

基于人工智能的桥梁表观病害多标签图像识别研究

杨勇¹, 史肖蒙²

(1. 贵州大学, 贵州 贵阳 550025; 2. 贵州城市职业学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 桥梁检测是桥梁安全运行的必要条件, 是保障国民经济的重要措施。当下检测任务量日夜剧增及人工智能、无人技术的快速发展, 将计算机视觉结合无人机摄像技术应用在桥梁检测中智能化、批量化识别表观病害是一个热门的研究问题。当下研究主要以将无人机等智能设备采集到的桥梁表观图像进行单标签病害的识别分类或是直接进行病害检测, 但一张图像中往往存在多标签(多个病害)的表观病害, 且采集到的表观图像中只有少量的图像存在病害, 这对计算机进行病害目标检测带来了极大的干扰。本文基于计算机视觉技术下的图像分类技术, 利用 ResNet50、DenseNet、SE_ResNeXt101 等 CNN 网络进行桥梁表观图像的多标签病害识别对比研究。实验表明 SE_ResNeXt101 模型在测试集上 mAP 值为 93%, 能较好地过滤出存在病害信息的图像, 踢出背景图像的干扰, 为后续对不同类别的病害图像采用针对性的病害目标检测、病害分割、量化研究奠定了基础。

关键词: 表观病害; 多标签; 图像分类; 计算机视觉; 迁移学习

中图分类号: U443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006—7973 (2022) 10—0151—03

1 引言

桥梁进行定期的检查和维护是桥梁安全运行的必要条件, 是保障国民经济的重要措施, 其工作量日夜剧增, 而传统的桥梁检测技术存在着效率低、检测盲区、受工人主观因素影响等问题且存在安全隐患。改进检测方法, 应用无人机、机器人、人工智能等技术实现桥梁智能化、批量的高效率地检测具有十分重要的意义。

计算机视觉技术主要有三大主流的研究方向, 分别是图像分类、目标检测、图像分割。图像分类是将图像分成多个类别, 如分成裂缝图像、剥落图像、露筋图像等; 目标检测是要将图像中的病害目标与在图像中的位置区域标识出来, 图像分割是只保留病害目标的区域, 删除背景像素的技术, 效果见图 1 所示。



图 1 目标检测与图像分割效果

通过无人机、机器人等智能设备采集桥梁表观图像, 利用计算机视觉技术对图像进行分类、目标检测, 从而智能识别出存在桥梁表观病害的图像, 以达到自动化的检测桥梁表观病害的目的是当下学者研究的热门问题。王桂平^[1]等人提出迁移 VGG16 网络模型结构及全部卷积层参数, 在结构末尾添加病害分类的全连接层来实现病害图像的分类; 以 YOLO 目标检测算法模型为基础, 改进 YOLO 模型结构^[2-4]、提出新模型结构来实现

桥梁表观病害的目标检测。

上述研究中对于病害图像分类均是以单标签的图像进行, 即一张图像中只识别单一的病害, 但实际采集的一张桥梁表观图像中, 往往存在多标签的病害, 即一张病害图像中存在多个类别的病害; 对于目标检测的研究未对图像进行预分类, 因采集的图像数量一般非常多, 且存在病害的图像只有少数, 若将所有图像都进行病害目标检测, 大量的背景(无病害)图像必然会对检测形成极大的干扰。本文主要基于计算机视觉技术下的图像分类技术, 建立桥梁表观多标签病害图像数据集, 利用主流的 VGG、ResNet、DenseNet 等网络进行多标签病害的分类, 过滤出存在病害的图像, 为后续的病害目标检测、分割量化奠定基础。

2 多标签病害图像分类

2.1 多标签图像分类概述

首先, 多标签图像分类不同于多类别的分类问题, 多标签分类是对每个样本每张图像分配一组病害标签集, 每个样本的所有标签不是互斥的; 而多类别分类是假设每张图像仅有病害标签集中的一个病害标签。其次, 多标签图像分类也不同于多输出分类的问题, 多输出的分类问题, 虽然处理的也是每张图像中有多个标签的分类问题, 其往往预测的是每张图像的固定数量的标签。

2.2 多标签图像的解决方案

近年来, 神经网络强大的非线性表征能力使深度学习在图像分类任务中的可行性、提取图像特征的能力大幅度增加, 研究出了许多多标签图像分类的解决方案。

有学者设计了多个模型,直接将多标签分类看成多个二分类进行图像分类,该算法未考虑标签中的相关性,如露筋与锈蚀往往是一并存在的;Wei^[5]等提出对每张图片提取含有标签信息的候选区域,然后将每个候选区域输入CNN进行分类训练,最后融合所有候选区域的分类结果,从而得到多个标签信息完整的图片;Jiang Wang^[6]等提出了CNN-RNN网络结构,利用CNN提取相应的语义特征,建立标签之间的相关性,完成分类训练,该算法考虑了每个图像中的标签的相关性;TN Kipf^[7]通过构建数据集中标签共现的概率,完成GCN模型的构建,发掘目前类别之间的相关性,并联合CNN进行训练,完成最终的分类任务。

