



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

基于深度学习的路面病害检测技术研究

李梦





CONTENTS

- ★ Part 1 课题研究意义
- ★ Part 2 路面病害检测算法设计
- ★ Part 3 路面病害统计方法设计
- ★ Part 4 公路路面巡检应用实例
- ★ Part 5 总结与展望

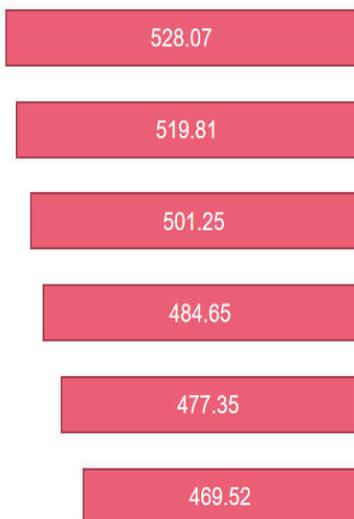


第一部分 课题背景与意义

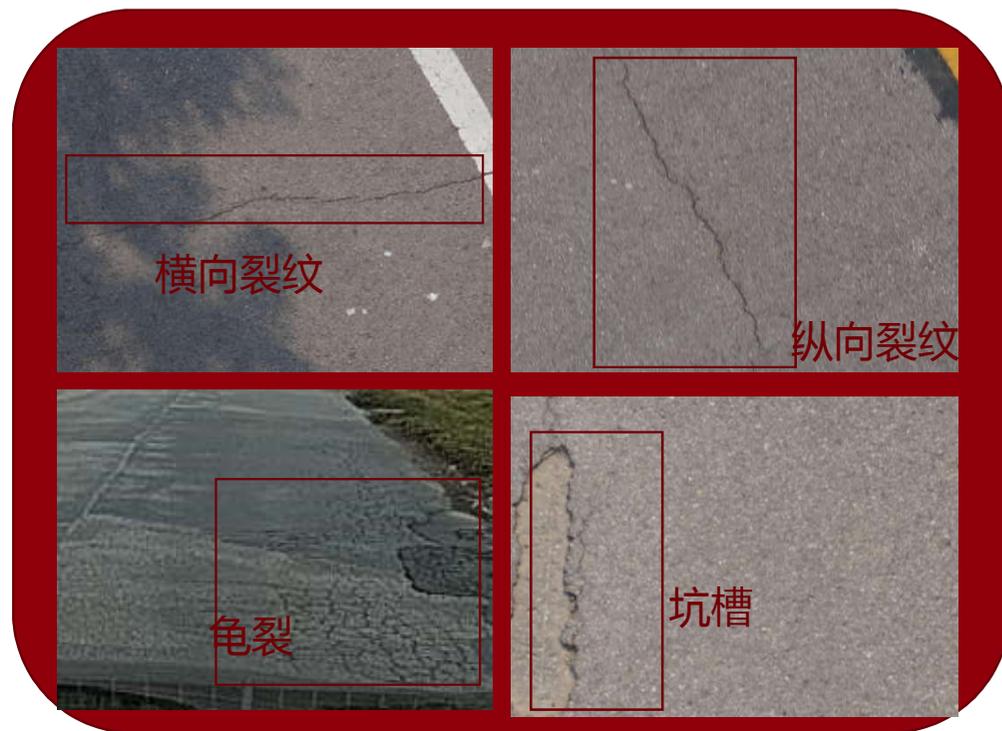
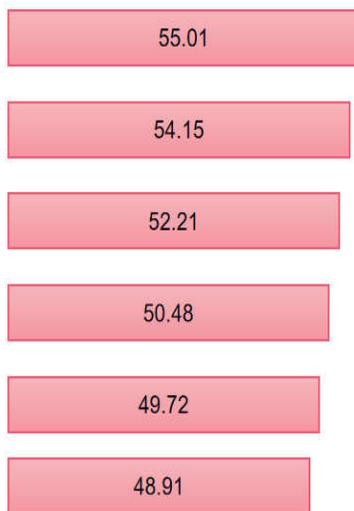
- 1 / 研究背景
- 2 / 研究现状
- 3 / 现存问题
- 4 / 主要工作

研究背景

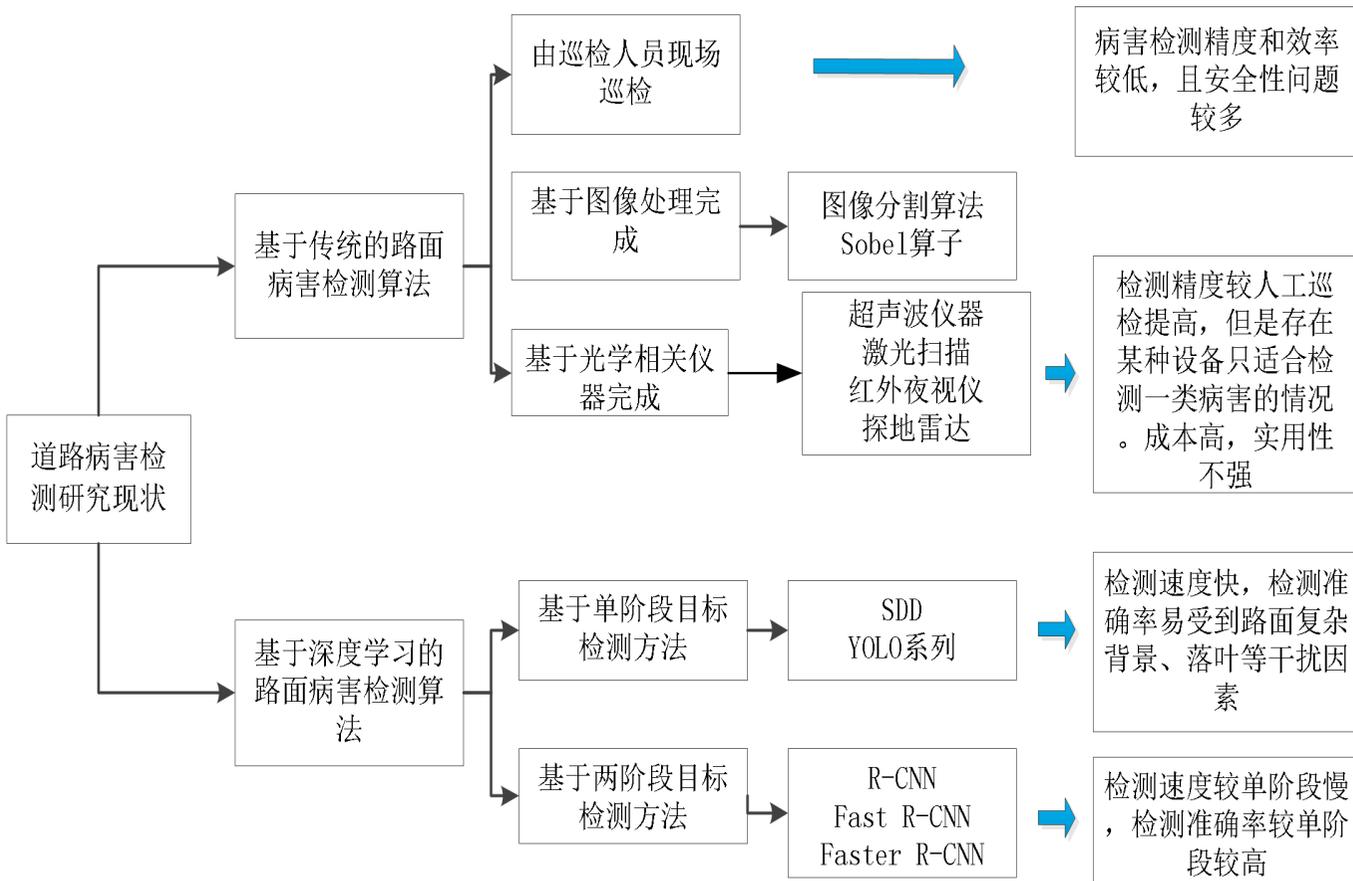
全国公路总里程 (万公里)



全国公路密度 (公里/百平方公里)



研究现状



研究现状

公路路面
日常巡检

人工现场巡检

①巡检结果易受到巡检人员主观思想影响并且巡检效率很低、巡检成本很高
 ②巡检效率低导致对于中低等级道路的巡检频率较低或者几乎不巡检，造成公路损坏程度严重。



巡检车巡检

巡检的准确性有所提高但是由于巡检车成本较高，并且巡检过程中行车速度很慢，不适用于中小型机构完成日常巡检任务



智能化巡检

可以提高巡检效率，而且巡检成本低可以保证中低等级路段的日常巡检



现存问题

道路路面背景复杂存在很多与待检测病害特征相似的干扰物

深度学习网络检测结果很大程度上依赖训练的图片源，目前缺乏标准有效的路面病害数据集

1

2

缺乏对路面病害检测的相关分析研究，对于识别结果的分析较少，

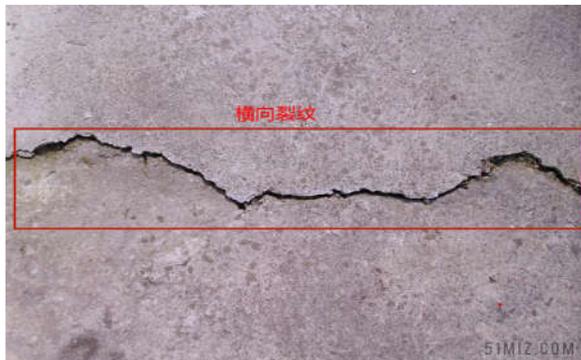
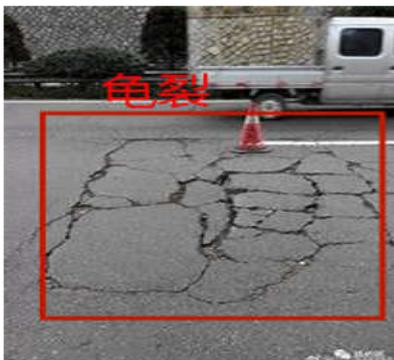
4

