

专题综述

自动驾驶汽车中的车道检测： 系统的回顾

我，我，，你^{1,2,3}、（成员，IEEE），RASLI ABD GHANI¹，MOHD NAJIB MOHD YASSIN O^{2,3}，（IEEE的成员），
易卜拉欣，o⁴，d⁵

1马来西亚-日本国际理工学院，马来西亚日本国际理工学院，马来西亚吉隆坡，54100

2马来西亚柏林大学（UniMAP），高级通信工程（ACE），卓越中心，邮编：01000

3马来西亚大学工程技术学院（UniMAP），阿劳，Perlis 02600

4马来西亚彭亨大学电气和电子工程学院，培坎，彭亨26600

马来西亚通讯作者：穆赫德·易卜拉欣·沙皮亚伊(md_易卜拉欣83@utm)。我的

这项工作由高等教育部（MOHE）通过基础研究资助计划资助，注册提案编号：FRGS/1/2022/ICT11/UTM/02/2(基于注意力的全卷积网络的不同车道检测

驾驶场景-没有投票：R.K130000.7843.5F563)。

摘要高级自动驾驶辅助系统（ADAS）是自动驾驶汽车中确保驾驶员和乘客安全环境的基本系统之一。自适应巡航控制、自动制动/转向远离、车道保持系统、盲点辅助、车道偏离警告系统和车道检测都是ADAS的例子。车道检测将车道线结构的几何特征信息显示给车辆的智能系统，以显示车道标记的位置。本文综述了自动驾驶车辆的车道检测方法。进行了系统综述（SLR），分析了检测道路车道的最微妙的方法。本综述选择了102篇来自著名的数据库的论文。在彻底检查了关于2018年至2021年为对道路车道进行设计所实施的方法的选定文章后，发现了这一趋势。所选的文献使用了多种方法，输入数据集是两种类型之一：自收集或从在线公共数据集获取。在当时，该方法包括几何建模和传统方法，而人工智能则包括深度学习和机器学习。在过去的四年中，人们对深度学习的使用的研究越来越多。一些研究使用了独立的深度学习实现来解决车道检测问题。同时，一些研究主要集中在将深度学习与其他机器学习技术和经典方法相结合。近年来的进展表明，注意机制已成为一种流行的深度学习方法结合策略。深度算法与其他技术的使用显示出了有希望的结果。本研究旨在提供对车道检测方法的全面概述，突出目前正在研究的哪些方法以及现有的最先进技术性能。而且本文介绍了用于收集训练过程的数据集的设备用于网络训练、验证和测试的数据集。本综述为车道检测技术、挑战和机遇提供了有价值的基础，并支持了该自动化领域的新研究工作。为了进行进一步的研究，我们建议在各种极端情况下，更努力地提高准确性，提高速度性能，以及更具挑战性的工作

指数术语车道检测，自动驾驶车辆，系统文献综述，几何建模，深度学习，机器学习。

协调审阅并批准出版的副主编是徐龙。

I.介绍

根据世界卫生组织（世卫组织）2022年6月发布的一份报告，每年约有130万人因道路交通事故死亡[1]。作为一名人类驾驶员，很难保持在正确的车道上，并与前部车保持以下适当的差距，因为驾驶员需要专注于道路上延长一段时间。此外，人类还容易出现驾驶疲劳、嗜睡、注意力不集中和嗜睡。除此之外，在车辆上使用技术，如智能手机、娱乐和导航系统可能会中断司机并危及安全。因此，道路交通事故对社会的代价在人身伤害和经济损失方面是昂贵的。被动和主动安全系统的发展是源于上述问题。安全带和安全气囊是被动安全系统[1]的例子。

制定这些措施是为了减少碰撞事故对司机和乘客造成的伤害。这些系统已经成为车辆的标准安全装备，但只在事故后使用，但如果完全防止伤亡，情况要好得多。事实上，激活技术正成为汽车制造商和研究人员[2]的话题。传统汽车的发展始于1986年左右在欧洲。此时，几家汽车制造商和研究机构发起了一系列创新的汽车安全项目和研究，为城市交通问题寻求实用的解决方案。例如，欧盟在欧洲专用道路安全（GIDS）[3]下介绍了通用智能驾驶员支持（GIDS）项目。这个大规模的智能车辆项目旨在帮助驾驶员确定和评估交通危险，并轮流指定一个系统来处理特定的危险。自动驾驶汽车发展系统的基本目标是帮助驾驶员识别驾驶风险，确保驾驶员和乘客的安全和舒适。

