DOI:10.19652/j.cnki.femt.2305844

基于 OpenCV 和 YOLOv5 的车道线检测与识别*

卢 嫚 朱世博
(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

摘 要:为更加快速、准确识别汽车行驶区域并区分车道,实现无人驾驶,提出一种结合视觉 OpenCV 算法和改进 YOLOv5 算法的目标检测跟踪模型进行车道线检测的方法。在图像预处理阶段,首先读取视频图像,把每一帧 RGB 图像转为灰度图,通过 Canny 算子对图像的边缘轮廓进行提取,然后绘制车道线的掩码区域,并与边缘检测结合,采用 ROI 技术提取感兴趣区域,最后进行概率霍夫变换和最小二乘拟合,将得到的直线绘制到原图像中,最终对每一帧处理后的图像进行输出。目标识别模块采用卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)深度学习方法及 YOLOv5 算法进行目标识别处理。实验结果表明,所提检测算法能够实现准确的车道线检测,实时性和准确性比传统算法高很多,且该方法具有良好的鲁棒性。

关键词:车道线检测与识别;目标识别;OpenCV;Canny 算子;YOLOv5
中图分类号: TP181 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**: 520.2060

Lane detection and recognition based on OpenCV and YOLOv5

Lu Man Zhu Shibo
(College of Electronics and information, Xi′an Polytechnic University, Xi′an 710048, China)

Abstract: In order to quickly and accurately identify the driving area of cars and distinguish lanes, achieving autonomous driving. This paper proposes a method for lane detection using an object detection and tracking model that combines visual OpenCV algorithm and improved YOLOv5 algorithm. In the image preprocessing stage, Firstly, read the video image and convert each frame of RGB image into a grayscale image. secondly, uses the Canny operator to extract the edge contour of the image, and then combines the masked area of lane lines with edge detection, Using ROI technology to extract regions of interest. Finally, perform probability Hough transform and least squares fitting to draw the obtained straight line into the original image, and finally output the processed image for each frame. The target recognition module adopts convolutional neural network (CNN) deep learning method and YOLOv5 algorithm for target recognition processing. The experimental results show that the proposed detection algorithm can achieve accurate lane detection, with much higher real-time and accuracy than traditional algorithms, and this method has good robustness.

Keywords: lane detection and recognition; Target recognition; OpenCV; Canny operator; YOLOv5

0 引 言

在智能交通系统中,车道线检测与识别技术具备重要的应用价值。例如,在交通管理领域,该技术可以帮助交通管理机构实时监测交通状况和车流量,以便对交通信号灯和速度限制等交通措施进行及时调整,从而提高交通效率,减少交通拥堵[1]。在道路规划中,车道线检测与识别技术可以帮助城市规划部门更加科学地规划道路,合理安排车道数量和车道宽度,从而提高道路的通行效率和安全性[2]。

美国、欧洲等国家已经投入了大量研究力量开发车道线识别技术。美国著名的自动驾驶技术公司 Waymo 使用激光雷达和摄像头获取高精度数据,并通过基于深度学习的算法对车道线进行识别[[3]]。同时,谷歌也在车道线识别方面取得了较为显著的成果,有望为自动驾驶技术提供强有力的数据支持。德国奥迪研究院在车道线识别方

收稿日期:2023-12-13
* **基金项目**:国家自然科学基金(62203344)、陕西省技术创新引导专项-科技成果转移与推广计划(2020CGXNG-009)项目资助

面应用了多种传感器，如摄像头和雷达，并结合深度学习技术实现车道线的高效识别。日本等国家的自动驾驶技术也在车道线识别领域实现了较为成熟的技术应用。日本的自动驾驶技术公司 ZMP 已开发出了一种基于深度学习的车道线识别系统，该系统能够在各种天气和路况下实现车道线的准确识别[[4]]。

国内企业和研究机构也在车道线识别领域积极投入研究。百度的 Apollo 自动驾驶系统集成了多种传感器和算法，在车道线识别方面实现了较高的精度和鲁棒性。同时，该系统还支持高速自动驾驶、定点停车等多种自动驾驶功能。

2015～2016 年，计算机视觉和深度学习技术的不断发展和应用已经成为了事实上的关键驱动力。视觉车道线检测任务中，有两种特征提取方法。其中一种方法为传统车道线检测方法，这种方法存在的问题是需要手动提取车道线特征，这导致了误差和低效的问题，也增加了人力和时间成本，这种方法也无法适应各种不同的场景和道路情况。另一种为基于深度学习的车道线检测方法[5]，这种方法是将车道线检测任务转化为图像分类问题。使用卷积神经网络(CNN)等工具来提取特征，这些特征能够更精确地提取车道线，并具有更好的鲁棒性。使得基于深度学习的方法能够应对各种不同的场景和复杂的道路情况[6]。

车道线检测与识别技术还面临着很多的挑战和问题。道路环境的复杂性和天气多变性、不确定性使得车道线检测与识别技术需要具有较高的鲁棒性和适应性。同时，车道线检测与识别技术还需要考虑到对道路上其他交通标志和障碍物的识别和处理，保证自动驾驶和智能交通系统的安全性和可靠性。

