



示范性软件学院联盟



技术创新

# 智能道路病害分析平台

创新视野 精准检测 —— 为路面安全保驾护航

TEAM: InnovateX

# 目录

CONTENTS

1 项目概述  
PROJECT OVERVIEW

2 技术创新点  
TECHNICAL INNOVATION

3 功能创新点  
FUNCTIONAL INNOVATION

4 项目演示  
PROJECT DEMONSTRATION

5 总结与展望  
CONCLUSION & PROSPECTS

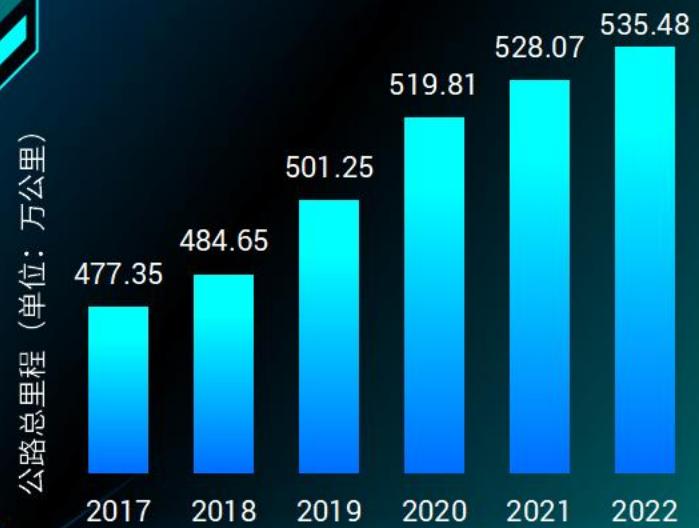
# 项目概述

---

# 项目背景

## 中国全国公路里程稳步提升，总量稳居世界第一

公路作为我国交通的主要力量，在全国范围内使用广泛，截至2022年末全国公路里程已达535.48万公里，总量稳居世界第一。



## 中国机动车驾驶总量逐年增加，保有量多年居世界第一

截至2023年3月底，全国机动车保有量达3.3亿辆，其中汽车达2.46亿辆，驾驶人达4.1亿，机动车、驾驶人总量及增量均居世界第一。



数据来源：交通运输部网站《2022年交通运输行业发展统计公报》、国家统计局

# 随之而来的道路养护难题



## 未来公路养护需求持续增加

中国公路养护里程占比超过**99%**。同时公路总里程还将继续增加，公路一般十年左右一大修、五年左右一小修，未来养护需求仍将不断增大。



## 道路养护问题开销大

从公路养护公共财政支出情况来看，2020年我国公路养护公共财政支出决算数为

**885.83亿元**，同比

2019年增长了**6.34%**。

而其中路面的保养及修复又是一大重点。



## 传统道路病害检测效率低、成本高

传统的路面病害检测工作极度依赖专业人员进行手工评测，这不仅需要大量的专业领域知识，还需要昂贵的专业设备。这种方法效率低、成本高，难以满足大规模道路网络的检测需求。



## 缺少成熟的解决方案

目前并没有完备的路面病害检测问题的解决方案。在检测准确度、分析管理能力和用户操作体验上都很大提升空间。

# 问题定位

## 路面病害分类 (Pavement Distress Classification, PDC)

路面病害分类是道路维护和管理中的一个重要研究方向，旨在通过分析道路表面图像来识别和分类各种路面状况，例如裂缝、塌陷等病害。这项技术对于实现道路的自动化监测、提高道路维护效率和确保行车安全具有重要意义。面对路面图像的复杂性，包括不同类型和程度的病害，以及图像中病害区域的微小性，PDC任务呈现出显著的挑战。近年来，深度学习方法的引入为解决这些挑战提供了新的可能性，旨在通过先进的图像处理和模式识别技术，提高病害检测的准确性和分类的精度。