先进的驾驶员辅助系统（ADAS）是自动驾驶汽车中使驾驶员和乘客的驾驶环境更安全的重要系统之一。ADAS旨在通过帮助避免车辆事故，提高交通效率，减少河流错误，促进交通发展。自适应巡航控制[4]、自动制动/转向远离[5]、车道保持系统[6]、盲点辅助[4]、车道偏离警告系统[7]和车道检测[8]是ADAS模块的几个例子。

这条车道是一种交通标志，将交通系统分隔开来，保证汽车安全驾驶。车道检测是一种自动呼叫检测道路标记的技术，以确保汽车保持在其指定的车道上，并且不会与其他车道上的车辆相撞。它在自动驾驶过程中发挥了一定作用。因此，精确的镭检测允许自动驾驶汽车对其位置和状态进行多种决策和判断，并确保驾驶[9]的安全。然而，由于车道检测算法的车道标记种类繁多，路况复杂而不断变化，因此难以使用

环境，以及车道固有的细长的[10]。因此，有重要的研究开发出了可靠的车道检测算法[11]。

为了解决这个问题，不同的方法，包括几何建模和传统的方法，已经被用于检测镭标记。大多数传统的检测策略都采用顶管，通常包括图像预处理、特征提取、镭模型拟合和线跟踪。图像预处理的目的是为了减少图像中的噪声量。然后，在特征提取过程中利用车道的特征，提取出车道所在的区域。然后，通过各种选定的方法对车道模型进行识别和跟踪。以前应用的特征提取技术，如逆透视映射（IPM）/透视反式形式、过滤技术、边缘检测基础技术、图像区域提取、形态学操作符、基于邻居蹄搜索的特征点、灰度、阈值化、聚类、异构操作符和滑动窗口。这些技术有助于减少噪音，使提取更容易。接下来，车道模型通常采用线段检测器（LSD）和基于拟合的方法，如b样条、二次、多项式、双曲和最大平方方法。之后，卡尔玛滤镜、镭系化和抛物线方程是最常用的三个。此外，跟踪还被用作后处理步骤来进行补偿

在照明[11]。因此，跟踪也有助于由车道标记[12]引起的错误排除检测。然而，传统的方法涉及到一个更加困难和手工制作的过程，从而导致处理时间显著延长。

考虑到人工智能（AI）技术体系的普及，近年来，对车道标记的识别越来越容易获得、更快、效果也越来越大。此外，也不再需要清除手工制作的程序。人工智能是通过计算机模拟人类智能过程的方法，尤其是计算机系统。机器学习（ML）和深度学习（DL）是可用于识别用于羊毛检测的人工智能方法的两个主要类别。DL方法由于其在分类或检测算法中的有效性能，比ML更受欢迎。这是DL方法越来越流行的主要原因。贝叶斯分类器、Haar级联、极端学习机（ELM）、支持向量机（SVM）和人工神经网络（ANN）是该领域中使用的ML算法的一些例子。

同时，一些研究人员建议使用DL技术作为单独的方法，而许多人建议将该方法与另一种方法相结合。整合该网络is的目标是为了提高网络在识别车道标记的具有挑战性的条件下的有效性。除此之外，DL还与几何建模相结合。与MLand合并的DL

DL与DL的结合都是另一种方法积分的例子。除此之外，最近还为该方法提出了一种新的集成思想，即将DL与注意机制合并。这是已提出的最新的最先进的技术，并有进一步研究的空间。

