引文格式：翟晓成,丁攀,苟晓锋,等. 基于AI的路面病害自动识别系统研发与应用[J]. 地理空间信息, 2024, 22(9): 84-88. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.09.018

# 基于AI的路面病害自动识别系统研发与应用

翟晓成[1]，丁　攀[1]，苟晓锋[1]，刘俊杰[2]，刘士宽[2*]，费　昀[2]
（1. 甘肃省兰州公路事业发展中心，甘肃 兰州 730000；2. 中交宇科（北京）空间信息技术有限公司，北京 100094）

**摘　要：**在日常养护巡查路面病害识别方面，大多采用肉眼观测实际路面或人工判读路面影像的方式，而人工识别病害存在漏检现象，准确率和工作效率较低。为解决该问题，以AI代替人眼进行路面病害识别，并进行路面病害的可视化管理。基于AI的路面病害自动识别系统可显著提升路面病害识别效率，为路面病害自动化识别技术的发展做出贡献，提高养护管理科技水平。

**关键词：**日常养护巡查；AI；路面病害自动识别；病害可视化
**中图分类号：**P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）09-0084-05

# Development and Application of Automatic Identification System for Pavement Diseases Based on AI

ZHAI Xiaocheng[1], DING Pan[1], GOU Xiaofeng[1], LIU Junjie[2], LIU Shikuan[2], FEI Yun[2]
(1. Highway Development Center in Lanzhou Gansu, Lanzhou 730000, China;
2. China Trans Geomatics Co., Ltd., Beijing 100094, China)

**Abstract:** In terms of pavement daily inspection, the modes of visual observation of actual pavement or artificial interpretation of pavement image are frequently adopted. Regardless, the artificial recognition method would cause missed detections, low accuracy and low work efficiency. On the basis of this, we instead artificial intelligence (AI) of human eyes to identify pavement diseases, and provides visual management of pavement diseases. The automatic identification system for pavement diseases based on AI has improved the efficiency of pavement disease identification significantly. The achievement has made contributions to the development of automatic identification technology for pavement disease, and improves the technical level of maintenance management.

**Key words:** daily inspection, AI, automatic identification of pavement disease, disease visualization

随着全国路网建设的完善，交通行业全面进入养护时代。养护专业人员年龄结构、知识结构以及信息技术发展，对公路养护信息化提出了新要求[1]。2022年是“十四五”交通强国铺开之年，实现了机械化移动巡查，改变了原有作业形态，提高了工作效率；但在实际应用中，仍需人工判读、分析与统计，关键信息处理工作效率较低。病害严重程度完全依赖人为判断，易遗漏主要问题或描述不准确。人工智能（AI）是研究开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术与应用系统的一门技术科学[2]。AI自诞生以来，理论和技术日益成熟，应用领域不断扩大，在路面病害识别领域发挥着越来越重要的作用。

## 1　研究现状

1）国外现状。现阶段美国、加拿大、日本、英国等国家的公路路面病害AI自动识别技术基本都已进入实际应用阶段。2020年瓜达拉哈拉自治大学（墨西哥）的Angulo A A提出了一种AI目标检测器，利用深度学习架构从静止图像或实时视频中识别和分类道路损害[3]。2021年美国密苏里大学哥伦比亚分校土木与环境工程系的维萨尔曼达尔提出了一种利用AI技术自动进行路面病害检测和表征的方法。其研究在IEEE全球道路损害检测挑战赛全球121支参赛队伍中排名第四[3]。

2）国内现状。目前高速公路日常巡查工作中的路面病害识别方法仍以人工识别为主，日常巡查工作定人、定路段、定内容、定时间，以车行目测为主，辅以摄影、摄像、望远镜等设备，不仅工作量大、效率低下，而且安全性差。随着AI技术的发展，基于图像和视频的路面病害识别研究不断涌现，高德、百

收稿日期：2023-04-24。
项目来源：2022年甘肃省交通厅科研课题。
第一作者简介：翟晓成（1983—），高级工程师，从事公路工程施工、管理、养护等工作，E-mail：121605810@qq.com。
通信作者：刘士宽（1984—），高级工程师，从事公路交通信息化工作，E-mail：liusk0031@navinfo.com。