### 技术难题

- 高度不规则的病害特征
- 仅含小范围的病害区域
- 大量待处理的图像信息

### 应用现状

- 大部分工作依赖于手工
- 缺少较完善的应用平台
- 模型识别性能有待提升

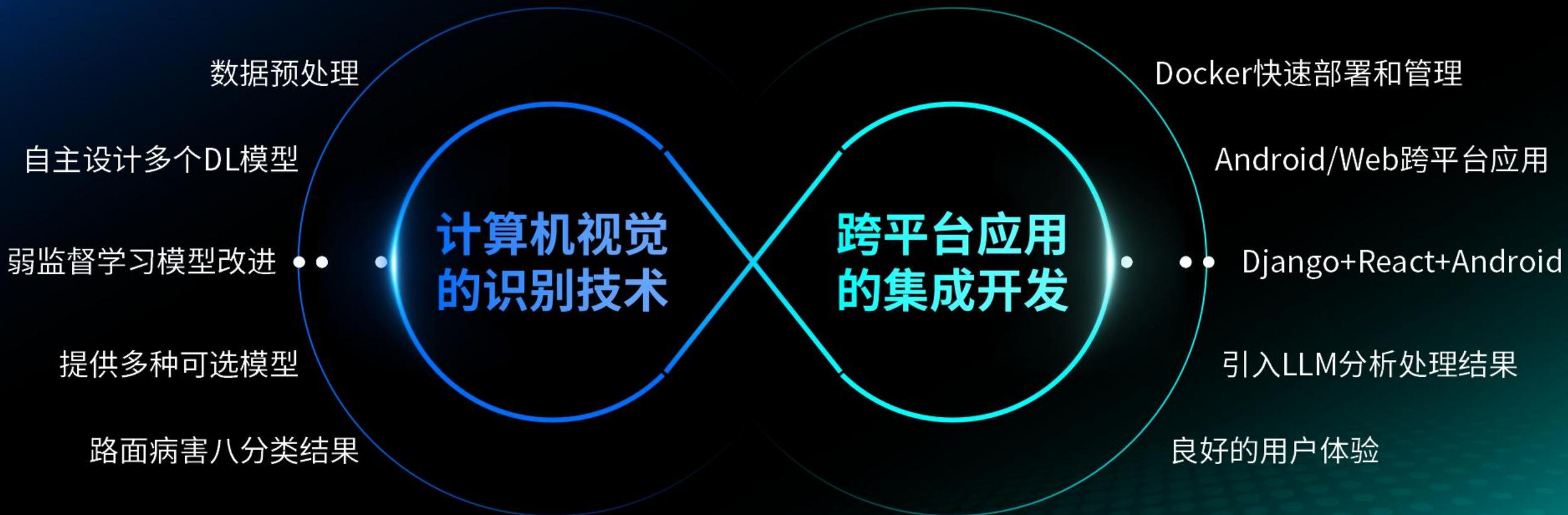
# 国家政策的大力支持

## 政府文件中多次提及道路养护 建立“道路养护+AI”智能平台

在《“十四五”公路养护管理发展纲要》文件中提到：“研制推广公路养护智能化应用，重点是基于人工智能（AI）的自动化巡查、基于物联网的养护工程质量管理和应用。加强公路养护科学决策方法研究，**重点研发各类设施养护评价、预测、决策等分析算法与模型**，通过算法模型汇集分析数据，提高决策水平，提升公路养护管理工作效能。”



# AI + 路面病害检测平台



# AI + 路面病害检测平台

## 多种模型可选

提供多个可选的模型

## 病害识别

在服务器后端提供  
模型推理服务

## 绑定道路信息

分析结果绑定道路，  
便于后续追踪

## 历史记录

提供历史记录的回溯

## 可视化展示

提供分析结果的  
可视化展示

## 结果导出

结合大模型提供多种  
结果导出方式

## 跨平台应用

Web和Android  
跨平台同步

## 下属用户管理

用户分级给予不同的  
用户权限

## 维护任务分派

对于病害路面进行  
维护任务的分派

# 技术创新点

---

# 团队技术研究积累



团队成员在该领域发表多篇高水平论文  
(中科院SCI 1区期刊和CCF-A会议)



## 弱监督学习

道路图片中病损区域占比低，模型难以区分病害路面和正常路面，弱监督的思想是一个不错的解决方案。



## Transformer和CNN结构的改进

创新模型设计以适应PDC问题，将目标分类为八个病害分类，并取得了理想的结果。



## 模型结果可解释性

显示模型在分类路面损伤时关注的区域，从而帮助理解模型的决策过程。

### I. INTRODUCTION

With the rapid growth of society and the modern logistics industry, road infrastructure has been greatly increased in today's world. There are a total of more than 4,800,000 kilometers of roads in the world [1], which leads to massive transportation requirements for the government. Maintenance of the pavement specimen is one of the key steps [2]. Generally speaking, the task of classifying pavement distresses is often conducted by a visual inspection or weakly supervised learning process due to the fact that the pavement distresses are often scattered and small in size, and it is almost impossible to collect enough labeled samples for training a deep learning model. Therefore, we propose a novel weakly supervised learning framework for efficient pavement distress detection and recognition.