误检漏检现象普遍

3



主要工作 | 研究目的



本研究为**面向视频**的路面病害目标检测分析。旨在针对道路路面背景复杂、病害目标尺度不一等场景下准确实现病害检测需求，设计一个完整的病害检测与分析统计系统，采用深度学习的算法，搭建起道路路面病害检测模型框架，并基于对视频中路面病害的检测结果，从单帧病害的空间位置与相邻多帧之间的时间关系完成对视频中路面病害的准确统计。最后将本文算法应用在实际道路路面病害的巡检分析中。



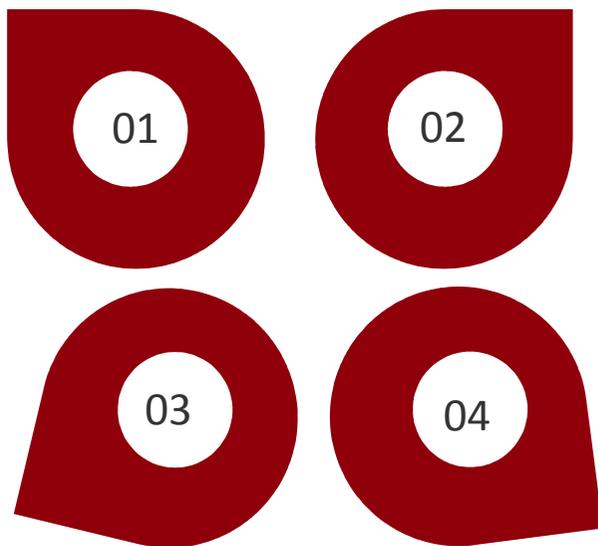
主要工作 | 已完成工作

一、数据集

搜集目前公开的路面病害数据集并将由车载摄像头拍摄得到的路面视频分帧后标注，组建了十种路面病害类别的数据集，使用五种数据增强方式对部分标签类别进行数据增强。

三、路面病害统计

为了实现路面病害的准确计数，提出一种基于视频的路面病害统计算法。



二、网络优化

采用深度学习的算法，搭建起基于视频流的路面病害检测架构，并提出网络改进方案，优化复杂背景路面病害的检测精度。

四、公路路面巡检应用实例

将算法应用在实际的公路日常巡检中，并对巡检完成后的检测结果与统计结果进行分析，通过对比人工统计结果与本文算法统计结果的匹配率，验证本文算法的效果。

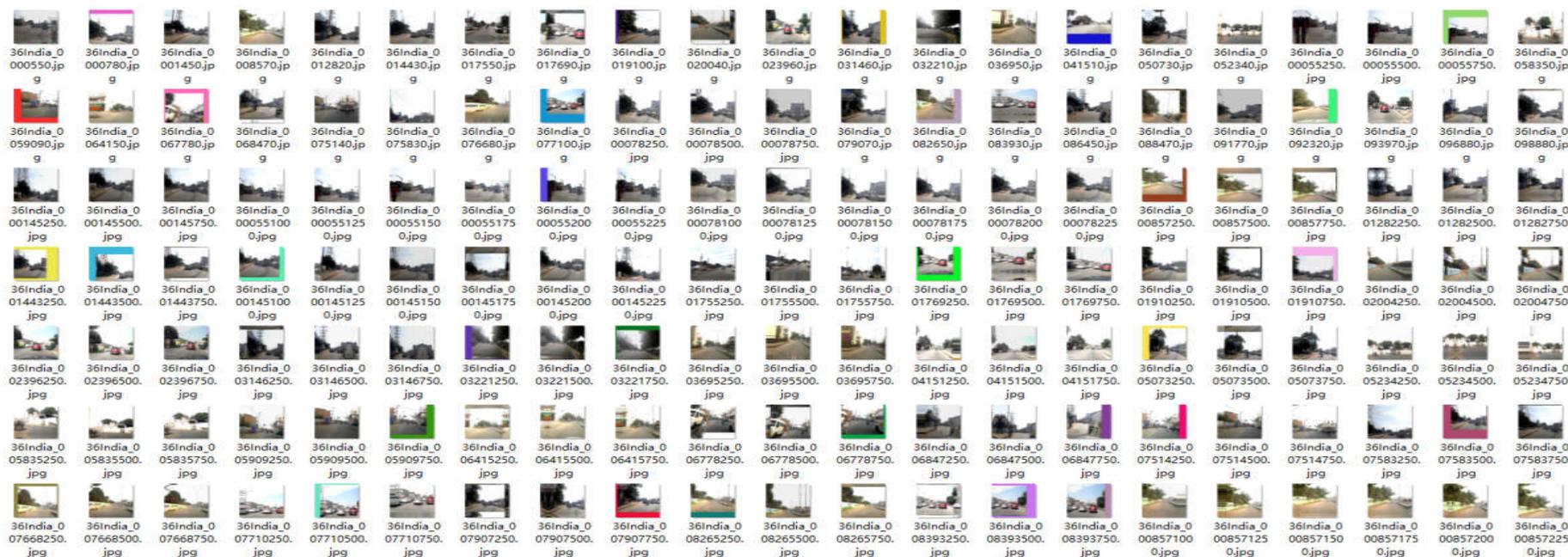


第二部分

路面病害检测算法设计

- 1 / 数据集建立
- 2 / 网络模型搭建
- 3 / 网络改进
- 4 / 实验验证

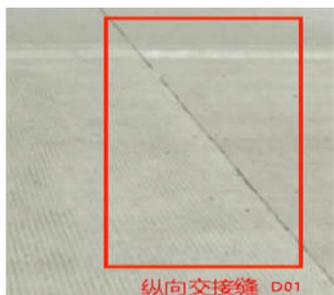
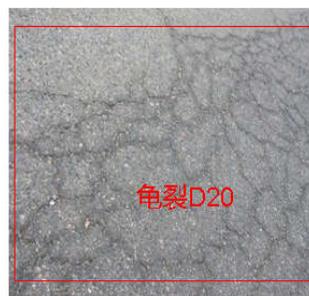
数据集建立 | 图像搜集



数据集的好坏严重影响着网络学习的最终效果，为了满足数据集的普适性，本文中所建立的路面主要来自于各种道路类型、各种光照以及各种天气下的共**53640**张病害图像。

数据集建立 | 数据标注

类别	横向 裂纹	纵向 裂纹	龟 裂	坑 槽	横向交 接缝	纵向交 接缝	沥青 修补	井 盖	车道线 污损	人行道 污损
标签	D10	D00	D20	D40	D11	D01	Repair	D50	D44	D43



数据集建立 | 数据标注



```

<?xml version="1.0"?>
- <annotation>
  <folder>Desktop</folder>
  <filename>1.jpg</filename>
  <path>C:/Users/lm/Desktop/1.jpg</path>
  - <source>
    <database>Unknown</database>
  </source>
  - <size>
    <width>600</width>
    <height>600</height>
    <depth>3</depth>
  </size>
  <segmented>0</segmented>
  - <object>
    <name>D00</name>
    <pose>Unspecified</pose>
    <truncated>0</truncated>
    <difficult>0</difficult>
    - <bndbox>
      <xmin>178</xmin>
      <ymin>444</ymin>
      <xmax>212</xmax>
      <ymax>522</ymax>
    </bndbox>
  </object>
  ...
  
```

路面病害类别

路面病害的坐标

对于搜集到的数据集需要进一步完成标注工作，以方便用于深度学习网络训练。借助图片标注工具 LabelImg，按照PASCAL VOC数据集的格式要求，对数据集中的每一张图像进行目标位置标注。



数据集建立 | 数据集增强

标注完成的数据集中病害标签个数共74308个，但由于本文需要检测的病害类别有十种，因此目前的数据集存在各个类别病害标签数分布不均衡的情况。为了达到深度学习网络训练的各个类别标签数量均衡的要求，本文对标签量较少的数据集进行数据增强。



