图 1)能够满足模型训练所需的样本数量要求,因此本文仅以这 2 种病害为例进行研究。在这 2 种病害中,折痕大多横向分布,长度从 1~25 cm 不等;动物损害(虫蛀)分布不规则,面积大多小于 1 cm²。

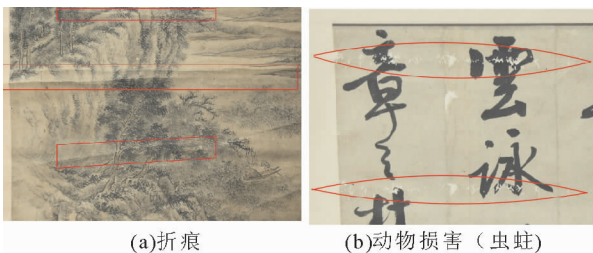


图 1 书画文物病害

Fig. 1 Diseases of painting cultural relics

2 模型选择及训练

2.1 YOLO 模型

相比于汽车、行人、路障等主流检测对象,书画文物病害的体量小,检测难度相对较高。因此,选择在小目标检测领域表现优异的 YOLO 系列模型完成书画文物病害的自动化识别任务。目前,最新的 YOLOv5 包含 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 4 个基础模型,它们的性能依次增强,但检测速度依次降低。为平衡书画文物病害的检测效果和速度,训练了以 YOLOv5s、YOLOv5x6 为基础的 2 个模型,最终根据模型性能指标筛选出更适合本研究任务的模型。

2.2 模型训练流程

2.2.1 书画文物病害影像采集与预处理

将书画文物悬挂于裱画墙上,旁边放置标准比色卡。利用相机拍摄文物整体、局部的正射影像(相机为佳能 5D Mark II,镜头为佳能 24~105 mm F4 IS USM 变焦全画幅镜头)。共采集 2 500 余张影像,影像尺寸为 5 616×3 744 像素。

由于数据影像分辨率较高,如果采用直接输入原图的方式,很多微小的病害并不能有效地识别出来,而如果进行简单的下采样,就会导致下采样的倍数过大,数据丢失。倍数太小,网络前向传播需要在内存中保存大量的特征图,极大耗尽 GPU 资源。为有效解决上述问题,需要将大分辨率的文物图像分割成小分辨率的图像。为避免 2 张小图之间正好有一些目标被分割截断,YOLOv5 在 2 张小图之间设置 overlap(式中简记 S_{ol})重叠区域为

$$S_{ol} = n \times 20\% \tag{1}$$

式中: $n \times n$ 表示分割小图的像素大小,本文 n 选用正整数 3 和 4。由于文物病害大小不一,此操作可保证文物图像中的微小病害也可被模型识别。

2.2.2 人工病害标记

在行业专家的协助下,利用杭州快忆科技有限公司开发的精灵标注助手(v2.0.4 版本),对采集到的 60 件(套),106 幅,共计 2 500 余幅照片进行病害标记。在标注中,利用边界框框选影像中出现的所有虫蛀、折痕病害,并给定每处病害的具体类别(见图 2)。

2.2.3 模型优化及训练

鉴于书画文物病害形状各异、大小不同、边界

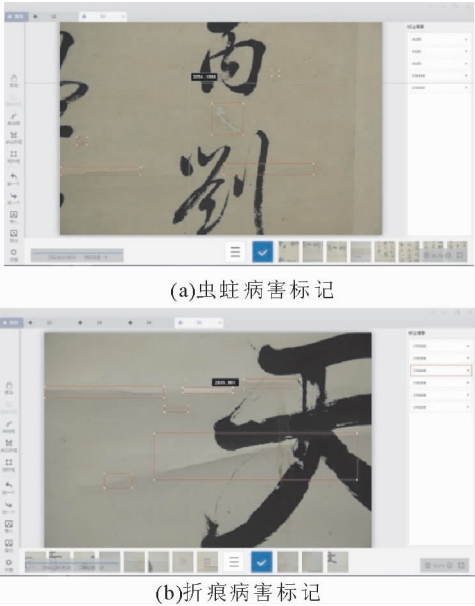


图 2 病害标记

Fig. 2 Disease marker

模糊等特点,为更好地适应本研究的目标检测任务,建立了基于 FGSM 算法、CmBN 策略、Drop-block 正则化和 CIOU_Loss 损失函数的模型。

2.2.3.1 FGSM 算法

本文引入 FGSM 对抗攻击算法增强对病害的检测效果,定义其损失函数为

$$\tilde{J}(\theta, x, y) = \alpha J(\theta, x, y) + (1 - \alpha)J(\theta, x + \varepsilon \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))) \tag{2}$$