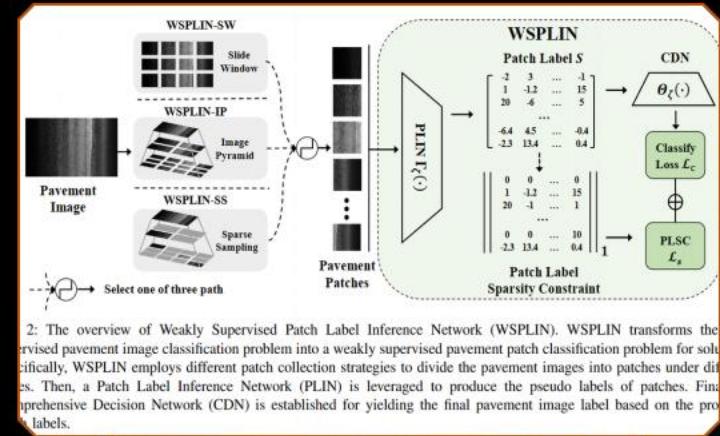
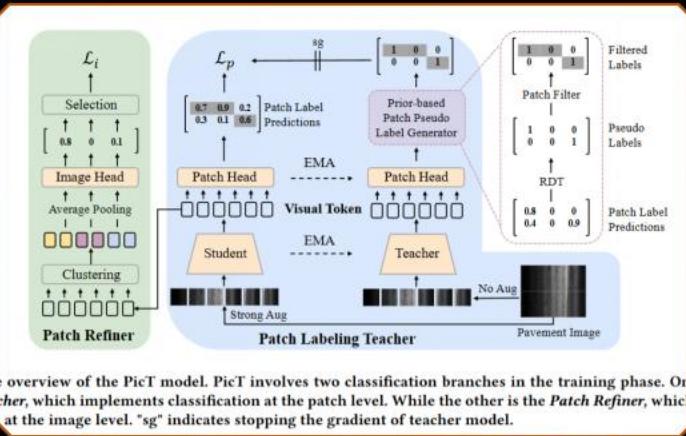
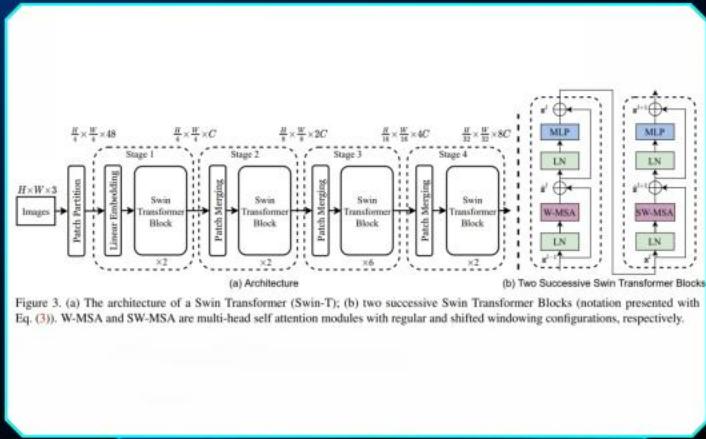
### II. RELATED WORK

There are two main categories of methods for pavement distress detection and recognition. One is the traditional rule-based method, such as the decision tree, support vector machine, and random forest, etc. These methods have been widely used in many fields due to their simplicity and robustness. Another category is the deep learning-based method, such as the convolutional neural network (CNN), recurrent neural network (RNN), and transformer, etc. These methods have achieved great success in various tasks, such as image classification, object detection, and semantic segmentation. In recent years, the CNN has become the most popular method for pavement distress detection and recognition due to its excellent performance and ease of implementation. However, existing learning-based methods mainly focus on the classification task, while the detection task is often ignored. To address this problem, a novel weakly supervised learning framework is proposed in this paper. It can handle both classification and detection tasks simultaneously. The proposed framework consists of two main parts: a weakly supervised learning module and a detection module. The weakly supervised learning module is responsible for generating initial labels for the detection module. The detection module is responsible for performing the final classification and detection tasks. The proposed framework has been evaluated on three datasets: CQU-BPVD, Crack450, and Crack500-PHD. The experimental results show that the proposed framework can achieve better performance than the state-of-the-art methods.