原图



改变对比度



改变亮度



改变亮度+旋转补足



改变尺寸后填充

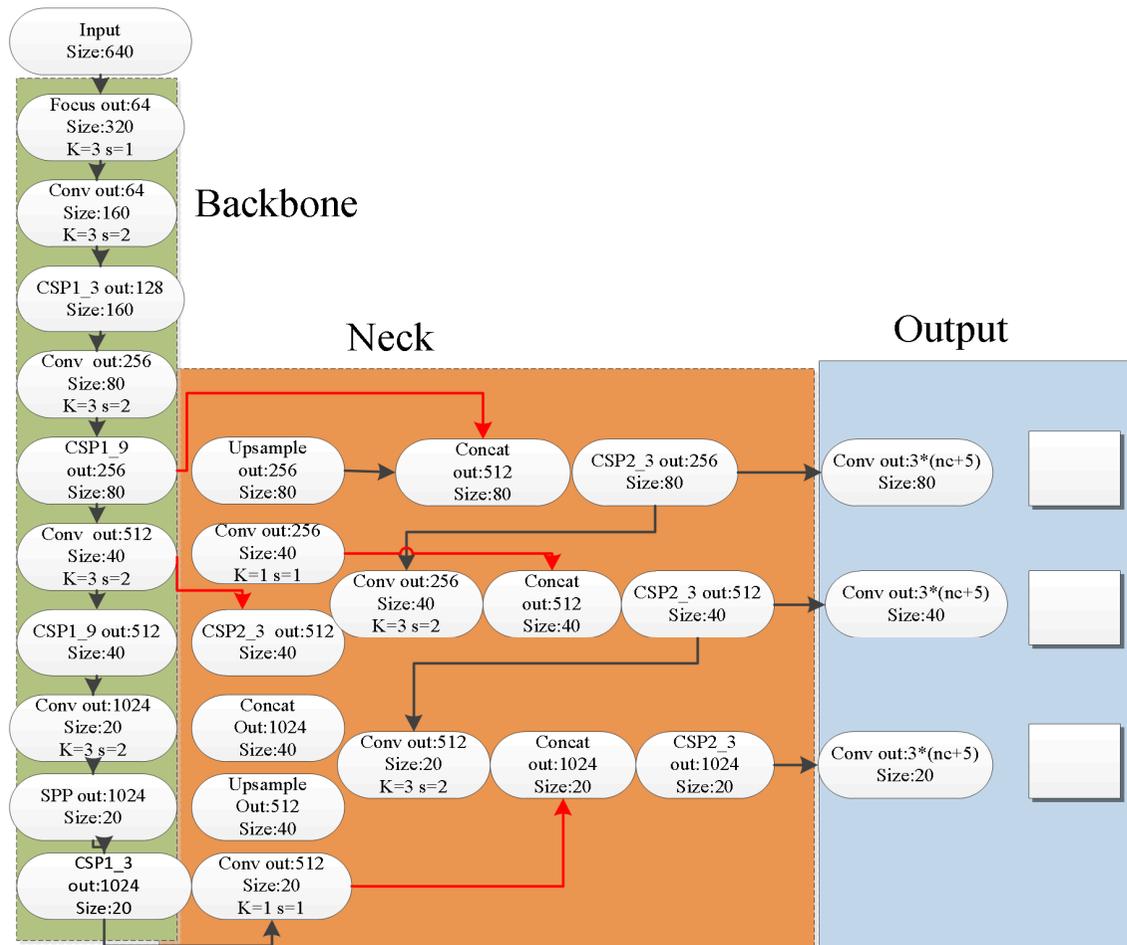


改变亮度+上下翻转

对部分病害类别进行数据增强后，病害标签共100012个，每种类别标签数量均在一万左右。然后随机选择3200张图像作为测试集，剩余部分按照9:1划分为训练集与验证集



网络模型搭建



YOLOv5网络结构:

- 输入像素级切片操作，下采样保留细节信息
- 跨阶段局部网络结构，自动提取目标特征
- 空间金字塔池化结构
- 多尺度特征图构建

优点:

- 网络结构灵活性强，可自由调整深度和宽度
- 计算量少，内存成本低
- 最大程度保留了浅层映射图具有的病害细节特征
- 端到端



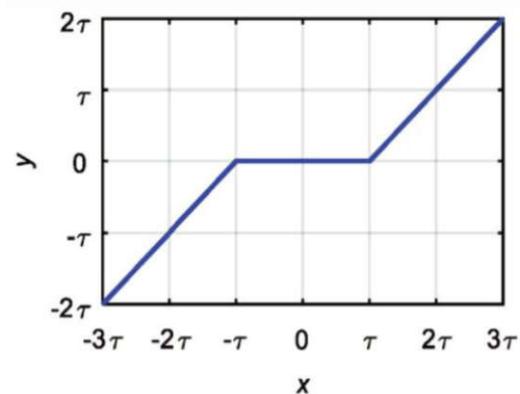
网络改进点 | 注意力机制 + 残差收缩网络

注意力机制

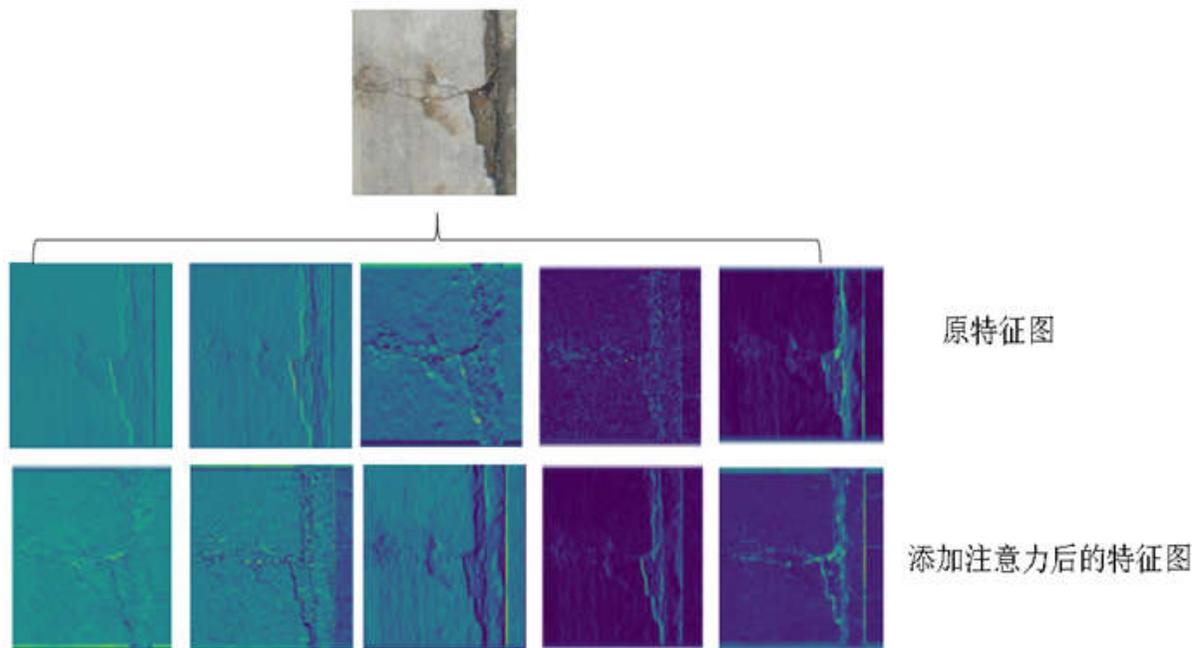
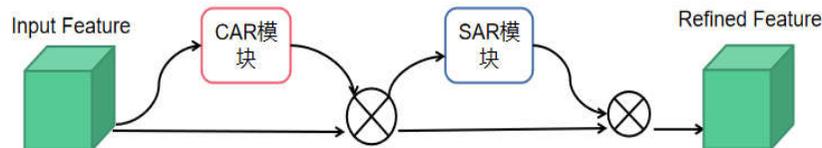
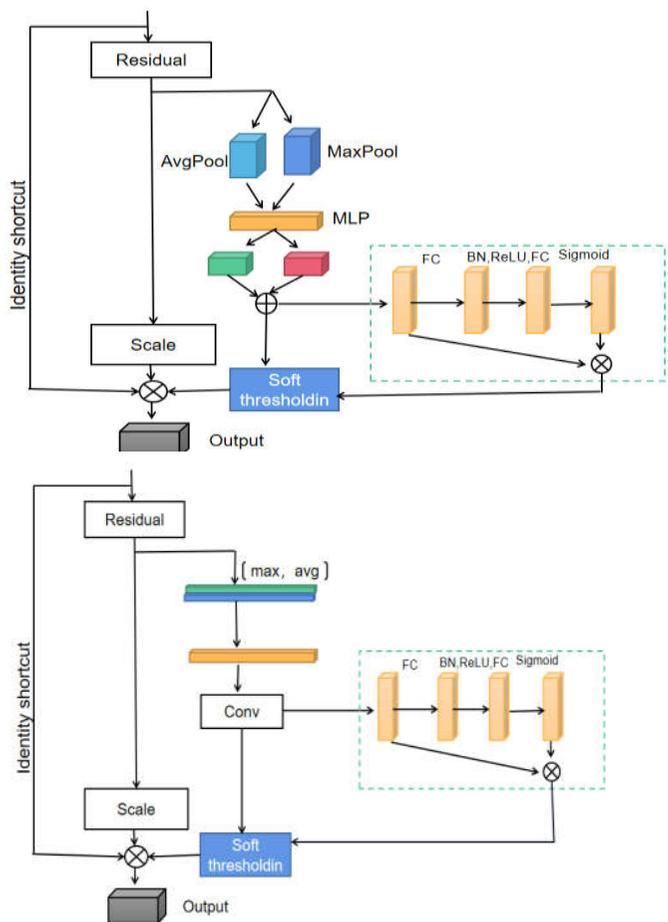
注意力机制是近年来深度学习领域的超级研究热点，其核心思想是评估各个特征通道的重要程度，然后根据其重要程度赋予各个特征通道合适的权重。首先，通过扫描全局信息，找到局部有用的信息；第二，**增强有用信息，抑制冗余信息**。另外，每个特征图的冗余信息内容往往是不同的，那么我们可以根据每个特征图的情况，通过注意力机制**自适应地设置不同的阈值**。

残差收缩网络

残差网络对比普通卷积神经网络**使用了跨层恒等连接方式**，使网络的训练难度变小。收缩网络是大部分降噪方法的核心步骤。首先，我们需要设置一个正数阈值。该阈值不能太大，即不能大于输入数据绝对值的最大值，否则输出会全部为零。然后，收缩网络会**将绝对值低于这个阈值的输入数据设置为零**。

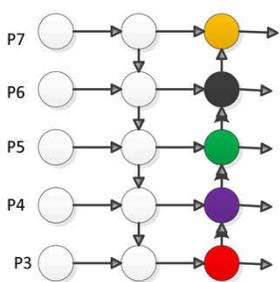


网络改进点 | 注意力机制 + 残差收缩网络

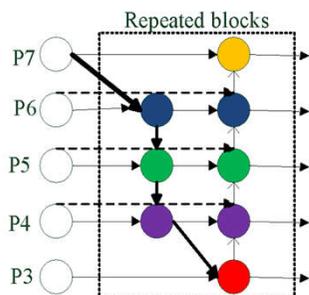


网络改进点 | 重复双向特征金字塔 (BiFPN)

重复双向特征金字塔 (Bifpn)



(a) PANet



(b) BiFPN

- 1 将只有输入而没有进行特征融合的点删除，这样既不会影响网络还简化了结构，使网络底层到顶层路径变短，从而减少计算量。
- 2 将在同一层的输入与输出节点之间添加一条可以直接融合的边，这样使同一层两点间的融合成本降低。
- 3 可以通过设计网络结构决定BiFPN网络具体的使用次数。