式中: $J(\cdot)$ 表示损失函数; θ 表示模型训练的参数; x 表示输入; y 表示真实的标签; α 表示加权系数; ε 表示扰动的幅度。FGSM 算法的作用是通过对抗攻击制造图像上没有目标的假象以利于后续的危害区域定位和检测。

2.2.3.2 CmBN 策略

为提高小批量训练数据所得模型的性能,本文实现 CmBN 层的前向传播和反向传播操作,使用跨多个批次的数据计算均值和方差,通过缩放和偏移操作保留模型的表达能力。CmBN 策略对神经网络卷积层的输出特征 $\hat{x}_{i,i}^l(\theta_i)$ 进行迭代更新的公式为

$$\hat{x}_{i,i}^l(\theta_i) = \frac{x_{i,i}^l(\theta_i) - \mu_{i,k}^l(\theta_i)}{\sqrt{\sigma_{i,k}^l(\theta_i)^2 + \varepsilon}} \tag{3}$$

式中: $\hat{x}_{i,i}^l(\theta_i)$ 表示第 i 个样本在第 t 个 mini-batch 中某神经网络卷积层的输出特征; $\mu_{i,k}^l(x)$ 和 $\sigma_{i,k}^l(x)$ 表示第 t 个 mini-batch 在第 k 时刻的均值和方差服从正态分布的平滑激活; ε 为用于保证数值

稳定的较小整数。批量归一化 CmBN 的作用是降低图像噪声的影响,保证最终书画病害区域识别的效果。

2.2.3.3 Dropblock 正则化

在每个训练迭代中,Dropblock 会按照概率随机选择一些特征图块,并将它们的激活值设置为零。这将强制模型在训练过程中使用更多的局部特征信息,有助于提高模型的泛化性能。Dropblock 正则化的公式为

$$\gamma = \frac{1 - P_{\text{keep}}}{S_{\text{block}}} \times \frac{S_{\text{feat}}^2}{(S_{\text{feat}} - S_{\text{block}} + 1)^2}$$

(4)

式中: P_{keep} 是传统 dropout 中单元被保留的概率; $(S_{\text{feat}} - S_{\text{block}} + 1)^2$ 表示有效种子区域大小; S_{feat} 表示特征图的大小; S_{block} 为常数。Dropblock 正则化的作用是避免神经网络学习书画文物图像特征时发生过拟合问题。

2.2.3.4 ClO_U_Loss 函数

定义卷积神经网络的损失函数为 ClO_U (complete intersection over union) 函数^[19],综合计算目标框和预测框的重合面积、中心点距离和纵横比。ClO_U_Loss 根据改进的 IoU 计算方法计算损失。作为被添加到目标检测的损失函数,该函数用于惩罚边界框预测的不准确性,从而鼓励模型更精确地预测边界框。通过计算,可以保证对书画文物病害区域的识别能够综合考虑重叠面积、中心点距离、长宽比等重要几何要素,从而提高病害区域识别的精度和可靠性。

通过上述操作对原始的 YOLO 模型进行改进,得到结构优化后的 YOLOv5s、YOLOv5x6 两种模型,以书画文物病害素材对其进行训练,具体训练参数见表 1。

表 1 YOLO 模型相关参数设置

Tab.1 Configuration of YOLO parameters

参数	取值
epochs	300
batch_size	16
Image_size	1 280
workers	1
patience	100
conf_threshold	0.1
iou_threshold	0.3
max_det	1 000
line_thickness	3

3 模型性能测试

3.1 测试数据集及检验方法

在模型训练阶段设置训练率为 0.9,即采集到的图像中 90% 用于模型训练,10% 用于检验。测试集中的所有图像均经过了病害标记,但未被用于模型训练。完成模型训练后,系统将模型识别出来的结果与人工标记进行对比,得出检验数据。因为样本量受限,在测试过程中使用了 k-折交叉验证(k-fold cross validation)。