### III. PROPOSED FRAMEWORK

The proposed framework consists of two main modules: a weakly supervised learning module and a detection module. The weakly supervised learning module is responsible for generating initial labels for the detection module. The detection module is responsible for performing the final classification and detection tasks. The proposed framework has been evaluated on three datasets: CQU-BPVD, Crack450, and Crack500-PHD. The experimental results show that the proposed framework can achieve better performance than the state-of-the-art methods.

# 部署的模型



## Swin Transformer

部署的基础模型是Swin-L-22k的预训练模型在我们道路病害的数据集上微调后得到的。

## PicT

PicT作为弱监督的Transformer模型，在Swin的基础上获得了更好的识别结果，并且在可视化阶段做了额外的工作

## WSPLIN

WSPLIN通过将PLIN和CDN整合为一个端到端的深度学习模型，可以以更清晰有效的方式来优化PLIN。提供了图像金字塔(IP)和稀疏采样(SS)两种可选结果。

# 可选模型

## 基础模型：Swin

经典的Transformer模型  
在大量视觉问题中已经被证实有效  
ImageNet22k预训练的先验知识  
泛化性能更好，更稳定



## 高级模型：WSPLIN-IP

可以提供最好的图块可视化  
全尺寸图片的输入  
优化数据采集策略



## 高级模型：PicT

数据分类效果好，速度快  
缩略图的输入  
结合CAM可以实现弱监督的分割



## 高级模型：WSPLIN-SS

WSPLIN的轻量级版本  
更多考虑模型的效率  
可视化效果并不好



# 模型性能对比（在路面病害数据集中验证）

	Swin	PicT	WSPLIN-IP	WSPLIN-SS
AUC	97.2%	98.1%	97.6%	--
P@R=90%	82.7%	87.6%	85.3%	81.4%
P@R=95%	69.0%	77.0%	72.6%	--
Top-1	89.5%	92.2%	91.1%	--
F1-score	64.9%	70.2%	66.3%	63.7%

\*上述性能为单阶段识别（I-REC）任务下的评估

# 模型性能对比（在路面病害数据集中验证）

	AUC	P@R=90%	P@R=95%
ResNet-50	90.5%	45.0%	35.3%
Inception-v3	93.3%	56.0%	42.3%
VGG-19	94.2%	60.0%	45.0%
EfficientNet-B3	95.4%	68.9%	51.1%
ViT-B/16	96.1%	71.2%	56.1%
DeiT-B	96.3%	75.2%	59.3%
Swin-S	97.1%	79.9%	65.5%
IOPIN	97.4%	81.7%	67.0%
WSPLIN-IP	97.5%	83.2%	69.5%
PiCT	97.9%	85.6%	75.2%

不同模型单阶段检测 (I-DET) 任务性能

	I-DET (P@R=90%)	I-REC (F1)	训练时间 (减少比例)	吞吐量 (张/s)
IOPIN	81.7%	-	12.5h	31
WSPLIN-IP	83.2%	66.3%	11.1h (-11%)	43
WSPLIN-SS ( $\alpha = 0.25$ )	81.1%	64.1%	3.2h (-74%)	-
WSPLIN-SS ( $\alpha = 0.50$ )	81.4%	64.9%	5.7h (-54%)	53
WSPLIN-SS ( $\alpha = 0.75$ )	80.0%	63.7%	8.4h (-33%)	-
PiCT	85.6%	70.2%	1.5h (-88%)	57