为了区分不同输入特征的重要性提出了一种根据设置预先权重来区分输入特征融合贡献的方法

权重公式:

$$Q = \sum_i \frac{I_i}{\varepsilon + \sum_j w_j} w_i$$

下式描述图(b)中P6层的两个特征层融合的过程

$$P_6^{td} = Conv \left(\frac{w_1 \cdot P_6^{in} + w_2 \cdot \text{Resize}(P_7^{in})}{w_1 + w_2 + \varepsilon} \right)$$

$$P_6^{out} = Conv \left(\frac{w'_1 \cdot P_6^{in} + w'_2 \cdot P_6^{td} + w'_3 \cdot \text{Resize}(P_5^{out})}{w'_1 + w'_2 + w'_3 + \varepsilon} \right)$$

$$P_6^{Zout} = \text{ReLU}(P_6^{out})$$



网络改进点 | 堆叠重复双向特征金字塔

3 可以通过设计网络结构决定BiFPN网络具体的使用次数。

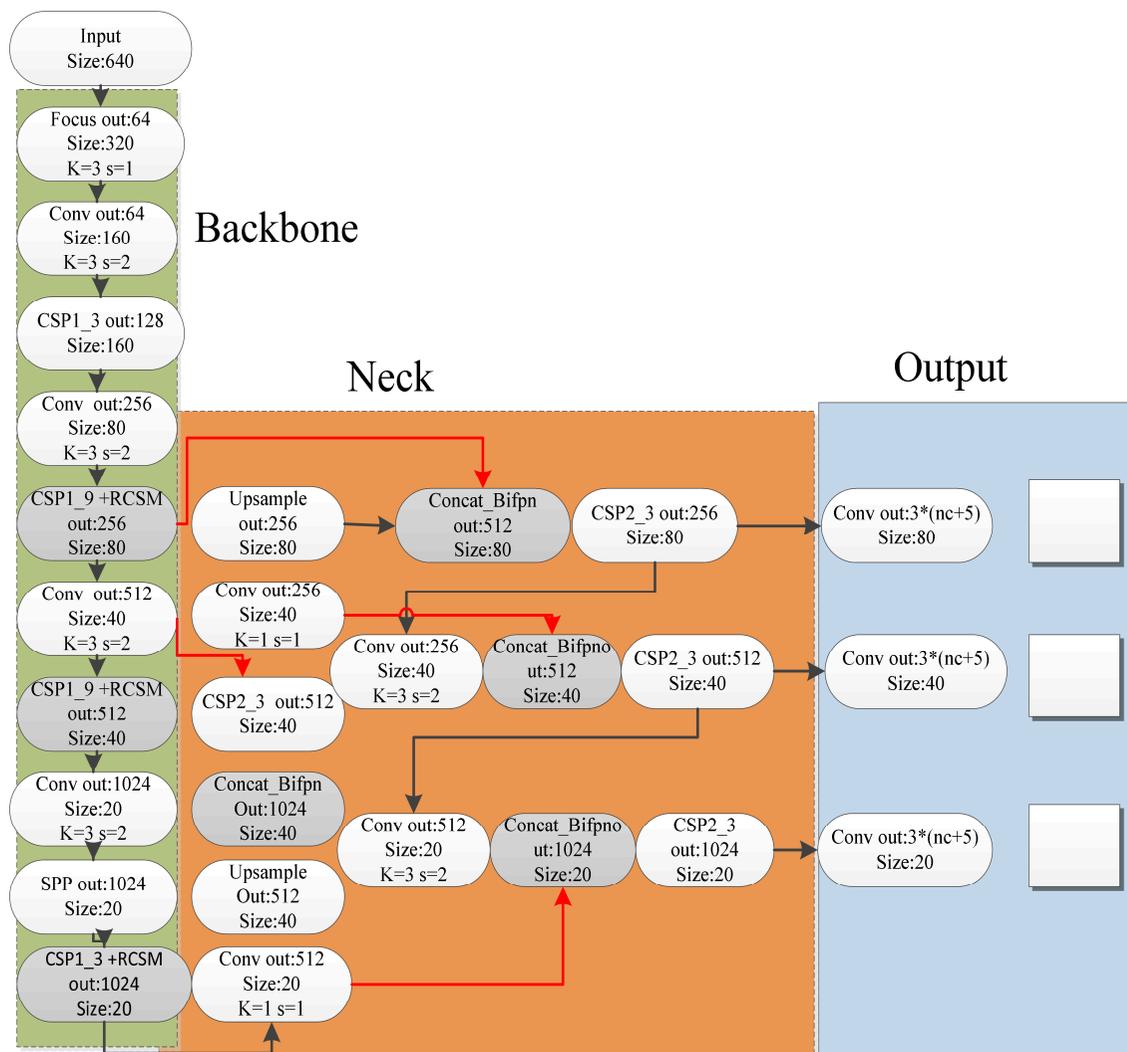
堆叠重复双向特征金字塔 (BiFPN) 模块是指通过设计网络结构实现BiFPN模块的堆叠。

具体做法:

将骨干网络的输出作为BiFPN的输入，在循环中根据输出结果构建新的输入，并将其传递给下一个BiFPN模块。

好处:

这样增加了特征金字塔的深度和广度，从而提高了模型的感受野与检测精度。



路面病害检测实验 | 数据验证

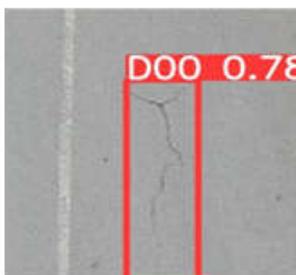
病害类别及标签	YOLOv5网络	本文网络
横向裂纹D10	0.70	0.74
纵向裂纹D00	0.63	0.64
龟裂D20	0.77	0.80
坑槽D40	0.70	0.74
横向交接缝D11	0.60	0.64
纵向交接缝D01	0.61	0.69
井盖D50	0.88	0.88
沥青修补Repair	0.87	0.90
车道线污损D44	0.93	0.95
人行车道污损D43	0.95	0.97

网络	Recall	Precision	mAP	参数量	每秒检测帧数
YOLOv5	79.87%	88.7%	0.698	46,156,743	28.41
YOLOv5_Bifpn	80.04%	89.5%	0.708	47,654,235	28.13
YOLOv5_RCSM	80.15%	89.8%	0.712	47,654,258	28.01
本文网络	81.3%	90.4%	0.728	49,498,499	26.34

检测网络	Precision	Recall	mAP	参数量	每秒检测帧数
Faster R_CNN	90.41%	82.4%	0.741	137,078,293	21.37
YOLOv4	87.64%	79.98%	0.694	46,636,735	27.98
YOLOv5	88.7%	79.87%	0.698	46,156,743	28.41
本文网络	90.4%	81.3%	0.728	49,498,499	26.34



路面病害检测实验 | 直观验证



纵向裂纹 D00



横向裂纹 D10



龟裂 D20



井盖 D50



沥青修补 Repair



车道线污损 D44

(a) 直观图 1



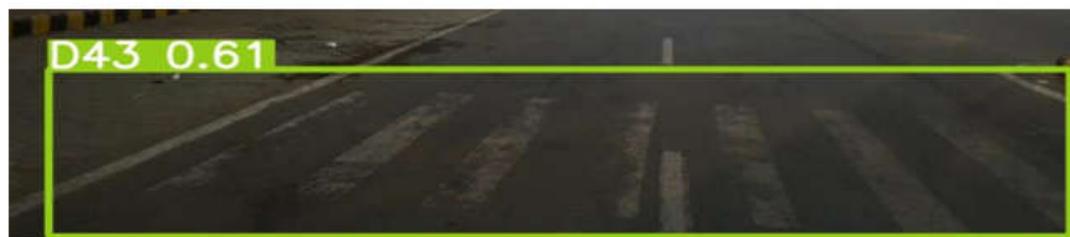
坑槽 D40



纵向交接缝 D01



横向交接缝 D11



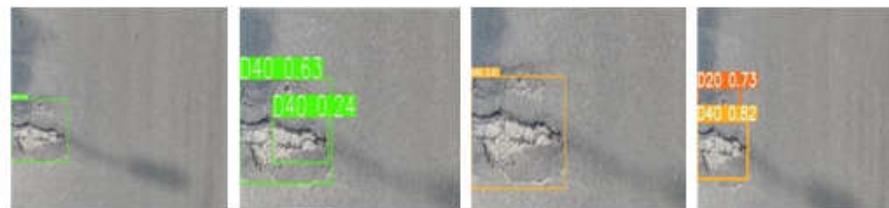
人行车道污损 D43



路面病害检测实验 | 直观验证



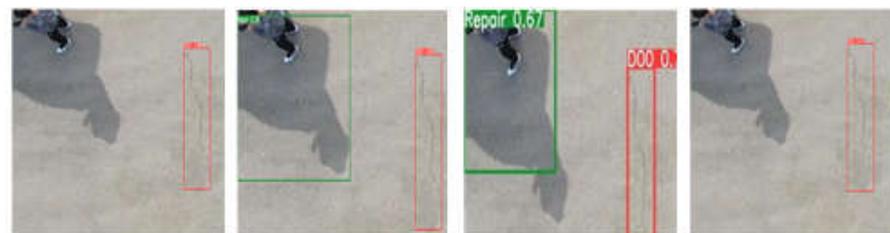
Faster R_CNN	YOLOv4	YOLOv5	本文网络
D10:65%	D10: 52%	D10:55%	D10:58%
D00:76%	--	D00:18%	D00:37%
		D20:34%(×)	



Faster R_CNN	YOLOv4	YOLOv5	本文网络
D40:63%	D40:24%	D40:61%	D40:82%
--	D40:63%	--	D20:73%