3.2 模型检验指标

在文物保护的实际工作中,对病害识别效果的评价,业界主要关注 3 个指标:准确性、全面性以及效率。结合目标检测领域常用的评价标准,本文选择了准确率(Precision)、查全率(Recall)和识别速度这 3 个指标评价模型。

准确率(Precision)在本研究中的实际含义为在识别出来的病害当中,正确病害数量所占的百分比。查全率(Recall)表示识别出来的病害数量占实际病害数量的百分比。识别速度通过每幅书画文物影像的平均识别时间来反映。各评价指标的计算公式为

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FP})}$$

(5)

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FN})}$$

(6)

式中:TP (true positive)、FP (false positive) 和 FN (false negative) 的含义如表 2 混淆矩阵所示。P 和 N 分别代表正样本和负样本,T 和 F 分别代表模型识别结果的准确与否。具体来讲,TP 表示将病害正确判定为病害;FP 表示将无关背景误判为病害;FN 表示将病害误判为无关背景;TN 表示将无关背景判定为背景。

表 2 混淆矩阵

Tab.2 Confusion matrix

识别值	真实值	
	正样本	负样本
正样本	真阳性(TP)	假阴性(FP)
负样本	假阳性(FN)	真阴性(TN)

3.3 检验结果与分析

3.3.1 准确率

经过大量实验验证,YOLOv5s 和 YOLOv5x6 两种模型的准确率如图 3 所示。

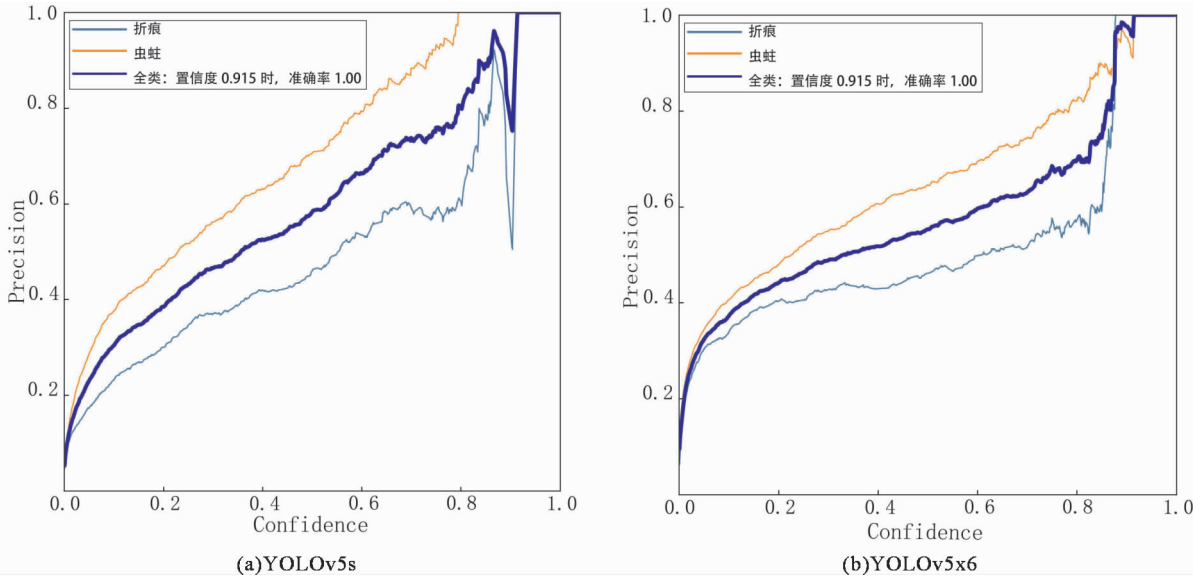


图 3 P-C 曲线
Fig. 3 P-C curve

从图 3 所示实验结果可以看出,①随着置信度的提高,模型的识别准确率整体呈现上升趋势。但置信度为 0.9 左右时,YOLOv5s 模型的折痕病害曲线有较大波动,YOLOv5x6 的准确率则平稳上升,且在置信度超过 0.8 后急速上升,这表明 YOLOv5s 模型的稳定性稍逊于 YOLOv5x6。②对比 2 个模型的测试结果可以发现在同等置信度条件下,虫蛀病害的识别准确率要高于折痕病害。这主要是由于虫蛀病害的训练样本数量高于折痕病害,且虫蛀的病害特征相对稳定,区域大小和形状差异较小,因而模型对虫蛀病害的识别效果更佳。因此,通过增加训练样本数量,可以提高模型