一项新的研究通过彻底检查各种技术技术在羊毛检测中的实现来解决这一需求。因此，本文为通道检测的电离方法、挑战和机遇奠定了坚实的基础，并为更多的自动化研究奠定了基础。此外，本研究还概述了在过去四年中所发表的有关道路车道检测方法的文献。此外，本研究还关注了关于收集数据设备、车道检测学习算法/网络拓扑以及用于车道检测系统的数据集的具体问题。本研究显示了在实现学习算法和确定未来的研究领域方面的困难。它还为研究人员和该检测部门的专业人员提供了资源资源，帮助他们使用最新的方法或开发新的车道检测框架，用于在各种情况下的赛车增强和性能。

本文的其余部分安排如下：研究问题、包括搜索来源、搜索词、纳入和排除标准以及文献收集在内的审查方案均在第二节中描述。所选择和进行统计分析的文献详见第三节。第四节总结了解决每个问题的文献，建设性地评估了结果，并强调了关键点。最后，第五节总结了本研究，并为进一步的研究提出了一些建议。

微光系统的文献综述

这篇论文的写作包括了计划、执行和观察的过程。首先，规划工作明确了研究问题和审查方案，包括出版物来源、关键词搜索和选择标准。下一阶段是对文献集合进行分析、提取和综合相关的阶段。最后一步，即观察阶段，包含了解决研究问题和所描述的目标的审查结果。

A. 研究问题

本文综述的主要目的是确定在自动车辆领域实现的车道检测方法的发展趋势和当前最新技术方法的实现。除此之外，去看看这些方法、挑战和机会的有价值的基础。因此，支持提供最先进的知识来支持该计算机离子和自动化领域的新研究工作。因此，所描述的三个研究问题（RQs）的状态如下：

- 1)我为自动驾驶汽车的羊毛检测配备了哪些技术？
- 2)正在使用什么设备来收集数据集？

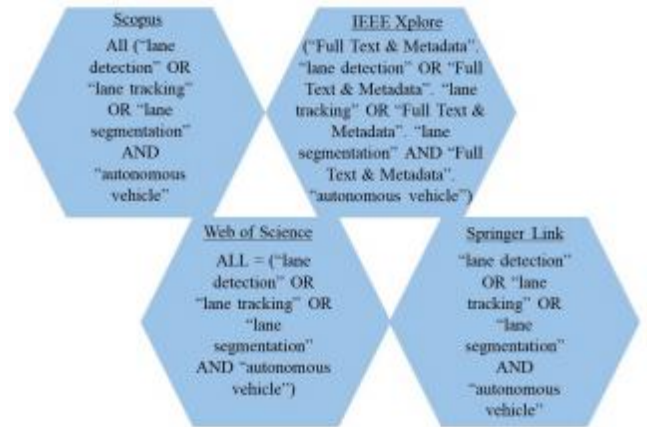


图1。搜索每个数据库的查询。该数据库包括Scopus、科学网络、IEEE Xplore和Springer链接。

3)有什么数据集用于网络训练、验证和测试？

在扫描该系统时采用了聚焦的方法。首先，我们浏览了每一篇文章，看看它是否回答了前面的问题。所获得的信息被全面呈现，以实现本文的可视化。

B. 审查协议

以下是文献检索来源、搜索词、纳入和排除选择标准。此外，这款单反相机使用的文献收藏的技术风格：

1)搜索源

Scopus、IEEE Xplore、科学网络和施普林格链接被选择作为提取数据的数据库。

2)搜索词

“车道检测”和“自动驾驶汽车”是用来调查这个话题的两个重要搜索词。术语“羊毛检测”可以使用不同的单词进行搜索。“OR”操作符用于选择和组合常用和经常使用的适用短语。例如，搜索短语“车道检测”、“车道跟踪”和“车道定位”。“AND”操作符将单个搜索字符串组合到搜索查询中。图1显示了对每个数据库的完整搜索查询。这些数据库包括scopus、科学网络、IEEE Xplore和施普林格链接。

3)包含

该研究涵盖了所有以英语发表的使用镞检测、跟踪、分割或任何其他与检测道路车道相关的任务的主要出版物。对国外搜索频谱的主题类别或时间框架没有限制。这些文章从2018年到2021年发表了4年。此外，还有：