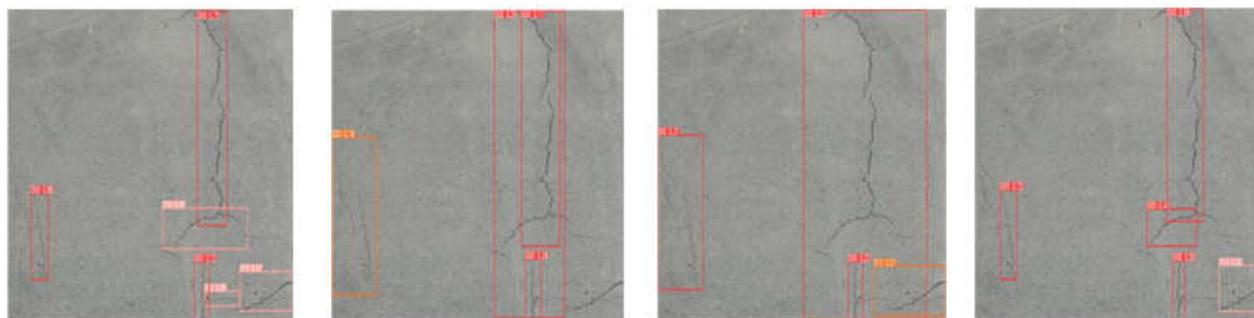
Faster R_CNN	YOLOv4	YOLOv5	本文网络
Repair: 91%	D20: 9%	D20:19%	--
--	--	D20:22%	--



Faster R_CNN	YOLOv4	YOLOv5	本文网络
D00:88%	D00:85%	D00:78%	D00:61%
--	Repair 39%(×)	Repair: 67% (×)	



路面病害检测实验 | 直观验证



Faster R_CNN

D00:86%

D00:75%

D00:72%

D10:49%

D10:60%

D10:57%

YOLOv4

D00:29%

D00:17%

D00:36%

D20:16%

--

--

YOLOv5

D00:31%

D00:20%

D00:23%

D10:21%

--

--

本文网络

D00:72%

D00:59%

D00:46%

D00:50%

D10:32%

--

图1.1 存在较多目标的病害检测结果对比



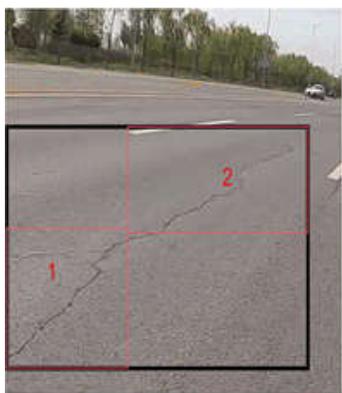


第三部分

路面病害统计方法设计

- 1 / 单帧目标病害去重算法
- 2 / 相邻多帧多目标病害跟踪算法
- 3 / 病害个数统计算法

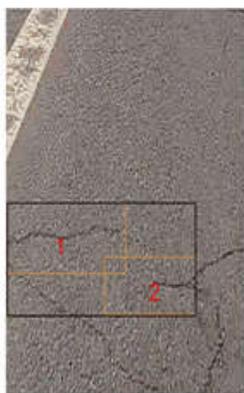
路面病害统计 | 单帧目标病害去重算法



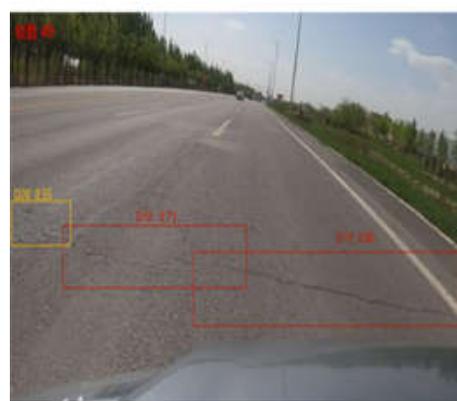
同类别病害过长的情况



同类别病害存在形状不规则情况



同类别病害存在不连续情况

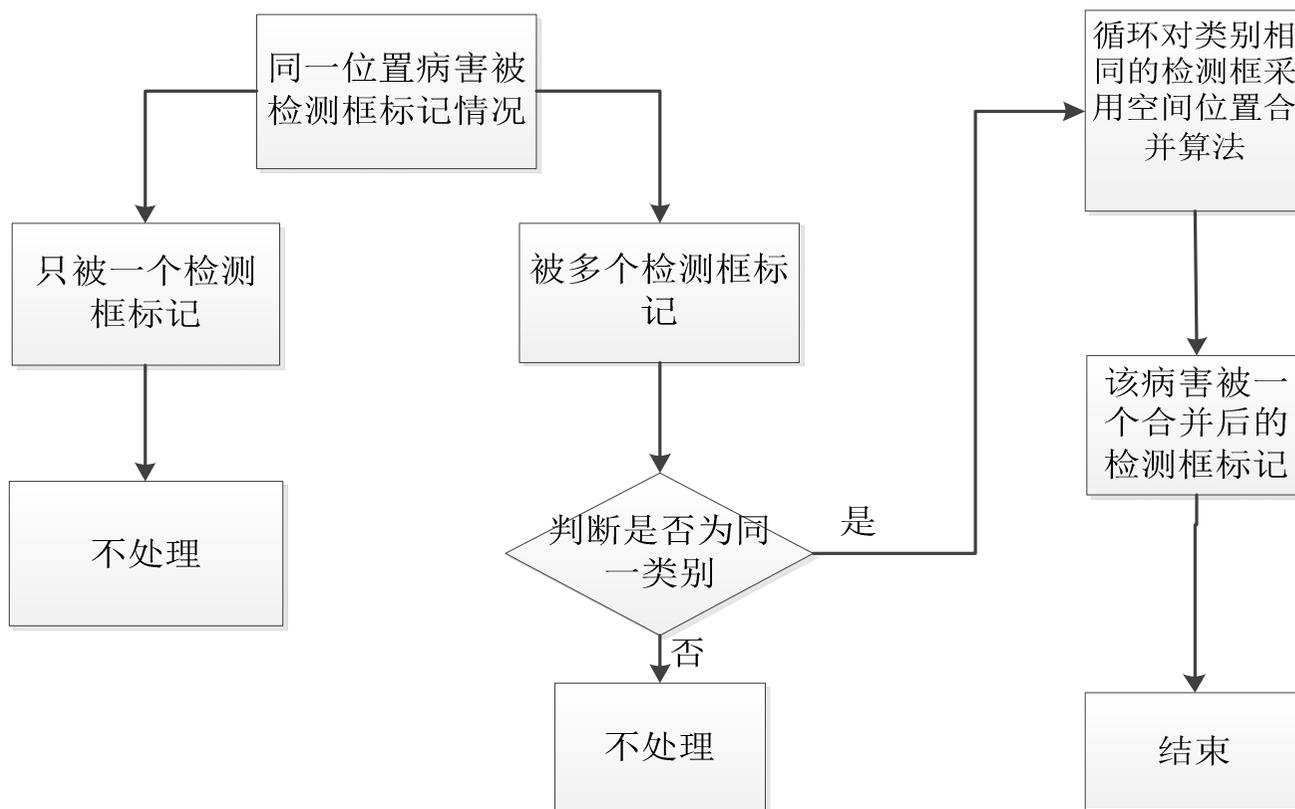


病害检测方法已经可以准确将图像中目标病害使用检测框标记并将对应的类别标签展示。但由于现实中拍摄病害存在尺寸较大、形状不规则、且同一处病害存在不连续等情况。若直接对检测框进行统计，必然会导致同一处病害的重复统计，造成病害统计结果没有参考价值。

在对病害统计之前，首先完成对同一图像中同一位置病害的同类别检测框采用空间位置合并算法实现去重。



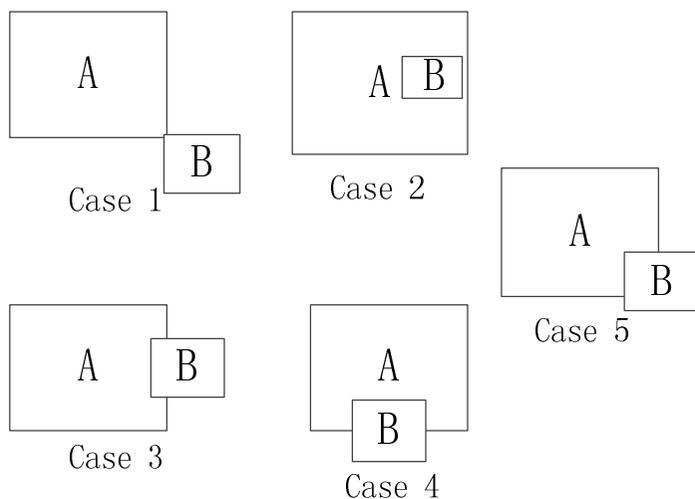
路面病害统计 | 单帧空间位置合并算法



路面病害统计 | 空间位置合并算法

空间位置合并算法是根据两个矩形空间位置判断是否需要完成合并；具体的实现核心算法为：

- ①判断两个矩形空间位置是否存在相交；
- ②若相交则对这两个矩形进行合并。



设矩形框A、B的左上角和右下角坐标为 (x_{01}, y_{01}) , (x_{02}, y_{02}) , (x_{11}, y_{11}) , (x_{12}, y_{12})