针对上述研究中的问题与不足，本文采用传统视觉算法，基于深度学习的方法，用 OpenCV 进行车道线检测处理，结合 YOLOv5 算法以卷积神经网络来对道路上的车辆及其他物体进行识别检测，以便更好的将车道线检测系统运用到智能交通当中。

1 总体方案

目前，实现车道线检测与识别技术主要有种方法，一种是基于传统图像处理方法，另一种是基于深度学习的方法。传统的车道线识别技术一般是先对道路图像进行边缘检测和滤波，然后将其与霍夫变换、随机采样一致性(RANSAC)等算法相结合，实现车道线识别[7-8]。相比之下，深度学习方法具有较强的鲁棒性，且相对传统方法准确性更高，另外可以直接融合到目标检测、场景识别等多任务模型中，进一步节省了计算资源。但这种方法也较为麻烦，需要先进行数据集训练等操作。本文选择使用传统 OpenCV 图像处理方法进行车道线检测，用深度学习 YOLOv5 算法进行目标检测，总体技术路线如图 1 所示。

车道线检测与识别技术是一种基于图像处理和计算机视觉技术的方法，其主要目标是通过对道路图像进行处理和分析，从而实现对车道线的检测和识别[9]。车道线检测与识别技术的实现需要经过多个步骤。首先是对输入图像预处理，包括去噪、灰度化、平滑等处理，便于后续操作。接着是感兴趣区域的提取，通过确定道路区域的位置和范围，减少不必要的计算量。其次是 Canny 算子边缘检测，将图像中的边缘提取出来。接下来是霍夫变换检测直线，通过概率霍夫变换算法，在图像中找到直线的参数。最后是最小二乘拟合，通过对检测出的直线进行拟合，将车道线检测出来。

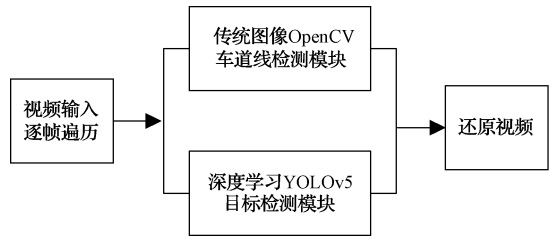


图 1 总体技术路线

Fig. 1 The overall technical roadmap

2 系统算法原理介绍及应用

OpenCV 提供了很多实现计算机视觉任务的核心算法和工具，在多个领域中得到了广泛的应用。YOLOv5 是一种准确性高、适用范围广的目标检测和识别算法。本文选用传统图像处理模块 OpenCV 算法和深度学习模块 YOLOv5 算法相结合。

2.1 OpenCV

OpenCV 是一款可移植的开源计算机视觉库，内置了多种图像处理和计算机视觉算法[10]。由于其功能强大，OpenCV 被广泛应用于许多计算机视觉项目中。功能包括图像读取和写入、图像处理、特征检测、目标跟踪、目标检测、人脸识别等等。OpenCV 的结构主要由 5 个部分组成。OpenCV 的主要结构如图 2 所示。

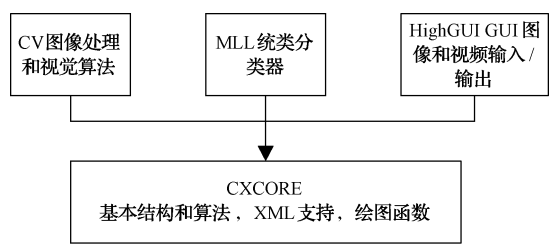


图 2 OpenCV 结构模块

Fig. 2 The module diagram of OpenCV structure

1)图像处理和视觉算法，包括了很多常用的图像处理和计算机视觉算法，例如边缘检测、形态学处理、图像分割等[11]。2)机器学习库，提供了许多机器学习算法，例如支持向量机、朴素贝叶斯、决策树、神经网络等。3)图像输入输出库，支持多种图像格式的读写操作。4)基本结构和算

法，提供了一些基本的数据结构和算法，例如向量、矩阵、排序等。5)XML 支持、绘图函数以及 CVAUx 模块，提供了 XML 文件读写操作、绘图函数以及一些高级计算机视觉算法。

2.2 Canny 边缘检测

在数字图像处理中，可用于进行边缘检测的算子通常有 Robert、Log、Canny、Sobel 等。Canny 边缘检测算子有着较高的信噪比输出和较高的准确度，因此在数字图像处理研究领域有着比较广泛的应用[12]。Canny 算子能够尽可能地标记边界，漏检和误检的概率都非常小，能够尽可能消除噪声的影响，对边缘点的检测效果良好。经过对各种算子的对比，本文使用 Canny 边缘检擦算法。通过在图片中检测灰度值的变化来确定物体的边缘。Canny 边缘检测的结构如图 3 所示。