不同模型的效率对比

# 功能创新点

---

# 总体架构

## Nginx

客户端的所有请求首先经过Nginx后根据配置转发到相应的后端服务器。

- Nginx作为反向代理服务器，接收客户端请求并转发。
- 实现负载均衡，提升系统的可扩展性和可靠性。

## 快速部署和管理

使用Docker来管理环境配置，整体应用具有较好的可迁移性。

- Docker-compose
- 使用环境变量来存储代码中的敏感信息，并通过容器的环境变量传递给对应程序。



# 跨平台的前端展示

lifecycle-aware state

Hilt & Dagger

SoC

Jetpack Compose

Retrofit

Ant Design

Axios/Fetch API

React Hooks

MobX

React Router



Android



Web

多平台记录同步

共享Django后端视图

统一认证管理

# 后端服务器处理



# 文件服务器



集中存储

文件集中存储在一个位置，便于管理和访问。



高可用性  
易拓展性

MinIO的分布式架构确保数据高可用，适应不同规模项目的需求。



高性能

优化了对大数据量的处理，提供高效的读写性能。



安全性  
与可靠性

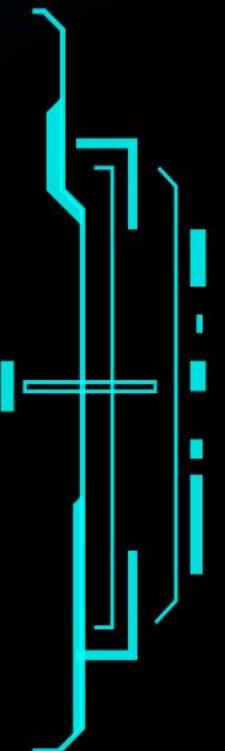
提供可靠的备份机制，支持详细的访问控制和加密功能

# 缓存机制

第一级缓存  
Django 默认缓存

第二级缓存  
Redis 缓存

第三级缓存  
MySQL 数据库



## 三级缓存架构

当系统访问数据时，将从三级缓存结构中依次进行访问，当高层缓存中未命中时，就会依次向下访问直到得到对应数据。

## 高可用性和容灾

采用 Redis Sentinel 和主从复制机制，能够实时监测 Redis 实例的健康状态，自动执行故障转移，同时在多个从节点上分散读操作压力，实现读写分离。

# Docker Compose部署



# 信息安全

1

## HTTPS

SSL/TLS协议

机密性完整性

身份认证