设矩形框A和矩形框B在X轴方向两个中心点的距离 D_x 为：

$$D_x = \text{abs}((x_{01} + x_{02}) / 2 - (x_{11} + x_{12}) / 2)$$

设矩形框A和矩形框B在Y轴方向两个中心点的距离 D_y 为：

$$D_y = \text{abs}((y_{01} + y_{02}) / 2 - (y_{11} + y_{12}) / 2)$$



路面病害统计 | 空间位置合并算法

设矩形框A、B在X轴方向的长度为Dax与Dbx:

$$Dax=abs(x01-x02),Dbx=abs(x11-x12)$$

设矩形框A、B在Y轴方向的长度为Day与Dby:

$$Day=abs(y01-y02),Dby=abs(y11-y12)$$

判断两个矩形框是否相交

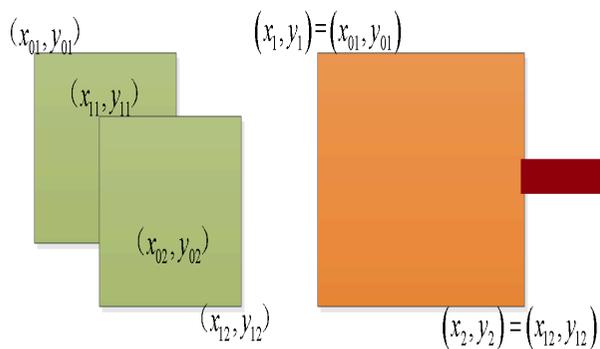
如果矩形框A和B相交满足:

$$Dx \leq (Dax + Dbx)/2 \ \&\& \ Dy \leq (Day + Dby)/2$$

设合并之后的矩形左上角和右下角的坐标为(x1,y1),(x2,y2):

$$x1= \min(x01,x11),y1=\min(y01,y11)$$

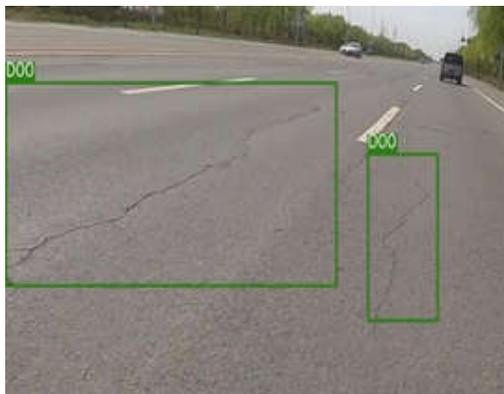
$$x2=\max(x02,x12),y2=\max(y02,y12)$$



路面病害统计 | 单帧目标病害去重算法

根据病害检测框的存在位置主要有以下几种：

第一种：同一位置病害只被一个检测框标记；



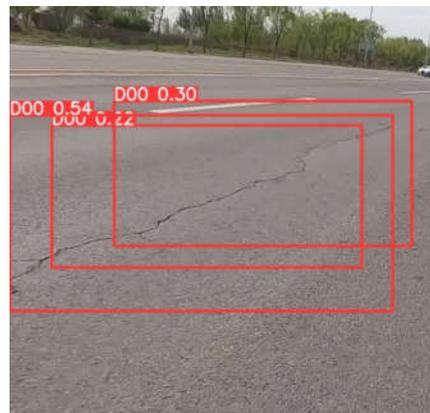
第二种：同一位置病害被两个标签类别不同的检测框标记；



第三种：同一位置病害被两个标签类别相同的检测框标记；



第四种：同一位置病害被多个标签类别相同的检测框标记；

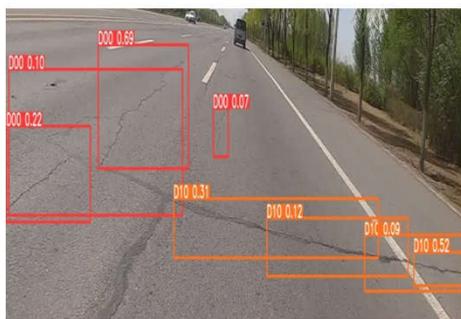


”

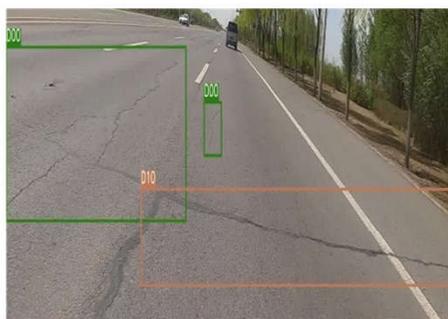
路面病害统计 | 单帧目标病害去重算法

实验结果与分析

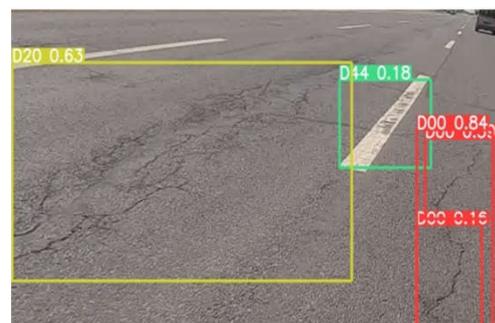
为了验证本节单帧空间位置合并算法的有效性，分别使用初始路面病害检测结果与添加了单帧空间位置合并算法的检测结果进行对比实验。



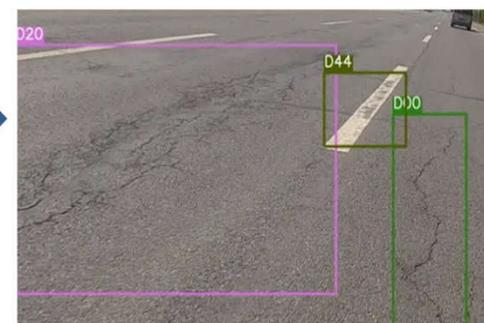
未添加空间位置合并算法



添加空间位置合并算法后



未添加空间位置合并算法



添加空间位置合并算法后

类型	数量
纵向裂纹 (D00)	3
纵向裂纹 (D00)	1
横向裂纹 (D10)	4

类型	数量
纵向裂纹 (D00)	1
纵向裂纹 (D00)	1
横向裂纹 (D10)	1

类型	数量
纵向裂纹(D00)	3
龟裂(D20)	1
车道线污损 (D44)	1

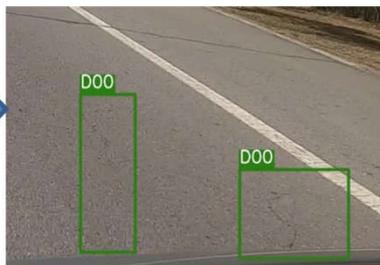
类型	数量
纵向裂纹(D00)	1
龟裂(D20)	1
车道线污损 (D44)	1



路面病害统计 | 单帧目标病害去重算法



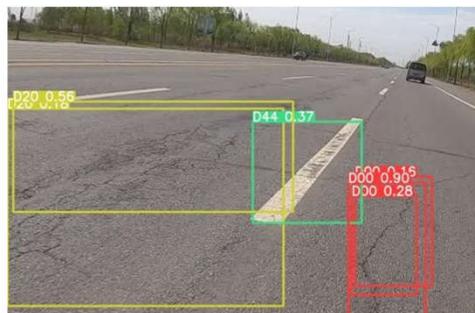
未添加空间位置合并算法



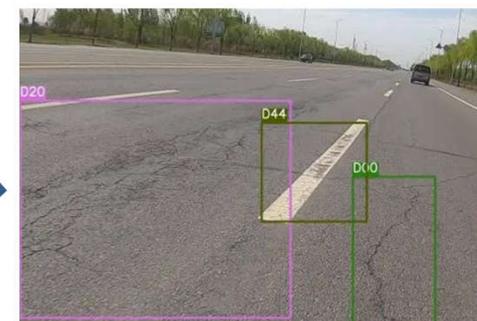
添加空间位置合并算法后

类型	数量
纵向裂纹(D00)	2
纵向裂纹(D00)	2

类型	数量
纵向裂纹(D00)	1
纵向裂纹(D00)	1



未添加空间位置合并算法



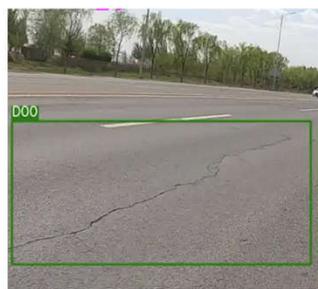
添加空间位置合并算法后

类型	数量
纵向裂纹(D00)	3
车道线污损 (D44)	1
龟裂(D20)	2

类型	数量
纵向裂纹(D00)	1
车道线污损 (D44)	1
龟裂(D20)	1



未添加空间位置合并算法



添加空间位置合并算法后

类型	数量
纵向裂纹(D00)	3

类型	数量
纵向裂纹(D00)	1



相邻多帧多目标病害跟踪算法-卡尔曼滤波算法

当前帧中相对于车的路面病害的状态，即位置(position)和速度(velocity)满足高斯分布，表示为：

$$\hat{x}_t = \begin{bmatrix} p_t \\ v_t \end{bmatrix}$$

令病害相对于拍摄车的加速度为 u_t ，和上一帧中此病害的状态关系可以表示为

$$p_t = p_{t-1} + \Delta t \cdot v_{t-1} + \frac{1}{2} u_t \times \Delta t^2$$

$$v_t = v_{t-1} + u_t \times \Delta t$$

转换为矩阵形式为

$$\hat{x}_t = \begin{bmatrix} p_t \\ v_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{t-1} \\ v_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t^2 / 2 \\ \Delta t \end{bmatrix} u_t \longrightarrow \hat{x}_t^- = F_t \hat{x}_{t-1} + B_t u_t \quad \text{状态预测方程1}$$