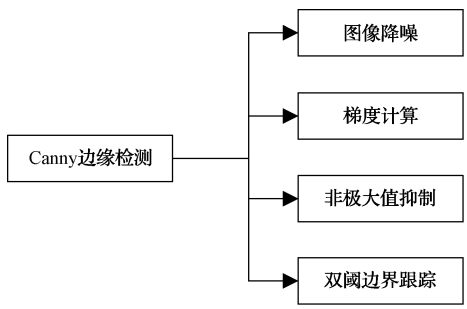


图 3 Canny 边缘检测结构

Fig. 3 The structure diagram of Canny edge detection

在检测边缘时，Canny 边缘检测算法通过应用高斯滤波[13]器减少图片中的噪点，使用 Sobel 算子计算图像的一阶导数，计算图像中 x 和 y 方向上的幅值以及夹角，最后通过非极大值抑制和双阈值技术处理来提取边缘。Canny 边缘检测算法精度高、可靠性强，因此广泛应用于计算机视觉、图像处理等领域。

1)梯度计算

梯度计算方法使用 2×2 邻域内的一阶偏导数来计算梯度幅值和方向，能够较好地定位边缘。但是这种方法对于噪声的抑制效果不佳。为了改进这一问题，在 Sobel 算子的基础上增加了 45°和 135°的方向，并扩展邻域为 3×3，在边界不明显的图像上表现良好。这种改进的方法能够更准确地定位边缘，同时还具有一定的噪声抑制能力[14]。然而，在处理过细的纹理或其他复杂情况时，仍可能会出现错误的边缘定位或各向同性的梯度图像。梯度幅度和角度为：

$$G = \sqrt{(G_x^2 + G_y^2)} \tag{1}$$

$$\theta = \tan^{-1}(G_x / G_y) \tag{2}$$

式中：G 表示梯度值；G_x 和 G_y 分别表示在 x 方向上和 y 方向上的梯度值。

2)非极大值抑制

在 Canny 边缘检测中，在经过边缘提取之后，很有可能会出现某些宽度较大、粗糙或者不连续的边缘。非极大值抑制方法是在检测到边缘强度图像中的局部最大值时，对其进行保留，而将非局部最大值的边缘点进行抑制。通过在灰度梯度图中对每个像素点进行遍历，确定其在梯度方向上相邻的两个像素是否在梯度方向上为峰值。如果是，则将该像素点标记为边缘，否则将其丢弃。在非极大值抑制中，梯度方向是一条无向直线，也就是正负两侧均为梯度方向（即图 4 中红线），并将梯度方向分为 4 个部分：

垂直梯度方向(0,22.5]∪(−22.5,0]∪(157.5,180]∪(−180,157.5]

45°梯度方向[22.5,67.5)∪[−157.5,−112.5)

水平梯度方向[67.5,112.5]∪[−112.5,−67.5]

135°梯度方向(112.5,157.5]∪[−67.5,−22.5]

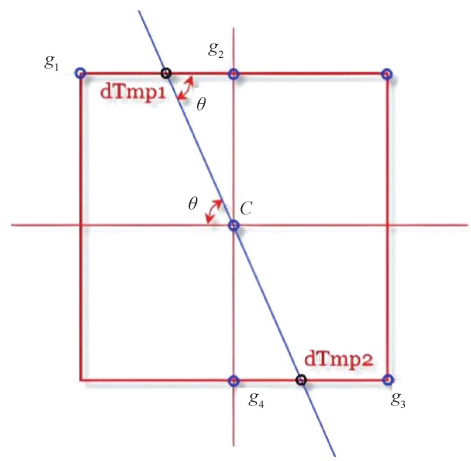


图 4 非极大值抑制原理

Fig. 4 Principle of non maximum suppression

由图 4 可知，在进行非极大值抑制时，通过比较 C、dTmp1 和 dTmp2 这 3 点的灰度值大小，可以判断像素 C 是否为其邻域内的局部最大值。如果点 C 的灰度值小于这两个点中的任意一个的灰度值，则点 C 不是局部极大值，即排除其为边缘像素。此外，在梯度方向上，除了像素 C 之外，梯度方向的交点 dTmp1 和 dTmp2 处的灰度值也可能是局部极大值。因此，在进行非极大值抑制时，需要对这些交点进行处理。一般情况下，会判断这些交点的灰度值是否大于像素 C 的灰度值，如果是，则将其作为局部极大值，否则将其排除。

2.3 概率霍夫变换

霍夫变换在图像处理领域用来检测几何形状，可以检测出直线、弧线、圆和椭圆等基本几何形状。该算法具有较强的抗扰能力，在检测直线时，如果直线上有断点或者被其他物体覆盖不会影响最终的检测。由于霍夫变换对直线检测效果非常好，故可用在车道线检测中。

传统的概率霍夫变换是一种将空间图像映射到参数空间的技术，其基本原理是利用点线对偶性将图像空间中

的特征信息转换为参数空间中求解共线点累加峰值的问题。式(3)将点信息表示为直线方程，在霍夫空间中进一步抽象成曲线方程，原理如图5所示，其中 ρ_0 是原点到直线的垂直距离，θ_0 是 ρ_0 这条线段与 x 轴的夹角。尽管受到噪声、光照和杂散边缘的干扰，霍夫变换仍然具有较强的自适应性。但是，由于该方法基于累加的统计特性，所以其计算量相对较大[15]。