度、千寻等互联网公司纷纷加入路面病害识别研究，基于自身路测采集的数据，研究深度学习算法，识别路面病害，准确率均达到90%以上。2018年同济大学的杜豫川教授在全国养护论坛上提出基于深层神经网络的高度自动化病害识别模型，采用连续视频进行6类病害的自动检测，准确率高达80%[4]。常光照[5]研发了基于轻量化复合传感器和AI算法的道路设施健康快速巡查系统，实现了路面裂缝、坑槽、网状裂缝、颠簸等病害以及路侧标志标牌的识别与准确定位，综合识别准确率可达75%。唐咸燕[6]采用卷积神经网络AI算法训练巡查车采集的道路视频图像，有效识别了裂缝、坑槽、龟裂、破碎、修补等多种道路病害类型。

3）现状分析。纵观国内外现状，路面病害识别技术向着AI智能识别的方向发展。随着图像传感器技术的进步，图像采集新技术、新方法的应用，其发展前景更加广阔。然而，国内技术发展水平与国外先进水平还有差距，需要深入研究。近年来，基于AI的路面病害自动识别算法和轻量化巡查技术研究越来越多，识别准确率显著提高；但仍处于科学研究和测试阶段，真正用于实际日常巡查路面病害识别作业的单位很少。尽管如此，国内大多数行业公司都意识到基于AI的路面病害识别是未来的发展趋势。可见，研发与应用基于AI的路面病害自动识别系统，以解放劳动力、提高工作效率、保证人员安全，势在必行。

## 2　系统总体设计

### 2.1　系统结构设计

基于AI的路面病害自动识别系统由智能巡查子系统、病害自动识别算法和路面病害管理子系统构成，智能巡查子系统用于采集路面影像，并上传至算法服务器；病害自动识别算法负责分析上传的路面影像，自动识别路面病害，并输出到路面病害管理子系统；路面病害管理子系统直接面向用户，负责对路面病害结果进行可视化管理和编辑。

### 2.2　业务流程设计

基于AI的路面病害自动识别，首先利用日常巡查车上放置的智能巡查系统进行养护日常巡查作业，获取路面影像；然后将路面影像自动上传至算法服务器，并在该服务器上建立道路路面病害样本库，通过AI技术中的人工神经网络深度学习算法对路面影像进行分析和信息识别，自动识别影像中的路面病害类型和位置；最后以桩号和GNSS位置的形式进行记录反馈。巡查过程全程可追溯，并自动生成道路巡查日志（图1）。

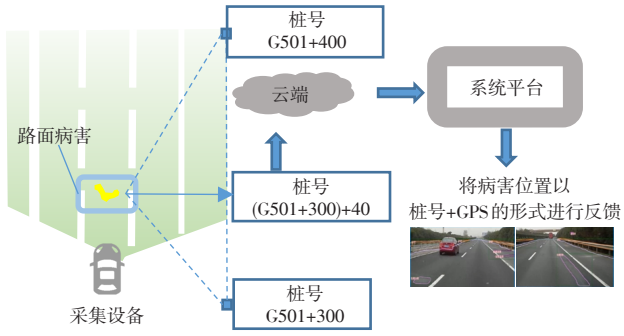



图1　作业流程图

## 3　基于AI的路面病害自动识别系统研发

### 3.1　智能巡查子系统

智能巡查子系统是由摄像头、GNSS天线、存储单元、4G通信设备和平板构成的硬件集成系统（图2），作业时固定在日常巡查车辆的车顶，系统拆装简便。智能巡查子系统包括高清相机1台，图像采集设备主机1套（工控机1台、4G回传模块1套、GPS定位模块1套、天线4根），路面图像采集仪显示器1台以及电源连接线等线路若干，详细参数见表1。