引入系统的不确定性和噪声

$$N_{tk} = F_t N_{t-1} F_t^T + M_t \quad \text{状态预测方程2}$$



相邻多帧多目标病害跟踪算法-卡尔曼滤波算法

引入观测的不确定性矩阵 R ,观测矩阵为 H 观测值和真实值的关系为

$$Z_t = H\vec{x}_t + R$$

观测值和真实值为对状态预测方程进行修正

$$\vec{x}_t = \vec{x}_{tk} + K_t (Z_t - H\vec{x}_{tk})$$

$$K_t = N_{tk} H^T (H N_{tk} H^T + R)^{-1} \longrightarrow \text{修正方程}$$

$$N_t = (I - K_t H) N_{tk}$$

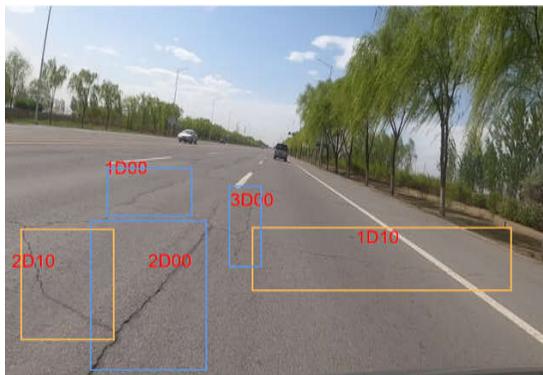
使用状态预测方程1和2预测某一帧中的路面病害在下一帧中的状态，结合修正方程可以得到对目标路面病害的最优估计值



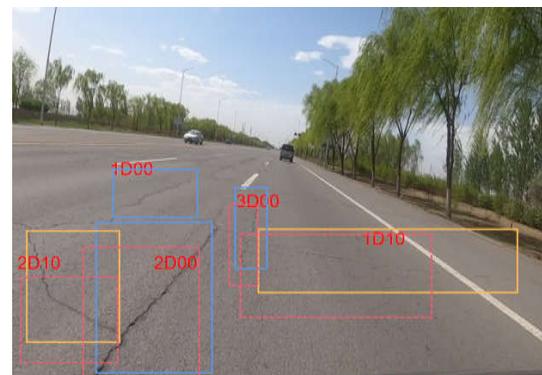
相邻多帧多目标病害跟踪算法



(a)路面视频第i帧



(b)病害检测结果



(c)病害状态预测



(e)位置的最优估计值

	1D00	2D00	3D00	1D10	2D10
1D00	0	0	0	0	0
2D00	0	0.685	0	0	0
3D00	0	0	0.579	0	0
1D10	0	0	0	0.605	0
2D10	0	0	0	0	0.741

(d)交并比矩阵

检测结果和
预测结果计算
交并比



相邻多帧多目标病害跟踪算法-实验结果与分析1



帧数: 36



帧数: 37



帧数: 40



帧数: 41



帧数: 38



帧数: 39



帧数: 42



表示本实验研究的病害



表示使用路面病害检测算法完成的病害检测结果



表示由该帧的检测结果对上一帧预测结果修正后的最优值结果



相邻多帧多目标病害跟踪算法-实验结果与分析2



帧数: 1



帧数: 2



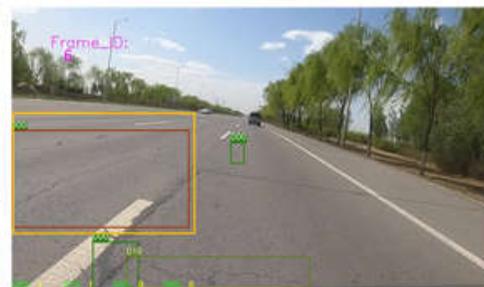
帧数: 3



帧数: 4



帧数: 5



帧数: 6



表示本实验研究的病害



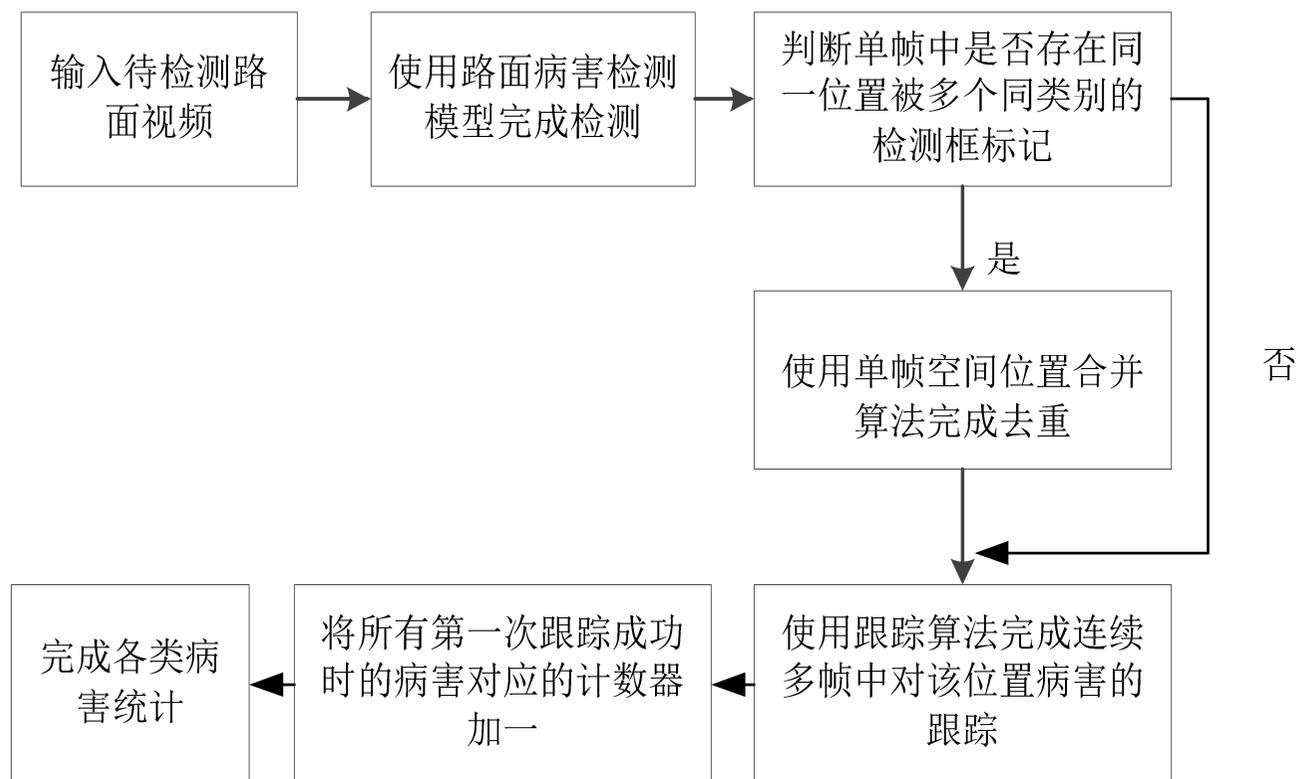
表示使用路面病害检测算法完成的病害检测结果



表示由该帧的检测结果对上一帧预测结果修正后的最优值结果



路面病害统计实现



路面病害统计-实验结果



1347D00:23D10:5D20:7D40:21



1348D00:23D10:5D20:7D40:22



1349D00:23D10:5D20:7D40:22



1350D00:23D10:5D20:7D40:22



1351D00:23D10:5D20:7D40:22



1352D00:23D10:5D20:7D40:22



表示本实验研究的病害



表示使用路面病害检测算法完成的病害检测结果



表示由该帧的检测结果对上一帧预测结果修正后的最优值结果



路面病害统计-实验结果



1353D00:23D10:5D20:7D40:22



1354D00:23D10:5D20:7D40:22



1355D00:23D10:5D20:7D40:22



1356D00:23D10:5D20:7D40:22



1357D00:23D10:5D20:7D40:22



表示本实验研究的病害



表示使用路面病害检测算法完成的病害检测结果



表示由该帧的检测结果对上一帧预测结果修正后的最优值结果



路面病害统计-实验分析

为验证在多帧中所有病害的统计准确率，使用通过车载摄像头拍摄得到的四段不同类型路面的视频进行对比实验。

视频V_1和第二段视频V_2拍摄于省级道路，分辨率均为1920*1080，帧率为每秒59帧，视频总帧数为300帧。V_1拍摄于省级道路状态较好的路面，V_2拍摄于省级道路状态较差的路面。

第三段V_3和第四段V_4拍摄于高速公路路面，分辨率为1920*1090，帧率为每秒59.94帧，视频总帧数为300帧。V_3拍摄于高速公路状态较好的路面，V_4拍摄于高速公路状态较差的路面。

视频序列	类别	本文网络统计结果	人工统计结果
V_1	纵向裂纹D00	6	4
	横向裂纹D10	1	2
	龟裂D20	0	0
	坑槽D40	6	4
V_2	纵向裂纹D00	67	65
	横向裂纹D10	70	64
	龟裂D20	26	24
	坑槽D40	4	2
V_3	纵向裂纹D00	2	1
	横向裂纹D10	1	1
	龟裂D20	0	0
	坑槽D40	0	0
V_4	纵向裂纹D00	41	39
	横向裂纹D10	2	1
	龟裂D20	4	2
	坑槽D40	0	0

路面病害统计-实验展示



第 1 帧 (D00:1 D10:0 D20:0 D40:0)



第 87 帧 (D00:4 D10:0 D20:0 D40:5)



第 206 帧 (D00:5 D10:0 D20:0 D40:5)

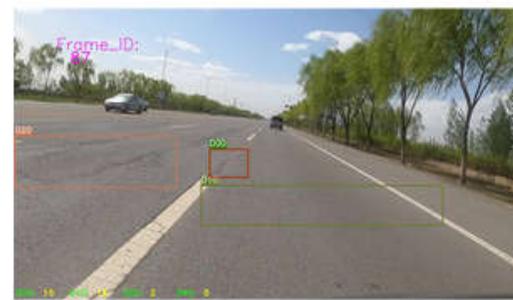


第 300 帧 (D00:6 D10:1 D20:0 D40:6)