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{3}$$

式中：ρ 为极径；θ 为极角；x、y 为图像空间坐标。ρ-θ 表示参数空间；x-y 表示图像空间。

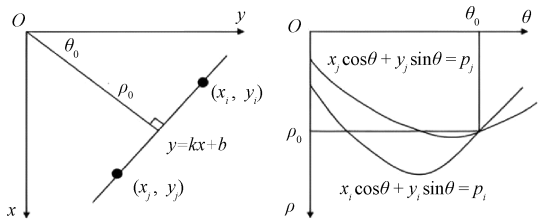


图5 概率霍夫变换原理[13]

Fig. 5 Principle of probability Hough transform

2.4 CNN

CNN是一种以神经网络结构为基础的深度学习方法。这一方法被广泛地用于图像处理，语音识别，自然语言处理。在图像处理方面，CNN表现异常突出，可用于完成物体识别、目标检测等多项任务。CNN的构建包含卷积层、池化层及全连接层等要素。

1)卷积层

CNN中的卷积层是其核心之一，通过一次又一次的卷积计算，能够提取出图像的各种特征[16]。在卷积层中，通过选取一个或多个卷积核，对前一层输入的图像进行卷积运算，以实现对特定区域的特征提取。这个过程可以理解为滑动一个小窗口在图像上，在每一个窗口位置提取出局部的像素特征，然后通过特定步长对窗口位置进行滑动，逐步覆盖整个图像，从而提取出图像的全局特征。卷积层可通过设置不同数量和大小、不同步长的卷积核来提取不同层次的特征。普通卷积操作的示意图如图6所示。

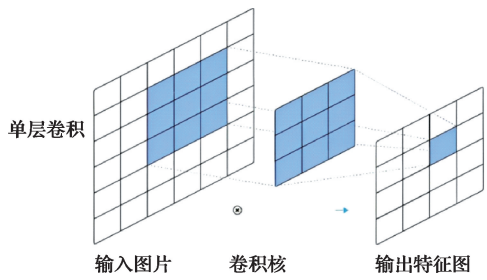


图6 普通卷积操作示意图

Fig. 6 Schematic diagram of ordinary convolution operation

通过堆叠多个卷积层，卷积神经网络能够逐步提高识别任务的准确率，实现对更加复杂的特征的捕获。在经过多次卷积层的处理后，再通过全连接层将特征图映射到目标标签，完成整个图像分类的过程。

使用式(4)计算卷积，可以得到每个对应位置的像素值。

$$a_{i,j} = f\left(\sum_{m=0}^{2}\sum_{n=0}^{2} w_{m,n}x_{i+m,j+n} + w_b\right) \tag{4}$$

式中：$x_{i,j}$ 表示特征图像第 i 行第 j 列的元素；$w_{m,n}$ 表示特征图像第 m 行 n 列的权重；w_b 表示卷积核的偏置项；$a_{i,j}$ 表示特征图像第 i 行第 j 列的元素；f 表示激活函数。

2)全连接层

全连接层紧随于单卷积层块之后，单卷积层块的输出作为全连接层的输入，首先对所输入的小批量样本进行扁平化(Flatten)处理，完成分类任务。Softmax函数[17]是将多分类的结果以概率的形式表达出来：

$$P(y \mid x) = \frac{e^{h(x,y_i)}}{\sum_{j=1}^{n} e^{h(x,y_i)}} \tag{5}$$

其中，分子是指数函数，根据指数函数的特性，将模型的实数输出在零到正无穷上映射；分母将所有结果相加，进行归一化处理，将多分类输出转变为概率输出。

2.5 YOLOv5算法

本文选择使用YOLOv5s模型进行目标检测。YOLOv5s是轻量级模型，具有较小的模型尺寸和更快的检测速度，特别适合于移动设备等资源受限或较小规模的项目。尽管相对较轻量，但YOLOv5s仍具有较好的检测精度，可以胜任大多数实时目标检测任务，并且它的训练速度更快，使得模型的训练更为高效。因此，选择YOLOv5s可以在满足目标检测需求的同时，具有较好的性能和更高的效率，是一种比较理想的选择。

YOLOv5分为输入端、Backbone、Neck以及Prediction 4个部分。输入端具有Mosaic数据增强、自适应锚框计算等功能。Backbone具有Focus结构和CSP结构，Neck部分具有FPN+PAN结构，Prediction使用GIOU_Loss损失函数[18]。YOLOv5整体的网络结构如图7所示。

3 实验结果及分析

在传统图像处理车道线检测模块中，将图像输入后先对图像进行Canny边缘检测(高斯滤波、灰度转换、边缘检测)，得到提取后的边缘灰度图。再对边缘灰度图进行ROI-mask掩码对感兴趣的区域提取，只保留目标区域，也就是车道线所在的区域。对保留区域进行概率霍夫直线变换得到一系列的直线，后经过离群值过滤循环查找超出设定范围的斜率并去除。最后通过最小二乘法拟合曲线，标记出目标车道线。实现流程如图8所示。