借助传感器实现在公路上以正常车流速度、连续、非接触、高效实时地记录路面图像信息。采集的数据包括图像、每次相机曝光时刻的GNSS坐标、行驶里程等。智能巡查子系统可根据日常巡查车辆的车速动态调节相机快门速度，从芯片层面实现采集全智能，保证采集和上传图像的频率均匀，停车停传，减少数据冗余，降低通信流量费用；4G模块保证沿途采集的图像可进行自动回传；内置的储存卡可用以断点续存，保证数据不发生丢失。

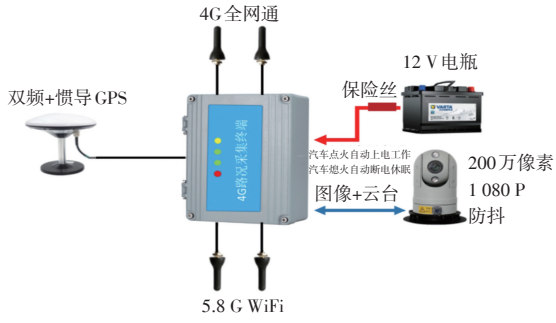



图2　智能巡查子系统构成

### 3.2　基于AI的路面病害自动识别算法

#### 3.2.1　算法服务器

基于AI的路面病害自动识别算法要求服务器集成AI GPU，支持多重矩阵运算，AI GPU需要NVIDIA Geforce RTX 4090以上配置。通常每种路面病害类型均对应一个病害识别算法，而高速公路路面病害种类

多达21种，因此为支撑多层次多种类病害识别算法，本文采用服务器集群进行算法分析，同时对多类型病害进行识别。

表1 设备参数表

| 项目 | 详细描述 |
|---|---|
| CPU | 4核Cotex-A7、2.0 Tops NPU、14 M ISP |
| RAM/ROM | 2 G DDR4、8 G EMMC |
| 视频存储 | 支持32 G/64 G/128 G 工业级TF卡 |
| WiFi | 2.4 G+5.8 G双频，主频580 MHz，2.4 G速率为300 Mbps，5.8 G速率为867 Mbps，均支持2T2R |
| 无线通信 | CAT-4，双天线设计，上行速率为50 Mbps，下行速率为150 Mbps |
| GPS | 双频GPS+BeiDou+惯导，蘑菇磁吸，高增益有源双频天线，定位精度小于1 m |
| 摄像头 | 车载云台，1 920×1 680图像采集，最大帧率为25帧/s |
| 接电方式 | 接蓄电池 |
| 是否有发动机低电压保护 | 支持 |
| 供电电压 | 11~15 V，2 A |
| 工作环境温度/℃ | -20~+70 |
| 防水等级 | IP67 |
| 4G天线类型 | 高增益金属棒状磁吸天线 |
| 4G天线高度/mm | 170±3 |
| WiFi天线类型 | 高增益金属棒状磁吸天线 |
| WiFi天线高度/mm | 93±3 |
| 外壳安装方式 | 磁吸式 |
| 外壳尺寸/mm | 250（±10）×185（±10）×88（±10） |

### 3.2.2 样本库的建立

基于AI的路面病害自动识别算法主要是基于多层神经网络自动提取路面影像中不同层次的特征，再将这些特征传输给相应的分类器进行识别。因此，需要借助大量的经验样本数据，样本数量越多，自动识别的准确率越高。本文依托养护管理单位庞大的巡检影像数据资源，采用人工标定的方式建立了丰富的病害特征样本库[7]（图3），目前累计病害特征样本30万张以上。



a 横向裂缝样本库 b 纵向裂缝样本库

图3 样本库示意图

### 3.2.3 算法模型

基于AI的路面病害自动识别算法采用的算法模型为Mask R-CNN模型（主要检测算法）和YOLOv5模型（补充检测较小的病害，并检验Mask R-CNN模型的识别结果）。算法模型采用Python语言进行编程实现，部署在算法服务器上。