的病害识别准确率,而且这种提升针对的是模型的整体性能,对于其他病害的识别效果也有作用。③在置信度大于 0.915 时,2 个模型的病害识别准确率都能达到理论最高值 100%。

综合来看,基于图像处理领域的目标检测深度神经网络模型能够应用于解决书画文物的病害识别问题。当图像采集质量提高、训练数据量增大时,模型的性能可以满足当前行业的实际需求。

3.3.2 查全率

YOLOv5s、YOLOv5x6 两种模型的查全率如图 4 所示。

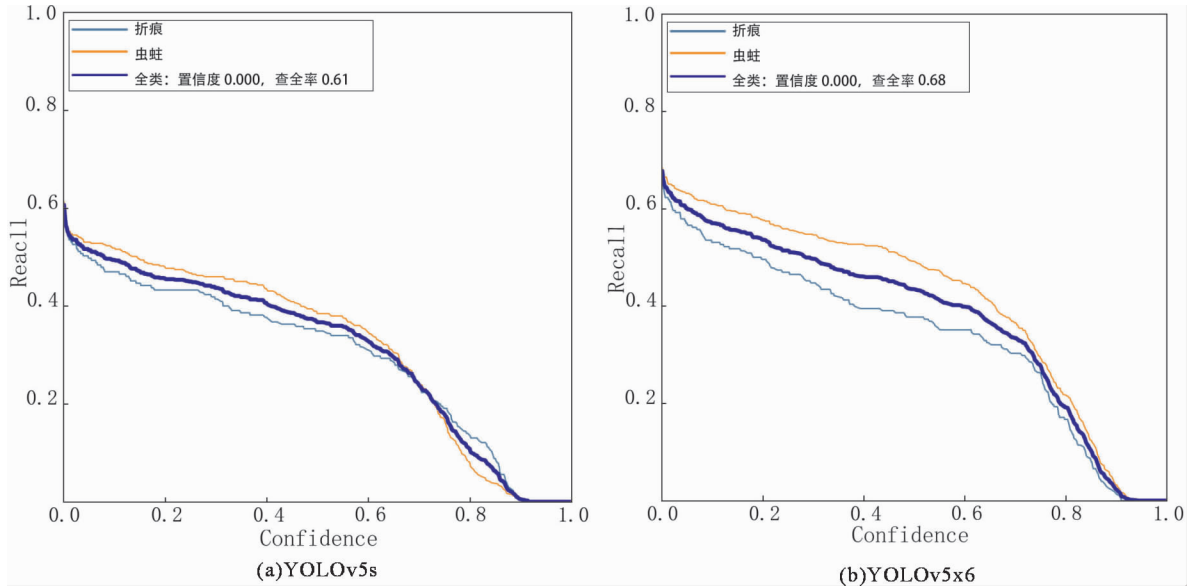


图 4 R-C 曲线
Fig. 4 R-C curve

图 4 中的结果表明,①随着置信度的提高,模型的查全率总体呈现下降趋势。这是因为当置信度提高时,系统只会输出拥有较高可能性的潜在目标,一些可能性较低的潜在目标被放弃,因而查全率会随之下降。②从图 4 可以看出,相同置信度条件下,虫蛀病害的查全率基本均高于折痕病害。同样地,这主要是因为虫蛀病害的训练样本数量高于折痕病害,因而模型对虫蛀病害的识别效果更佳。这也说明通过提高训练样本的数量,可以提高模型的查全率。③YOLOv5s 的理论最高查全率为 0.61,这一数值相对较低,难以满足实际工作中的书画文物病害识别需求。而 YOLOv5x6 的理论最高查全率为 0.68,能够解决实际工作中的一些基本问题。此外,YOLOv5x6 的理论最高查全率高于 YOLOv5s,这一现象也符合模型的实际情况,YOLOv5x6 的模型结构更复杂,其性能也优于 YOLOv5s。