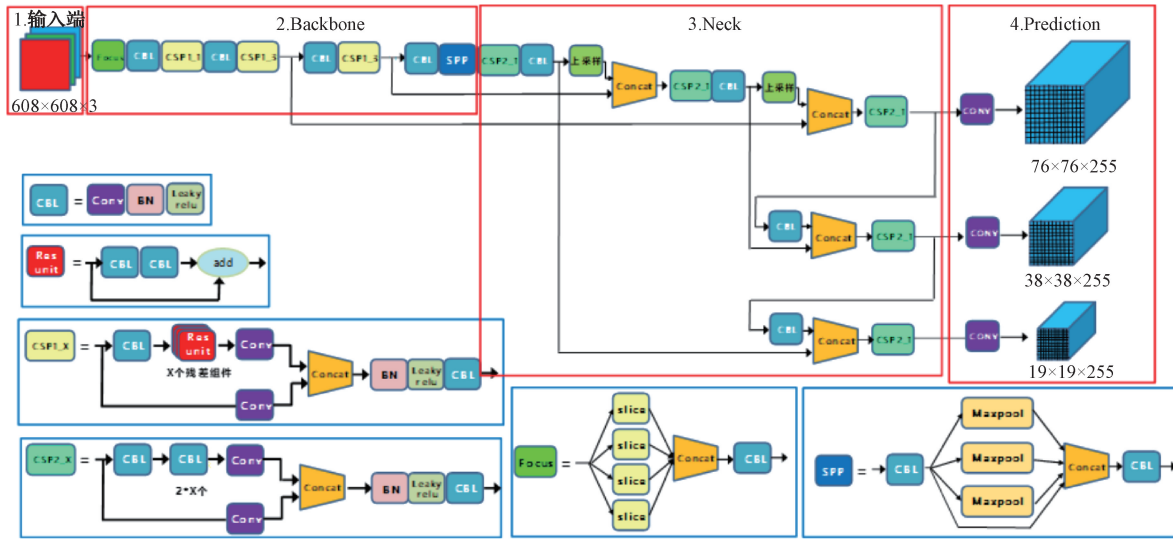


图 7　YOLOv5s 整体的网络结构

Fig. 7　The overall network structure diagram of YOLOv5s

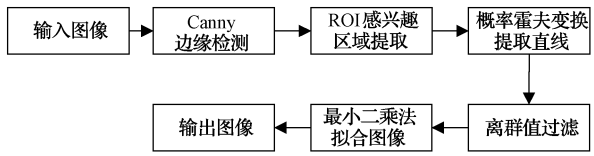


图 8　传统图像处理车道线检测流程

Fig. 8　Lane detection flowchart based on traditional image processing

3.1　训练结果分析

F1 分数与置信度阈值(x 轴)之间的关系。F1 分数是分类的一个衡量标准,是精确率(precision)和召回率(recall)的调和平均数,介于 0～1 之间,越大越好。

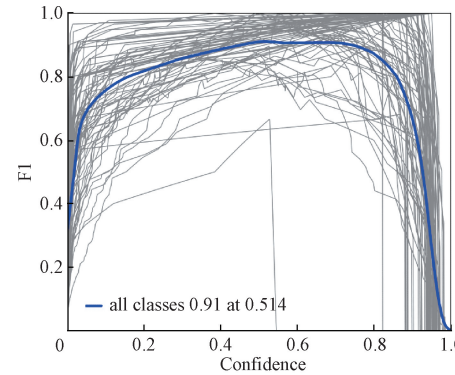
可以看到 F1 曲线很“宽敞”且顶部接近 1,说明在训练数据集上表现得很好(既能很好地查全,也能很好地查准)的置信度阈值区间很大。训练 300 轮和 400 轮的 F1 分数对比如图 9 所示。

图 10 所示为训练结果,横坐标代表的是训练轮数(epoch)一般训练结果主要观察“mAP 曲线的面积大小”(PR 曲线)与“精确率和召回率波动情况”;PR 曲线面积越接近 1 越好;精确率和召回率波动不是很大则训练效果较好;如果训练比较好的话图上呈现的是稳步上升。

3.2　整体系统实现及结果

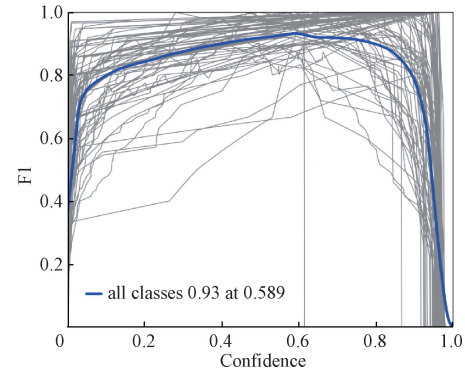
本文选取了不同时间段在不同地点的道路视频进行检测识别对比,可以看出在晴朗的白天,无遮挡的情况下检测和识别准确率很高,能够很好的将车道线和车辆检测识别出来;在隧道中或者阴暗遮挡的环境条件下检测效果不太理想。