本文是基于弱监督学习的方法,对每张图像是否病害目标建立Multi-Hot向量标签。该方法的主要思想是将复杂的多标签分类问题转化为单标签分类,因而可以利用迁移学习等技术来训练,达到多标签分类的目的。

2.3 多标签网络模型

多标签网络模型的思想是设 $X=R^d$:表示d维的输入空间; $Y=\{y^1,y^2,...,y^m\}$:表示带有m个可能的标签空间; $D=\{(x^i,y^i)|1 \leq i \leq m\}$:训练集,m表示训练集的大小,上标表示样本序号, $x^i \in X$,是一个d维向量, $y^i \subseteq Y$,是Y的一个标签子集。模型的任务就是学习一个多标签集的分类器函数 $F(x^i)$,使 $F(x^i) \rightarrow y^i$ 。

本文是利用计算机视觉下的图像分类的主流模型VGG、ResNet、ResNeXt、DenseNet、SENet进行修改结构末尾的分类层进行迁移学习,并对比各网络模型的差异,选出最适合桥梁表观病害图像分类的网络。

2.4 多标签图像分类实验

本文研究采用公开的数据集Concrete DEfect BRidge Image Dataset^[8],该数据集是由Martin Mundt等人收集的混凝土桥梁多标签缺陷图像,包含有六个相互不排斥的类别:钢筋混凝土表面的裂缝(Crack)、脱落(spallation)、露筋(exposed bars)、风化(efflorescence)、腐蚀(corrosion stain)合计5个类别的病害和无缺陷(Background)图像。为提高模型的泛化能力,训练过程中会采用随机旋转、裁剪、翻转、随机噪声等数据增强技术。

2.5 评价标准

多标签的图像分类较为复杂,其评价标准也与多分类的图像任务不同,其大致分为三大类,分别是基于样本的评价、基于标签的评价、整体评价,具体指标包含准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1值、汉明损失(hamming_loss)、平均精度(Average Precision)等。

2.6 结果分析

本文选取了ResNet50、ResNeXt50、ResNest50、SE_ResNeXt101、DenseNet121共5个主流的图像分类

模型进行迁移学习,训练120个epoch,计算了在测试集上的相关指标见表1所示。mAP表示各病害识别平均精度的均值,是以精确率(Precision)为纵轴,召回率(Recall)为横轴绘制曲线下的面积,它不受人为主观设置的阈值的影响,更加综合评价模型的性能,从表1的结果中看出SE_ResNeXt101、ResNeXt50模型的mAP值分别为93%、90%,为对比的5个模型中最好的两个模型,验证了模型中的分类聚合变换和注意力机制对桥梁表观病害图像的分类识别有较强的适用性。

表1 各实验模型测试性能对比

模型	P _{micro}	R _{micro}	F1 _{micro}	P _{macro}	R _{macro}	F1 _{macro}	P _{sample}	R _{sample}	F1 _{sample}	汉明损失	mAP
ResNet50	73%	78%	75%	73%	78%	75%	72%	75%	72%	0.1226	84%
ResNeXt50	80%	83%	82%	81%	83%	82%	82%	84%	82%	0.0881	90%
ResNest50	79%	79%	79%	79%	79%	79%	78%	79%	77%	0.0994	87%
SE_ResNeXt101	81%	86%	83%	82%	86%	83%	82%	86%	82%	0.0825	93%
DenseNet121	56%	89%	69%	67%	89%	71%	64%	87%	70%	0.1938	85%

选取mAP值最高的SE_ResNeXt101模型,绘制其在测试集的各个病害类别的P-R曲线如图2所示,该曲线与坐标轴围成的面积及AP值,其中露筋的AP值最高为97%、腐蚀的AP值最低也有88%,说明该模型对于桥梁表观病害图像的识别有很好的效果,能在实际的检测工作中应用。