基于对不同模型查全率的分析,我们认为提高查全率的方法应该从书画文物图像的质量上进行改进,尤其是以高光谱成像技术采集的影像的补充,将有利于提高学习模型的查全率。

3.3.3 识别速度

为了比较本模型识别的速度与传统人工识别方式的性能差异,使用和素材采集同样的相机和镜头拍摄了 5 张书画文物影像(影像尺寸为 3 744 × 5 616 像素),分别用 YOLOv5s 和 YOLOv5x6 进行病害识别,所用识别时间如表 3 所示。需要说明的是,YOLOv5x6 模型在进行病害识别前,有一个影像分析过程,该过程有助于提高检测效果,但也会耗费更多的时间。

表 3 不同 YOLO 模型的检测速度对比
Tab.3 Comparison of detection speed under different YOLO models

模型	单位:/s				
	1	2	3	4	5
YOLOv5s	0.045	0.044	0.043	0.044	0.044
YOLOv5x6	37.815	37.336	36.664	36.898	37.121

从表 3 中的结果可以发现,YOLOv5s 模型检测一张影像的平均用时为 0.044 s,YOLOv5x6 模型检测一张影像的平均用时为 37.167 s,前者的检测速度显著优于后者。与以工作日计时的人工病害识别、病害图绘制所耗费的时间相比^[3],YOLO 模型的耗时具有显著优势。

综上,YOLO 模型能够完成书画病害识别的

任务。相比较而言,YOLOv5x6 模型在准确率、查全率以及稳定性上总体优于 YOLOv5s 模型,虽然 YOLOv5x6 的识别速度相对较低,但远超人工的工作速度。因此,未来将以 YOLOv5x6 为基础,开展后续研究。

4 病害检测应用

4.1 病害检测方式

在进行文物病害识别时,系统支持图片和视频 2 种类型文件的识别(见图 5)。利用图像文件进行识别时,将待识别的书画文物图像导入模型,系统就能自动开展病害识别过程。利用视频文件进行识别时,一共有 2 种方式:一种方式类似于图像文件的识别,将待识别的文物书画视频导入模型,系统自动进行病害识别工作;另一种方式是实时检测,即利用视频捕捉设备拍摄书画文物,另一端的显示器实时显示所识别出来的病害信息。

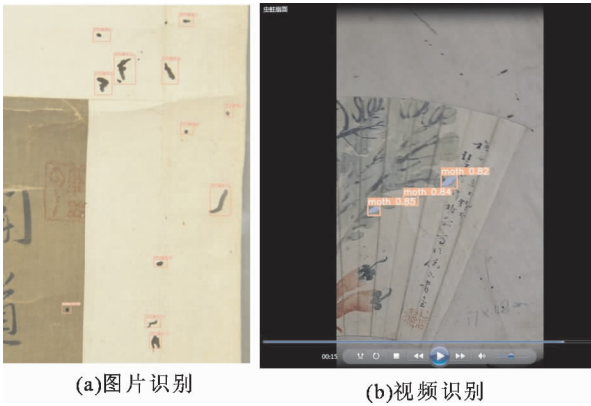


图 5 病害识别方式

Fig.5 The way of disease recognition

4.2 识别结果输出形式

4.2.1 文本信息

文本信息里面以文字符号的形式记录了每处病害的类别及位置信息。该类型的文件可以为文物保护修复工作的开展提供详细的病害数据信息支持(经简单地处理就能得到各病害数量、面积、密度等信息)。

以本文所研究的动物损害(虫蛀)、折痕病害为例,在书画文物保护修复中,对于动物损害(虫蛀)的处理,一般需要在托心前,对画面残损部位进行修补[见图 6(a)],使画心成为一个完整的整体^[20];对折痕的处理,一般需要在画心产生折痕部位的背面贴上折条[见图 6(b)],以起到加固的作用。无论是补纸还是折条都需要与病害尺