图 11 所示是选择了两张进入隧道的图片进行对比,可以看出当进入隧道时,因为遮挡的原因会使得隧道内的



(a) 300轮训练结果

(a) 300 rounds of training results



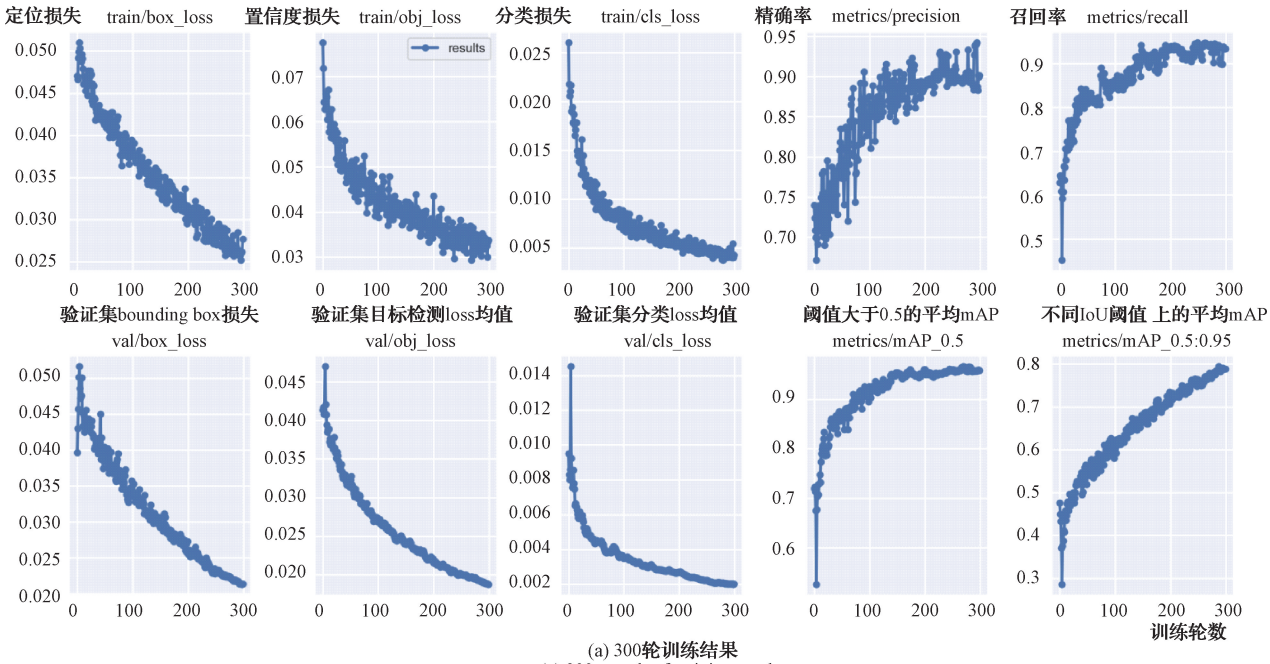
(b) 400轮训练结果

(b) 400 rounds of training results

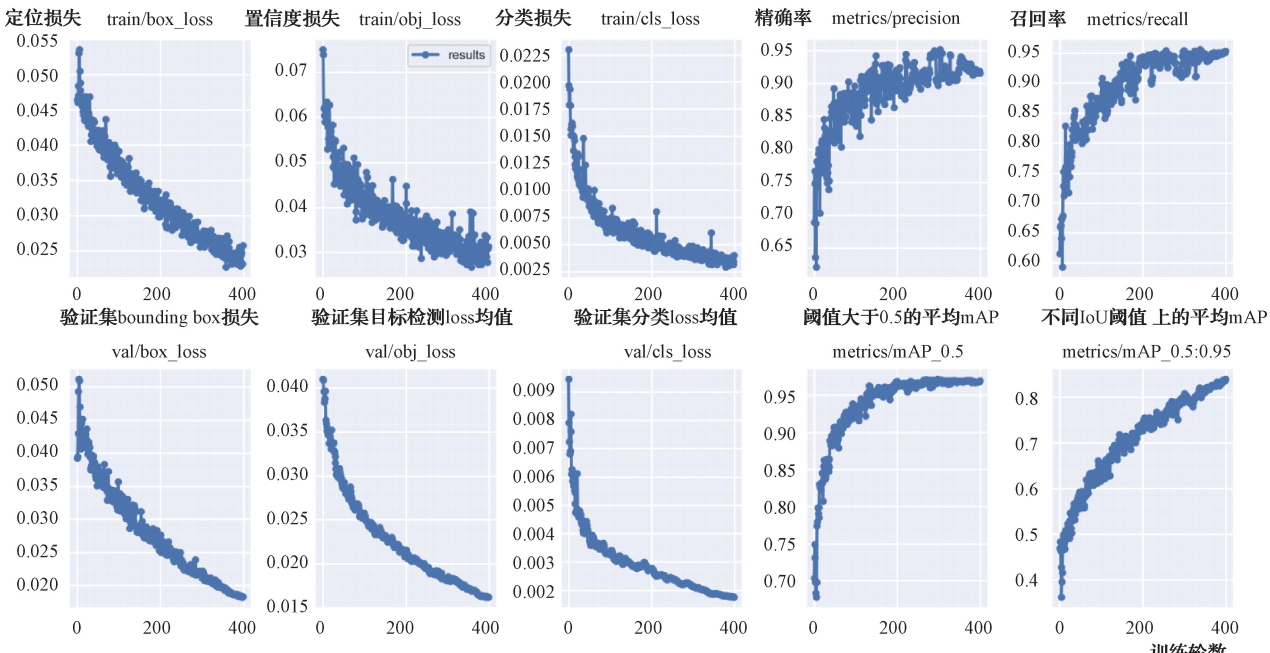
图 9　F1_curve. png-F1 曲线

Fig. 9　F1_curve. png-F1 dithering

部分变暗,而隧道外的部分依然还是很亮。两部分的车道线颜色就会有明显的差异,因此导致车道线识别只能识别出隧道外测亮部的车道线,无法识别出隧道内暗部的车道线。



(a) 300轮训练结果
(a) 300 rounds of training results



(b) 400轮训练结果
(b) 400 rounds of training results

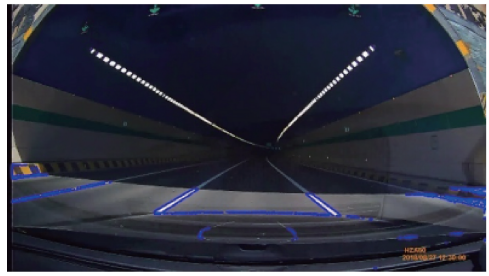
图 10 result.png—结果 loss functions
Fig. 10 result.png-Result loss functions

图 12 所示是选择了出隧道口的两张图片进行对比，可以从结果看出同进入隧道一样，离开隧道也会因为光照被遮挡的原因分成暗部、亮部两个部分。因为此时车辆处于隧道内，隧道外部异常明亮，两部分车道线颜色差异极大，导致系统无法同时检测两部分车道线，只能识别出暗部的部分车道线且效果不好。

图 13 所示是选择了在隧道内部的图片进行检测，由结果可以看出，隧道内的检测效果一般，会有些细小的干扰，但是也能够将目标基本检测出来。

图 14 所示是选择了两张车道线外的图片进行对比，一张为分岔路口，一张为高速公路。可以从结果看出，在分岔路口时也能完整的检测出两个车道的车道线，且检测效果较好，但在高速公路检测时，因为在阳光照射下护栏的颜色相对车道线的颜色接近，从而导致会将部分护栏识

(a) 检测结果1
(a) Test result 1



(b) 检测结果2
(b) Test result 2

图 11　进入隧道图片识别对比
Fig. 11　Comparison of image recognition for entering a tunnel