2

## SQL注入

ORM

Model

查询API

3

## CSRF

验证请求合法

CSRF令牌

HTTP/AJAX

4

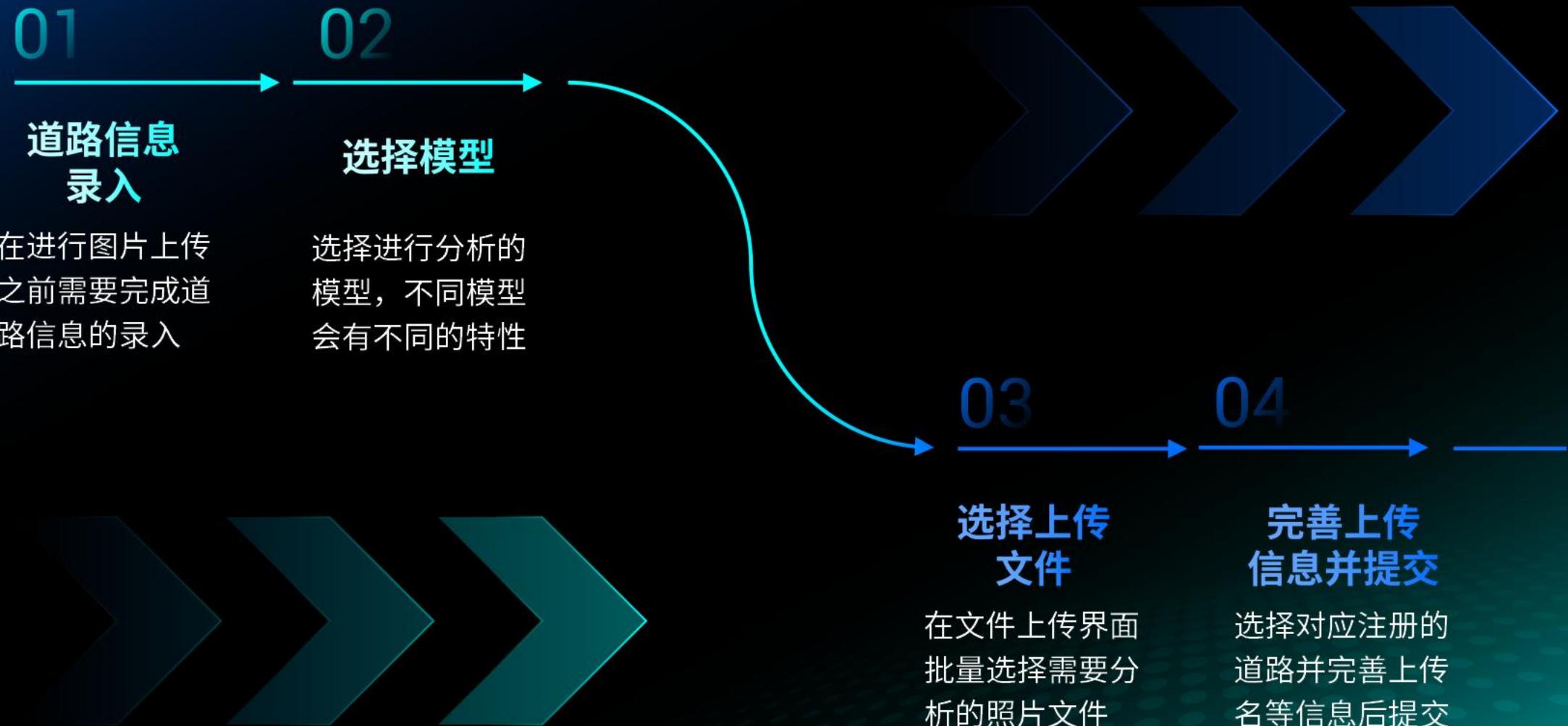
## 其他

密码哈希

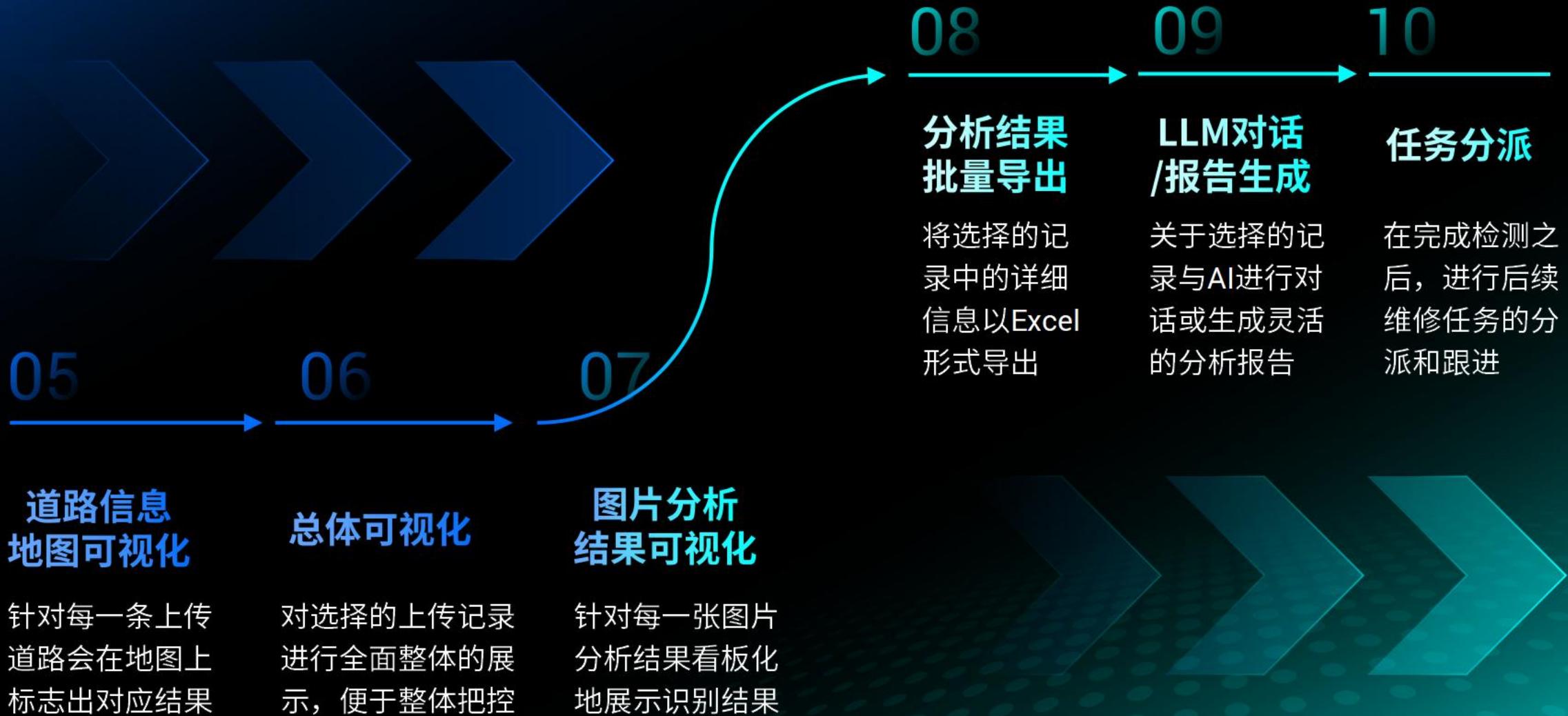
防止XSS攻击

用户认证系统

# 主要功能 - 文件上传



# 主要功能 - 结果展示

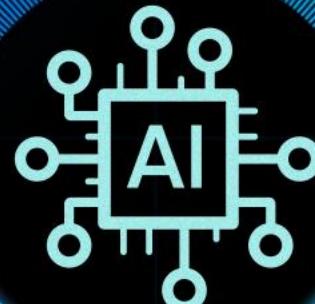


# 大语言模型LLM



## 大模型对话

在选择了对应的分析记录之后，应用在“结果导出”中提供了“AI对话”的功能，用户可以自由地向AI提问，“智能助手”会结合当前的分析结果数据给出合理的回答。



## 智能报告

在“结果导出”中，应用提供用户“AI生成报告”的功能，用户可以自行确定报告的主题关键词，LLM会根据当前的分析结果数据针对不同的主题词，生成对应的总结。

# 用户等级划分

用户等级



系统管理员

**SuperUser:**

- 管理所有用户
- 注册公司及管理员
- 维护系统

公司管理员

**Level 0:**

- 公司中最高管理者
- 注册普通管理员
- 查看全公司的记录

普通管理员

**Level 1:**

- 公司中普通管理者
- 注册普通员工
- 查看自己及下属记录

普通员工

**Level 2:**

- 公司中普通员工
- 仅涉及基本功能操作
- 仅查看自己上传记录

# 项目展示

---

# 跨平台的应用

道路信息录入

识别图像上传

结果信息展示

关注记录收藏

用户人员管理

多种结果分析

道路图片拍摄

跨平台记录同步

Web

Android

# 项目展示

Android



项目功能展  
示详情请参  
看演示视频  
或产品文档

Web



# 总结与展望

---

# 应用总结

处理效率

## 传统手工处理

处理需要约**14h** (2天)

管理方式

人工**手动管理**病害数据

准确率