1）Mask R-CNN模型。卷积神经网络通过对生物视觉神经系统的模拟而产生，首先经过预训练、初始化权值，并通过最小化误差获取相关参数；再进行微调，通过反向传播调整参数达到最优化。卷积神经网络层与层之间采用局部连接，上层节点依赖下层节点，确保模型简单和容易训练[8-9]。模型采用权值和偏移量共享，通过参数共享减少参数数量，下采样能对学习到的特征进行降维，提取出更抽象的特征，在减少特征的同时增加特征面，表达更加抽象和丰富的特征，通过卷积层抽象图像特征，经过池化层降维过程抽取更高级特征。Faster RCNN模型是卷积神经网络的变种，综合性有较大提高，在检测速度方面尤为明显，并以此为基础开发了独有的Mask R-CNN模型，达到像素级识别效果。AI自动识别路面病害流程见图4。通过Mask R-CNN架构来执行语义分割技术，可实现目标检测，即直接在结果图上绘制目标框；识别每个目标的类别，区分到底是裂缝、坑槽还是其他类别；在每个目标的像素层面区分前景和背景。

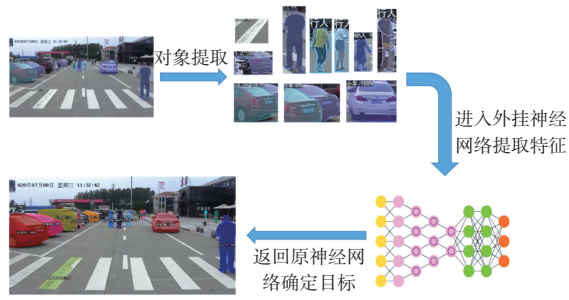



图4 AI自动识别病害流程图

2）YOLOv5模型。YOLOv5模型由骨干网络、颈部、头部3部分组成。骨干网络主要由Focus、BottleneckCSP和SSP网络构成，包括Focus、Conv卷积块、BottleneckCSP和SSP等模块。其中，Focus模块用于切片，以减小图像的高度和宽度，并通过Concat将切片图像的高度和宽度整合，增加输入图像的通道数；Conv卷积块和BottleneckCSP模块用于对整合后的图像进行特征提取，经过3次卷积操作后，得到图像特征图；SSP模块用于提升模型精度。颈部采用BottleneckCSP模块减少模型参数量，并通过上采样和下采样操作得到不同尺度的特征图。头部采用多尺度特征图进行检测，通过大图像检测小目标、小图像检测大

目标[10-11]。

通过YOLOv5模型可识别的路面病害类型包括：①坑塘、拥包、沉陷、路面障碍物、伸缩缝型钢损坏翘起、砼损坏脱落等；②唧浆、车辙、裂缝、龟裂、块状裂缝、松散、标线损坏、剥落、路框差、病害已修、水泥路病害等。

### 3.3　路面病害管理子系统

路面病害管理子系统为B/S架构，采用Java、JS等编程语言开发完成。GIS引擎为自主研发的MineMap4.0引擎，加载矢量地图服务，可在GIS地图上对路面病害自动识别结果进行可视化管理，同时编辑病害信息。路面病害管理子系统主要包括巡查轨迹查看、巡查影像浏览、路面病害查看、统计分析、报表导出等功能模块，还预留数据共享接口，可与其他已有业务系统实现数据共享，从而满足后续养护工单、养护决策等需求。

## 4　项目应用与结果分析

### 4.1　项目背景

某机场高速公路路段全长70 km，是省交通管理单位重点管理路段。由于特殊的行车环境，路面病害易发、状况复杂，省交通管理单位承受了巨大的养护压力，但养护资金有限，为使较少的资金发挥最大效用，全面体现高速公路的畅、安、美、舒性能，希望从日常养护巡查入手，采用高科技手段实现降本增效的目标。

### 4.2　AI路面病害识别与结果分析

项目团队将基于AI的路面病害自动识别系统服务于该机场高速公路的日常养护巡查，对路面病害进行自动识别和可视化管理。为对AI路面病害的识别结果进行评价，本文选取K1688+700~K1698+700的10 km路段，采用AI路面病害自动识别系统分别于8：00、12：00、19：00三个时段对路面病害进行识别和管理，同时采用传统人工记录的方式进行识别，并对二者的识别结果进行对比分析。识别结果见表2~4，可以看出，AI识别发现的病害数量比人工调查的多，原因在于人工识别难以发现细小病害，且存在漏检现象；AI识别和人工识别均受光照、时间、阴影等影响，但对AI识别的影响稍大一些，通过人工复核后，AI识别的准确率均在90%以上，中午时段可达到95%以上。采用AI识别方式的人工参与1人时，而采用人工调查方式的人工参与平均4人时以上，因此AI病害识别的效率是人工调查的3倍以上。可见，基于AI的路面病害自动识别系统能满足本路段公路管养单位的需求，且有效避免了漏检现象，提高了病害识别效率，实现了降本增效的目标。