(a) 检测结果1
(a) Test result 1

(b) 检测结果2
(b) Test result 2

图 12　离开隧道图片识别对比
Fig. 12　Comparison of image recognition for leaving tunnel

别成为了车道线。

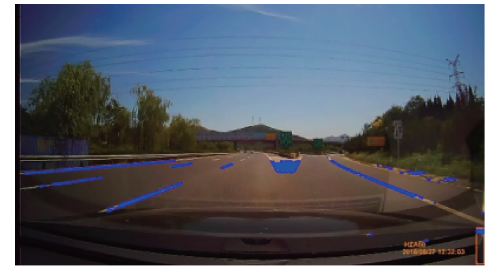
4　结　论

智能车辆、自动驾驶、辅助驾驶在生活中应用已经十分广泛，本文基于传统图像处理 OpenCV 和深度学习 YOLOv5 算法，实现了一个车道线检测与识别系统，可对实际行驶道路的视频进行车道线的检测和提取，并对道路

(a) 检测结果1
(a) Test result 1

(b) 检测结果2
(b) Test result 2

图 13　隧道内部图片识别结果
Fig. 13　Internal image recognition results of the tunnel



(a) 检测结果1
(a) Test result 1

(b) 检测结果2
(b) Test result 2

图 14　分叉路口及高速公路检测对比
Fig. 14　Comparison of detection at fork intersections and highways

前方的车辆和其余目标进行检测和识别，将结果拟合输出。该系统可应用于不同的场景中，完成车道线检测和识别的功能，能够帮助实现安全驾驶、无人驾驶、智能驾驶等。未来车道线检测与识别系统将会应用于更多的场景，例如城市道路、高速公路、乡村道路等。同时，车道线检测与识别系统也将会应用于更多的车辆类型，例如轿车、卡车、公交车等。能够在车辆急速偏移车道，即将发生危险时发出警报并提供相应的保护措施，能够更好的保护我们的乘车安全，保持良好的道路交通安全环境。

参 考 文 献

[1] 韩 逸，舒小华，杨明俊. 一种基于改进 YOLOv5s 的车道线检测方法[J]. 湖南工业大学学报，2022，36(3)：51-58.
HAN Y，SHU X H，YANG M J. Research on an improved YOLOv5s-based lane line detection method[J]. Journal of Hunan University of Technology，2022，36(3)：51-58.