病害识别准确率**高**

处理成本

**较高**的时间成本和人工成本

## 智能病害分析平台

处理需要约**5min**

平台**自动管理**病害数据

病害识别准确率**高**

**极低**的分析成本

\*假设一条道路的病害图片约为10000张

\*假设手工每5s可以完成一张图片的分类

# 应用场景

## 市政道路维护

市政机构可以使用这个系统来定期检查城市内的道路状况，以便及时发现和修复路面病害，比如裂缝、坑洼或者其他损害。

## 高速公路管理

高速公路管理机构可以利用这个系统来监测高速公路的路面状况，以预防和及时修复可能导致交通事故的路面问题。

## 交通安全分析

交通安全研究机构可以利用路面病害数据，分析事故发生的原因，如何通过改善路面状况来减少交通事故。

## 城市规划与发展

规划者可以通过分析不同区域的路面状况，了解城市基础设施的发展情况，有助于合理规划未来的城市建设与维护工作，比如预算分配、维修优先级等。

# 目标用户

定位目标行业  
完善改进具体功能  
满足用户需求

目标用户在其日常工作中都需要对道路病害进行检测和维护管理，接触大量相关信息。



# 未来展望



**迭代优化视觉模型**  
在目前模型的基础上研究更为先进、准确、高效的深度学习模型，**提高模型识别的准确率和使用的泛用性。**

## 路面状态监测与预警

开发监测路面病害情况的功能，除了识别已经出现病害的区域，同时针对发现**异常情况或潜在病害**时，可以及时发出预警，以便进行及时维护，防止更严重的交通事故发生。



## 工业级一体化服务

将路面病害分析平台升级为一个全面的**工业级解决方案**，实现从数据采集到病害检测的无缝衔接，包括**自动获取道路图像**和基于检测结果的**维护任务自动分派**。我们希望与智能交通系统、城市管理系统等相关领域的部门合作，集成先进的自动化数据采集设备，从而实现端到端的数据处理和分析。提高城市基础设施管理的效率和响应速度。



示范性软件学院联盟



创新探路

# 智能道路病害分析平台

创新视野 精准检测——为路面安全保驾护航

TEAM: InnovateX