表2　8：00识别结果对比表/处

| 路面病害 | AI识别 | AI后人工复核 | 人工调查 |
|---|---|---|---|
| 龟裂 | 10 | 8 | 8 |
| 横向裂缝 | 12 | 11 | 10 |
| 纵向裂缝 | 26 | 25 | 25 |
| 坑槽 | 23 | 23 | 21 |
| 唧浆 | 15 | 13 | 10 |
| 修补 | 10 | 8 | 8 |
| 泛油 | 23 | 21 | 18 |
| 沉陷 | 2 | 2 | 2 |
| 松散 | 5 | 5 | 5 |
| 车辙 | 1 | 1 | 2 |
| 合计 | 127 | 117 | 109 |

表3　12：00识别结果对比表/处

| 路面病害 | AI识别 | AI后人工复核 | 人工调查 |
|---|---|---|---|
| 龟裂 | 9 | 8 | 8 |
| 横向裂缝 | 11 | 11 | 10 |
| 纵向裂缝 | 25 | 25 | 25 |
| 坑槽 | 23 | 23 | 21 |
| 唧浆 | 15 | 13 | 11 |
| 修补 | 9 | 8 | 8 |
| 泛油 | 22 | 21 | 18 |
| 沉陷 | 2 | 2 | 2 |
| 松散 | 5 | 5 | 5 |
| 车辙 | 1 | 1 | 2 |
| 合计 | 122 | 117 | 110 |

表4　19：00识别结果对比表/处

| 路面病害 | AI识别 | AI后人工复核 | 人工调查 |
|---|---|---|---|
| 龟裂 | 7 | 5 | 6 |
| 横向裂缝 | 10 | 10 | 9 |
| 纵向裂缝 | 24 | 23 | 23 |
| 坑槽 | 20 | 19 | 18 |
| 唧浆 | 14 | 12 | 12 |
| 修补 | 8 | 7 | 8 |
| 泛油 | 22 | 19 | 20 |
| 沉陷 | 2 | 2 | 2 |
| 松散 | 5 | 5 | 5 |
| 车辙 | – | – | 2 |
| 合计 | 112 | 102 | 105 |

### 4.3　路面病害的可视化管理

项目中利用路面病害管理子系统实现了路面病害的可视化管理。巡查轨迹查看，根据巡查时段自动筛选巡查轨迹，并在地图上进行可视化，地图下侧可显示巡查历史影像（图5）。巡查影像浏览，对日常巡查

影像进行浏览，并对影像上的病害进行人工质检和标注（图6）。路面病害查看，在GIS地图上标记路面病害位置，通过点击病害位置图标，可查看对应病害的图片和相关属性信息（图7）。对路面各类病害信息、病害类型、数量进行时间、空间、类别、数量等多维度的统计分析（图8）。可筛选查看一周内所有的病害数据，按照要求的报表模板进行导出（图9）。