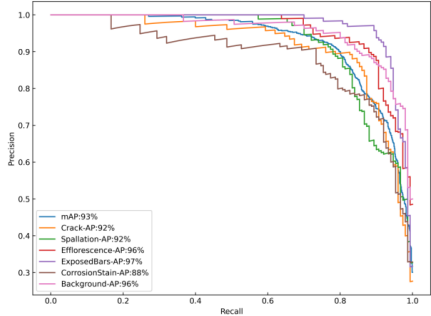


图2 各病害类别P-R曲线

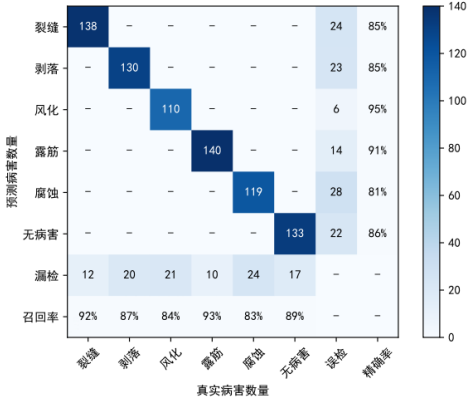


图3 各类别病害检测统计

图3的混淆矩阵统计了SE_ResNeXt101模型在测试集上的各个类别病害检测情况,如裂缝总目标有150个,召回138个,漏检12个,召回率92%;模型预测裂缝总数162个,正确的138个,误检24个,精确率85%,其他类别也有较好的检测效果。

使用国产无代码编程技术自主研发 固定资产管理系统的研究

朱聪睿, 薛爽

(长江宜昌航道工程局, 湖北 宜昌 443000)

摘要: 本文介绍了长江宜昌航道工程局从该局《固定资产管理办法》和管理实际出发, 提炼信息化需求, 应用国产云表 PAAS 无代码编程技术自主开发固定资产管理系统。该局以较低的成本实现了固定资产管理的信息化, 有效提升该局固定资产管理的质量和效率。

关键词: 固定资产; 盘点; 折旧; 二维码; 云表; 无代码编程; 信息化

中图分类号: U617 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006—7973 (2022) 10—0153—03

1 研究背景

2021 年, 长江宜昌航道工程局 (以下简称宜工局) 印发了《固定资产管理办法》, 办法规定了该局固定资产流程审批类事项和统计类事项 20 余项, 涉及固定资产 1000 余项。该局固定资产管理具有资产数量多、管理层级多、沟通事项多、数据报表多, “四多” 的特点。由于管理工具落后, 高度依赖人工核对和手工台账, 工作效率低下、数据统计困难、固定资产信息难以共享和追溯成为了该局固定资产管理的痛点。

2 管理现状

宜工局在实际管理中发现固定资产数量和分布情况时刻在变化, 采用现行的纸质资料填报、人工审核、手工台账仅能从名称、数量、金额等方面静态掌握宏观情况, 无法实现资产全生命周期的精确管控。手工记账人为影响因素较多, 统计、汇总滞后、工作效率低下, 无法保证统计数据的准确性, 资产管理面临实物状况不清、重复购置、闲置、流失等潜在风险。

3 研发实施

3 结论

本文对比了 ResNet50、ResNeXt50、ResNeSt50、SE_ResNeXt101、DenseNet121 共 5 个主流的图像分类模型在桥梁表面图像上识别分类病害的性能, 其 SE_ResNeXt101 网络模型 mAP 值为 93%, 具有较好的检测性能, 能够有效地过滤出存在病害的图像, 踢出无缺陷图像的干扰, 为后续进一步精确检测研究奠定了基础, 对实际的检测工作也有参考价值。

参考文献:

- [1] 王桂平, 陈旺桥, 杨建喜, 等. 基于迁移学习的桥梁表面病害检测技术研究 _ 王桂平 [J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(6): 1638-1646.
- [2] 彭雨诺, 刘敏, 万智, 等. 基于改进 YOLO 的双网络桥梁表面病害快速检测算法 [J]. 自动化学报, 2022, 48(4): 1018-1032.
- [3] 周清松, 董绍江, 罗家元, 等. 改进 YOLOv3 的桥梁表面病害检测识别 _ 周清松 [J]. 重庆大学学报, 2022, 45(6):

121-130.

- [4] Zhang Yuexin, Huang Jie, Cai Fenghuang. On Bridge Surface Crack Detection Based on an Improved YOLO v3 Algorithm [J]. IFAC Papers On Line, 53: 8205-8210.

- [5] Y. Wei, X. Wei, L. Min, et al. HCP: A Flexible CNN Framework for Multi-Label Image Classification [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2016, 38(9): 1901-1907.

- [6] Jiang. W, Yi. Y, Mao. J, et al. CNN-RNN: A Unified Framework for Multi-label Image Classification [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (cvpr), 2016.

- [7] T. N. Kipf, M. Welling. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks [C], 2016.

- [8] M. Mundt, S. Majumder, S. Murali, et al. Meta-learning Convolutional Neural Architectures for Multi-target Concrete Defect Classification with the CONcrete DEfect BRIDGE Image Dataset [C] // The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (cvpr), 2019.