寸相对应,可以利用上述统计信息,根据每处病害的尺寸大小,提前准备所需尺寸的修复材料。

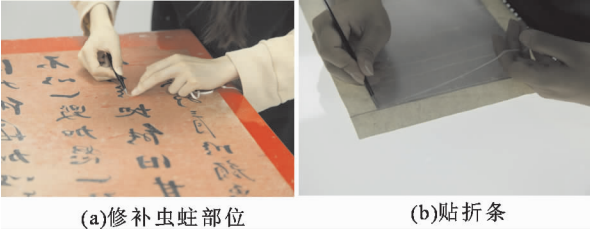


图 6 书画文物的修复

Fig. 6 The restoration process of calligraphy and painting cultural relics

4. 2. 2 病害截图

病害截图以图片的形式保存了每处病害的单独图像(见图 7)。由于该类型的文件以单幅形式保存了病害的图像,因此降低了其他无关信息对文物保护工作者观察该处病害时的干扰。在视觉效果上更清晰,有利于增强对具体病害的了解。同时,这种病害截图也有利于文物保护修复后对具体病害的跟踪。

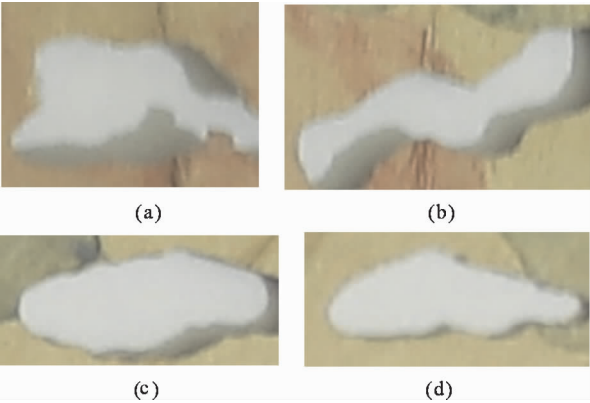


图 7 病害截图

Fig. 7 Disease screenshot

4. 2. 3 病害分布图

以图片的形式记录了在整张书画文物中每处病害的位置及类别(见图 8)。这种类型的图片有助于人们形象地观察病害的整体分布情况。对比文物病害图的一般要求,按照规范的图示,将文物影像上的病害标识出来。这种可视化的图片经过简单处理,就可以作为病害图的替代者发挥一定作用。如若可行,这种可视化图片的出图效率要远超人工病害图绘制效率,将极大地促进国内外文物保护工作的智能化、自动化发展。



图 8 病害分布图

Fig. 8 Disease distribution map

5 结语

针对目前文物保护领域内出现的人工文物病害调查效率低的问题,引入基于卷积神经网络的目标检测技术,初步训练出了一个具备书画文物折痕、虫蛀病害识别功能的模型。检验结果表明,该模型以较高的查准率和查全率识别出了折痕、动物损害(虫蛀)这 2 种病害。模型的输出成果可以为文物保护前、中、后期的工作提供详实且直观的参考。

本研究也存在一定的局限性,模型在病害识别效果和识别范围方面仍有很大提高空间。作为一种典型的深度学习网络模型,卷积神经网络具有从数据中获得知识、从学习中提高能力的特性。利用模型这一特性,我们在未来会寻找更多数量、更多种类的训练素材以提高模型识别效果,扩充模型识别范围,最终训练出一个能以高准确率和查全率识别所有书画文物病害类型的模型。

参考文献

[1] 南京博物院. 中国书画文物修复导则[M]. 南京: 译林出版社, 2017: 12.

[2] 田朋, 尚小临, 王若苏. 古书画保护修复中的二次脱色现象及预防[J]. 文物保护与考古科学, 2022, 34(1): 35-41.

TIAN P, SHANG X L, WANG R S. Research on the secondary shedding of pigment in the restoration of ancient paintings and calligraphy and its prevention [J]. Sciences of Conservation and Archaeology, 2022, 34(1): 35-41.

[3] 王婕, 巨建伟, 王天凤, 等. 唐卡病害图绘制的规范化研究:以《威罗瓦金刚画像轴》病害图的绘制为例[J]. 中国文物科学研究, 2020(4): 81-88.