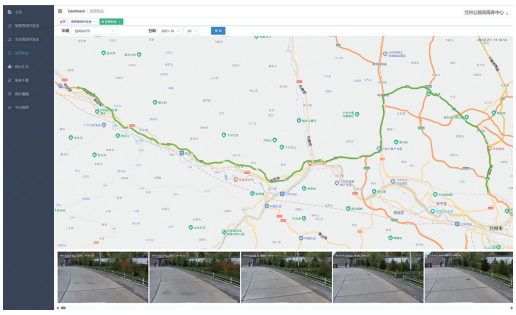


图5 巡查历史轨迹查看

审图号：GS(2021)6026

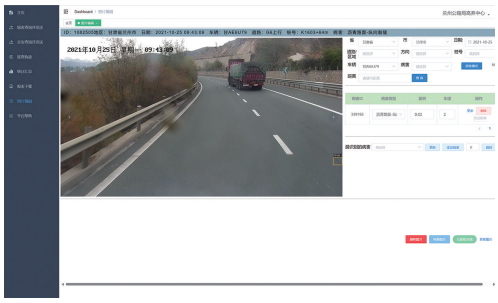


图6 巡查影像浏览

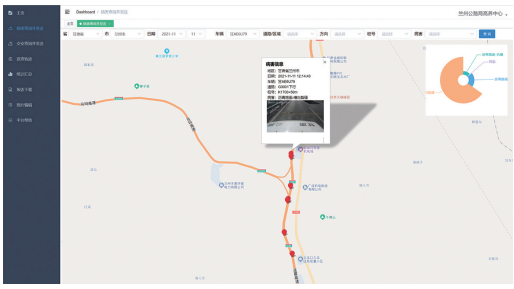


图7 病害信息查看

审图号：GS(2021)6026

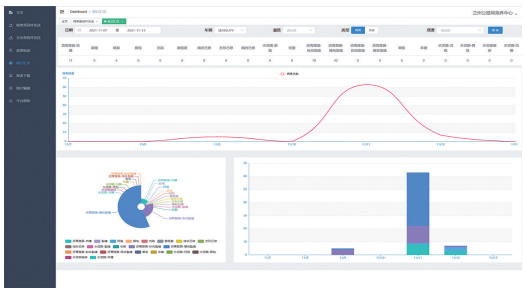


图8 病害统计分析

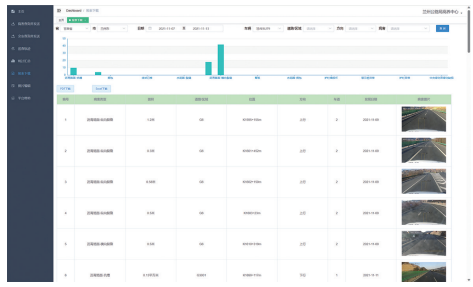


图9 报表导出

## 5 结 语

通过研发与应用基于AI的路面病害自动识别系统，实现了路面病害识别工作降本增效的目标，同时由于无需巡查人员下车查看和记录路面病害，有效降低了安全事故发生的风险。巡查记录和路面病害实现了电子化管理，可随时备查回溯，对日常养护档案管理效率的提升具有关键作用。基于AI的路面病害自动识别系统还有进一步提升的空间，如智能巡查系统的装备小型化升级改造、优化AI识别算法以减轻外界因素干扰等。随着技术的提升和逐步推广应用，势必开启全面替代人工巡查的新时代。

## 参考文献


[1] 姜俊龙. 高速公路道路养护管理现状及对策分析[J]. 才智，2011(11):232

[2] Collin. AI人工智能[R/OL]. (2021-05-11)[2023-04-11]. https://zhuanlan. zhihu. com/p/371422153

[3] 李江. 基于图像的道路裂缝识别算法的研究[D]. 武汉:华中科技大学,2013

[4] 同济大学. 基于人工智能的轻量化路面质量快速检测系统[R].

[5] 常光照. 车载轻量化道路智能巡查系统探析[J]. 中国安防，2020(9):100-104

[6] 唐成燕. 路面病害智能识别和养护管理系统应用[J]. 交通与运输,2021,37(5):39-43

[7] 吕凯元,刘士宽,费昀. 深度学习技术在公路养护检测中应用研究[J]. 工程技术,2019(1):195-197

[8] 江苏公路. 江苏养护科技创新与实践[R].

[9] 李志强. 路面快速检测设备检测技术性能评价研究[J]. 山西交通科技,2017(6):6-8

[10] 常莹,蔡蓉宾. 基于卷积神经网络的多类别路面病害识别研究[J]. 上海电气技术,2020,13(2):61-66

[11] 刘宪明,辛公锋. 国内基于深度学习的道路路面病害检测研究综述[J]. 电子世界,2021(8):96-98