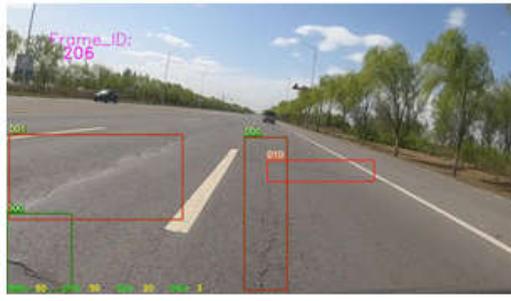
(1) 图例 1 状态较好的省级道路 V_1



第 1 帧 (D00:2 D10:2 D20:0 D40:0)



第 87 帧 (D00:15 D10:18 D20:2 D40:0)



第 206 帧 (D00:50 D10:50 D20:20 D40:3)



第 300 帧 (D00:67 D10:70 D20:26 D40:4)

(2) 图例 2 状态较差的省级道路 V_2



路面病害统计-实验展示



第 1 帧 (D00:0 D10:0 D20:0 D40:0)

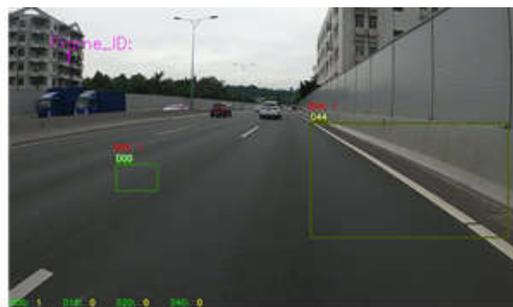
第 87 帧 (D00:0 D10:1 D20:0 D40:0)



第 206 帧 (D00:0 D10:1 D20:0 D40:0)

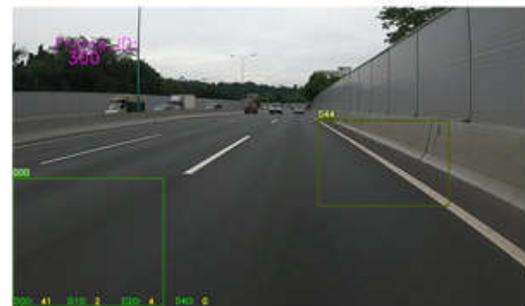
第 300 帧 (D00:2 D10:1 D20:0 D40:0)

(3) 图例 3 状态较好的高速道路 V_3



第 1 帧 (D00:1 D10:0 D20:0 D40:0)

第 87 帧 (D00:10 D10:0 D20:1 D40:0)



第 206 帧 (D00:31 D10:0 D20:2 D40:0)

第 300 帧 (D00:41 D10:2 D20:4 D40:0)

(4) 图例 4 状态较差的高度道路 V_4





第四部分

公路路面巡检应用实例

- 1 / 应用案例一
- 2 / 应用案例二
- 3 / 应用案例三
- 4 / 应用结果分析

公路路面巡检-应用案例一



纵纹 0 横纹 0 龟裂 0 坑槽 0

第 1 帧



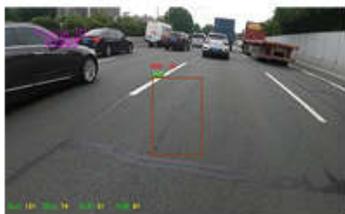
纵纹 7 横纹 12 龟裂 3 坑槽 7

第 2500 帧



纵纹 81 横纹 51 龟裂 20 坑槽 54

第 8286 帧



纵纹 131 横纹 74 龟裂 31 坑槽 81

第 10293 帧



纵纹 208 横纹 116 龟裂 46 坑槽 135

第 14167 帧



纵纹 254 横纹 146 龟裂 58 坑槽 151

第 18190 帧



纵纹 266 横纹 152 龟裂 61 坑槽 156

第 19172 帧



纵纹 275 横纹 153 龟裂 65 坑槽 157

第 21905 帧



纵纹 278 横纹 159 龟裂 67 坑槽 167

第 22688 帧

(b) 第 19172 帧-第 22688 帧

图 1.1 s81 高速 k0+000-k3+300 段



公路路面巡检-应用案例二



纵纹 0 横纹 0 龟裂 0 坑槽 0

纵纹 105 横纹 26 龟裂 8 坑槽 76

纵纹 110 横纹 26 龟裂 9 坑槽 81

纵纹 590 横纹 112 龟裂 32 坑槽 342

纵纹 674 横纹 116 龟裂 36 坑槽 366

纵纹 675 横纹 116 龟裂 36 坑槽 366

第 1 帧

第 5775 帧

第 6068 帧

第 35720 帧

第 42231 帧

第 42420 帧



纵纹 112 横纹 27 龟裂 9 坑槽 81

纵纹 505 横纹 75 龟裂 24 坑槽 234

纵纹 547 横纹 105 龟裂 30 坑槽 280

81

234

280

第 6149 帧

第 27069 帧

第 30603 帧

图1.1 海丰省级道路路面视频



公路路面巡检-应用案例三



纵纹 0 横纹 0 龟裂 0 坑槽 0

第 1 帧



纵纹 79 横纹 102 龟裂 12 坑槽 85

第 6794 帧



纵纹 142 横纹 161 龟裂 21 坑槽 137

第 9286 帧



纵纹 656 横纹 526 龟裂 197

坑槽 267

第 20156 帧



纵纹 746 横纹 637 龟裂 210

坑槽 281

第 23698 帧



纵纹 761 横纹 683 龟裂 212 坑槽 292

第 25014 帧



纵纹 333 横纹 245 龟裂 55 坑槽 178

第 13325 帧



纵纹 354 横纹 278 龟裂 80 坑槽 201

第 14720 帧



纵纹 580 横纹 477 龟裂 171 坑槽 255

第 18882 帧

图1.1 宁夏省级 S101 线 23.138-32.944 上行路段



公路路面巡检-应用结果分析

从人工统计结果与本文算法统计结果的匹配率来看，对于高速公路以及省级道路的每个路段视频中各类病害统计个数的匹配率均达到了80%以上，其中，s81高速k4+000-k15+000段中的纵纹和S101线23.138-32.944上行段中的龟裂匹配率达到了95%，最低的匹配率为s81高速k0+000-k3+300段中的横向裂纹也有83%。这个匹配率是符合实际的日常巡检要求的，因此将该算法运用到实际日常巡检是可行的。

视频序列	类别	本文算法统计结果	人工统计结果	两者匹配率
s81高速k4+000-k15+000段 分辨率1920*1080 总帧数：42420帧	纵向裂纹D00	278	264	95%
	横向裂纹D10	159	141	88%
	龟裂D20	67	59	88%
	坑槽D40	167	154	92%
s81高速k0+000-k3+300段 分辨率1920*1080 总帧数：22688帧	纵向裂纹D00	127	112	88%
	横向裂纹D10	76	65	83%
	龟裂D20	23	21	91%
	坑槽D40	301	284	94%
海丰视频 分辨率1920*1080 总帧数：42420帧	纵向裂纹D00	675	635	94%
	横向裂纹D10	116	102	88%
	龟裂D20	36	34	94%
	坑槽D40	366	340	92%
S101线35.259-48.9675下行路段 分辨率1920*1080 总帧数：24723帧	纵向裂纹D00	921	866	94%
	横向裂纹D10	574	506	88%
	龟裂D20	204	192	94%
	坑槽D40	39	36	92%
S101线23.138-32.944上行路段 分辨率1920*1080 总帧数：25014	纵向裂纹D00	761	712	93%
	横向裂纹D10	683	623	91%
	龟裂D20	212	202	95%
	坑槽D40	292	260	89%

(表中的视频以及人工统计结果均由广州机场高速公路营运管理有限公司和广州北环智能交通科技有限公司提供)



第五部分 总结与展望

1 / 总结与展望

总结与展望 - 研究总结

搜集目前公开的路面病害数据集并将由车载摄像头拍摄得到的路面视频分帧后标注，组建了十种路面病害类别的数据集，使用五种数据增强方式对部分标签类别进行数据增强。

数据集

路面病害检测

设计改进YOLOv5的病害检测模型，在骨干网络中采用改进后的注意力机制模块。在特征融合网络使用堆叠重复双向加权特征金字塔Bifpn模块将PANet替换掉。

路面病害统计

设计了基于视频的路面病害统计算法，其中使用空间位置合并算法完成去重，使用基于卡尔曼滤波的跟踪算法完成对病害的去重，最后为每种类别病害设置全局计数器，实现病害准确计数。

公路日常巡检

将前面算法应用在实际的公路日常巡检中，对由车载摄像头拍摄得到的不同类型道路使用本文算法来完成巡检，并对巡检完成后的检测结果与统计结果进行分析

研究总结

总结与展望 - 研究展望



一、

对于深度学习网络，如果想要获得更高的检测精度与泛化能力，还需要进一步将病害数据集增大，同时也需要将各种路面环境中的图像加入到数据集中。要想达到很高的性能，要求输入神经网络训练的数据集要达到百万量级。

二、

由于路面背景复杂，常常会出现一些污渍、油渍、水渍、落叶以及树枝的倒影等与病害特征极为相似的干扰物，造成病害检测的误检率还比较高。后续可以通过将这些干扰物作为检测目标加入到网络中训练以减少误检率，提高网络的检测能力。

三、

在后续还可以将对病害的指标测量加入到病害技术研究中，使病害检测系统更加完善。



总结与展望 - 研究成果



学术论文

[1] Chenglong YU, Jianchao DU, Meng LI, Yunsong LI, Weibin LI. An improved U-Net model for concrete crack detection[J]. Machine Learning with Applications, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100436>.

专利

- [1] 杜建超, 李梦, 于成龙, 王彬凤, 李卫斌. 基于深度学习的路面病害检测方法: 中国,202111232233.0[P].2021.10.
- [2] 杜建超, 于成龙, 王彬凤, 李梦, 曹博豪. 基于矩形标定物的路面病害指标测量方法: 中国,202111285560.2[P].2021.10.

参与科研项目

[1] 项目, 与北京英诺艾智数据科技有限公司合作, 路面病害与交通标志检测系统, 2021.04~2022.12, 已完成, 负责整个系统的设计与实现。