WANG J, JU J W, WANG T F, et al. A study on the drawing Tangka disease maps: Taking the drawing of

- disease maps in the "Verois Vajra Thangka" as an example [J]. China Cultural Heritage Scientific Research, 2020(4): 81-88.
- [4] 国家文物局. 馆藏纸质文物病害分类与图示: WWT 0026-2010 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2010.
- [5] 谷明岩. 基于改进 U-Net 的壁画颜料层脱落病害提取研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2020.
- [6] 刘晓琴, 侯妙乐, 董友强, 等. 基于高光谱影像的瞿昙寺壁画颜料层脱落病害评估[J]. 地理信息世界, 2019, 26(5): 22-28.
- LIU X Q, HOU M L, DONG Y Q, et al. Extraction and evaluation of the disease of the mural paint Loss [J]. Geomatics World, 2019, 26(5): 22-28.
- [7] 胡春梅, 王瑜, 黄浩雯, 等. 基于纹理的文物病害高精度自动提取方法: CN110796181B [P]. 2022-05-03.
- [8] 曹建芳, 李艳飞, 崔红艳, 等. 改进的区域生长算法在寺观壁画脱落病害标定中的应用[J]. 新疆大学学报(自然科学版), 2018, 35(4): 429-436.
- CAO J F, LI Y F, CUI H Y, et al. The application of improved region growing algorithm for the automatic calibration of shedding disease on temple murals[J]. Journal of Xinjiang University (Natural Science Edition), 2018, 35(4): 429-436.
- [9] 张楠, 张乾, 冯伟, 等. 古代壁画病害标识系统及其在敦煌莫高窟的应用[J]. 敦煌研究, 2017(2): 135-140.
- ZHANG N, ZHANG Q, FENG W, et al. The deterioration identification system of ancient murals and its application in the Dunhuang Mogao Grottoes[J]. Dunhuang Research, 2017(2): 135-140.
- [10] 王珺, 孙进越, 俞凯, 等. 基于分组 LSTM 与 CNN 的青铜器锈蚀类别智能标识方法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2021, 51(5): 778-786.
- WANG J, SUN J Y, YU K, et al. Intelligent identification method of bronze rust category based on grouping LSTM and CNN [J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2021, 51(5): 778-786.
- [11] 耿国华, 冯龙, 李康, 等. 秦陵文物数字化及虚拟复原研究综述[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2021, 51(5): 710-721.
- GENG G H, FENG L, LI K, et al. A literature review on the digitization and virtual restoration of cultural relics in the Emperor Qinshihuang's Mausoleum [J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2021, 51(5): 710-721.
- [12] 李彩艳, 王慧琴, 吴萌, 等. 唐墓室壁画泥斑病害自动标定及虚拟修复[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(15): 233-236.
- LI C Y, WANG H Q, WU M, et al. Automatic recognition and virtual restoration of mud spot disease of Tang dynasty tomb murals image [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(15): 233-236.
- [13] 姜军, 卓嘎, 王朝霞. 西藏数字壁画泥斑病害自动标定修复方法仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(11): 215-219.
- JIANG J, ZHUO G, WANG Z X. Digital curtain diameter mould disease auto calibration and restoration method simulation [J]. Computer Simulation, 2018, 35(11): 215-219.
- [14] 谢富, 朱定局. 深度学习目标检测方法综述[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 1-12.
- XIE F, ZHU D J. Survey on deep learning object detection [J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(2): 1-12.
- [15] 谭营. 人工智能知识讲座[M]. 北京: 人民出版社, 2018.
- [16] NARESH K, SATISH G N, RAM K B, et al. Machine learning based recognition of crops diseases by CNN [J]. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, 2019, 8(9): 1264-1268.
- [17] 刘学增, 桑运龙, 苏云帆. 基于数字图像处理的隧道渗漏水病害检测技术[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(S2): 3779-3786.
- LIU X Z, SANG Y L, SU Y F. Detection technology of tunnel leakage disaster based on digital image processing [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(S2): 3779-3786.
- [18] XIANG K, PENG L L, YANG H Q, et al. A novel weight pruning strategy for light weight neural networks with application to the diagnosis of skin disease [J]. Applied Soft Computing, 2021, 111: 107707.
- [19] ZHENG Z H, WANG P, LIU J W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [20] 冯增木. 中国书画装裱[M]. 3版. 济南: 山东科学技术出版社, 2002: 207.

(编辑 李静)