[2] 张松兰. 基于卷积神经网络的图像识别综述[J]. 西安航空学院学报，2023，41(1)：74-81.
ZHANG S L. A review of image recognition based on convolutional neural network[J]. Journal of Xi'an Aeronautical Institute，2023，41(1)：74-81.

[3] MOHAN P，ZHANG J，SUBRAMANIAN K，et al. Waymo open dataset：An autonomous driving dataset[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)，2019.

[4] 李骏敏. 微型无人车路径规划与车道线识别关键算法研究[D]. 杭州：浙江科技大学，2024.
LI J M. Research on key algorithms for path planning and lane line recognition of micro unmanned vehicles[D]. Hangzhou：Zhejiang University of Science and Technology，2024.

[5] 焦守文. 基于深度学习的车道线检测方法研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨理工大学，2022.
JIAO SH W. Research on lane detection method based on dee[D]. Harbin：Harbin University of Science and Technology，2022.

[6] 杨智杰. 基于 RGB 彩色通道的结构化道路车道线检测[J]. 电子科技，2015，28(1)：95-98.
YANG ZH J. Lane detection based on RGB channels[J]. Electronic Science，2015，28(1)：95-98.

[7] 吴一全，刘莉. 基于视觉的车道线检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报，2019，40(12)：92-109.
WU Y Q，LIU L. Research and development of the vision-based lane detection methods[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2019，40(12)：92-109.

[8] 沈新平，彭刚，袁志强. 基于霍夫变换和 RANSAC 算法的绝缘子定位方法[J]. 电子测量技术，2017，40(6)：132-137.
SHEN X P，PENG G，YUAN ZH Q. Insulator location method based on Hough transformation and RANSAC algorithm[J]. Elctronic Measurement Technology，2017，40(6)：132-137.

[9] 曹树星. 基于 OpenCV 的直道车道线识别技术研究[J]. 汽车实用技术，2022，47(5)：26-29.
CAO SH X. Research on straight lane identification technology based on OpenCV[J]. Automobile Applied Technology，2022，47(5)：26-29.

[10] 汪成龙，陈国壮，马秋立，等. 基于 OpenCV 的电线颜色识别系统软件[J]. 电子测量技术，2018，41(16)：91-97.
WANG CH L，CHEN G ZH，MA Q L，et al. Wire color recognition system software based on OpenCV[J]. Elctronic Measurement Technology，2018，41(16)：91-97.

[11] 曹磊，纪国法，彭超，等. 基于 OpenCV 图像处理的支撑剂颗粒圆度和球度检测方法[J]. 中国科技论文，2024，19(1)：85-91.
CAO L，JI G F，PENG CH，et al. Particle roundness and sphericity detection method of proppant based on OpenCV image processing[J]. China Science，2024，19(1)：85-91.

[12] 王梦莹，陆安江，赵文培，等. 基于改进 Canny 算子的自适应焊缝识别算法[J]. 国外电子测量技术，2023，42(10)：162-169.
WANG M Y，LU AN J，ZHAO W P，et al. Adaptive weld recognition algorithm based on a modified Canny operator[J]. Foreign Electronic Measurement Technology，2023，42(10)：162-169.

[13] WANG G Y，FOMICHEV A V，YIRAN D. Research on improved gaussian smoothing filters for SLAM application[J]. Mekhatronika，Avtomatizatsiya，Upravlenie，2019，20(12)：756-76 4.

[14] 郭碧，董昱. 基于分段曲线模型的铁路轨道检测算法[J]. 铁道科学与工程学报，2017，14(2)：355-363.
GUO B，DONG Y. Railway track detection algorithm based on piecewise curve model[J]. Journal of Railway Science and Engineering，2017，14(2)：355-363.

[15] 黄晓青. 基于 Hough 变换的高速公路车道线检测算法设计[J]. 宁夏师范学院学报，2018，39(4)：59-62.
HUANG X Q. Design of highway lane detection algorithm based on Hough transform[J]. Joural of Ningxia Normal University，2018，39(4)：59-62.

[16] 段萌. 基于卷积神经网络的图像识别方法研究[D]. 郑州：郑州大学，2017.

DUAN M. The research on the mothed of image recognition based on convolutional neural networks[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017.

[17] 史腾飞，尚家秀，吴宗航. 基于卷积神经网络的图像分类改进方法研究[J]. 现代信息科技，2023，7(5)：109-112.
SHI T F, SHANG J X, WU Z H. Research on improved image classification method based on convolution neural network[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(5): 109-112.

[18] 王志强. 基于深度学习的车道线检测和目标识别研究[D]. 石家庄：石家庄铁道大学，2022.
WANG ZH Q. Research on lane line detection and target recognition based on deep learning [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2022.

作 者 简 介

卢嫚，硕士，工程师，主要研究方向为智能机器人意图检测与控制等。
E-mail：lm1988-2006@163.com