该研究中包括了有关该主题的期刊论文、会议论文集和书籍部分。

4)排除

没有考虑用英语以外的语言写的文章。因此，排除标准包括短篇论文，如摘要或扩展摘要，以及审查/评论论文。

C. 文献收集

通过提供每个数据库的搜索字符串来进行文献检索，如图2所示。这些搜索关键词总共导致了435篇出版物被退回。接下来，每个数据库的搜索结果都是根据预先确定的纳入/非包括搜索标准进行评估的。最初的筛选排除了综述文章和非英语期刊。之后，每一份手稿都根据其细节、摘要和对内容的简短阅读进行评估，以确定它是否应该被接受或拒绝。在本次试验后，文章的数量减少到158件。接下来，在删除重复的论文后，114篇出版物被包括在全文本查看中。由于诸如不能作为全文发布的出版物和与同一作者之前的文章相似的原因，只有一小部分增强功能也被排除在外。然后，选择102项研究纳入该单反。如上所述，获得与此单反相关的公开声明的步骤已经被呈现为PRISMA。系统Review和meta分析（PRISMA）[13]的首选报告项目如图2所示。

罗马数字 3结果

表1列出了被选择的出版物、出版的年份、来源的标题和被引用的次数。关于

表1中列出了102份出版物和参考文献的状态。这些名单包括学术期刊、会议和书籍章节。图3描述了从中发布的发布分布

2018年至2021年。在图3所示的年分布中，每年都有一个增长的趋势。例如，在2018年，大约发表了16篇论文2019年发表了25篇文章。同时，29岁和

2020年和2021年共发表了32篇论文。接下来，从2018年到2021年，在会议进程上发表了48篇文章，44篇期刊，d10篇作为书章，如图4所示。例如，在2018年，出版了11次会议、3种期刊和2本书中的章节。

与此同时，在接下来的2019年，16次会议，8种期刊，只有一本书的道路车道检测已经出版。接下来是14份会议文件，

截至2020年，共出版了12种期刊和3本书章。最后，2021年出版的会议数量比前一年有所下降，当时只发布了几篇文章。与此同时，期刊出版物已经攀升到21章，计划于2021年出版。表2为期刊上的论文分布情况。传感器杂志首先发表了五篇公开的文章，然后是环境情报的杂志和

《人性化计算》、《国际先进机器人系统杂志》、《电子工程与技术杂志》、《多媒体工具与应用》和IEEEAccess以每篇文章发表两篇论文排名第二。

表3显示了车道检测非会议的出版物。表格显示，智能系统和计算公司的进展首先有五篇出版物，其次是ACM国际会议进展系列，第二届国际智能技术会议，2021年，中国控制会议，CCC，IET会议出版物，2018年第6届智能工程和信息技术国际会议，CEIT 2018，每次会议有两次出版物排名第二。

表4显示了书章中车道检测的公开情况。有十本书章节先进的结构材料，数据工程和通信技术讲义，计算机系统和网络交易，图像和图形，讲座笔记网络和系统，数据科学计算智能，数据库和信息系统，讲义在计算视觉和生物力学，图像和视频技术和计算科学和技术。

增值讨论

为了回答rq，每个出版物都需要提取必要的信息。它包括在研究中使用的主要方法和类型的数据集，包括自己收集或从在线数据集获得。每个出版物都关注于数据集的收集和训练和测试的准备。在他们各自的章节中发现的调查结果如下：

A.在自动车辆中应用了哪些车道检测？

本节探讨了检测道路灯笼标记的相关研究。基于路径搜索的车道检测策略可分为两种方法：地理计量建模/传统的车道检测方法和车道检测方法

二)基于人工智能的技术。下面是更详细的内容：

1)几何建模/传统方法

大多数传统检测算法使用的管道包括图像预处理、特征提取、车道模型拟合和线跟踪。图像预处理旨在消除图像中的噪声。特征提取利用车道的特征到类似区域。然后采用各种方法拟合和跟踪车道模型。特性检测是影响[10]性能的一种基本的车道检测算法。因此，在许多传统的方法中，需要预处理图像阶段来确定车道检测任务的特征质量。感兴趣区域（ROI）的构造、用于提取车道信息的图像增强以及去除非车道细节都是图像处理的一部分。ROI额外分配方法

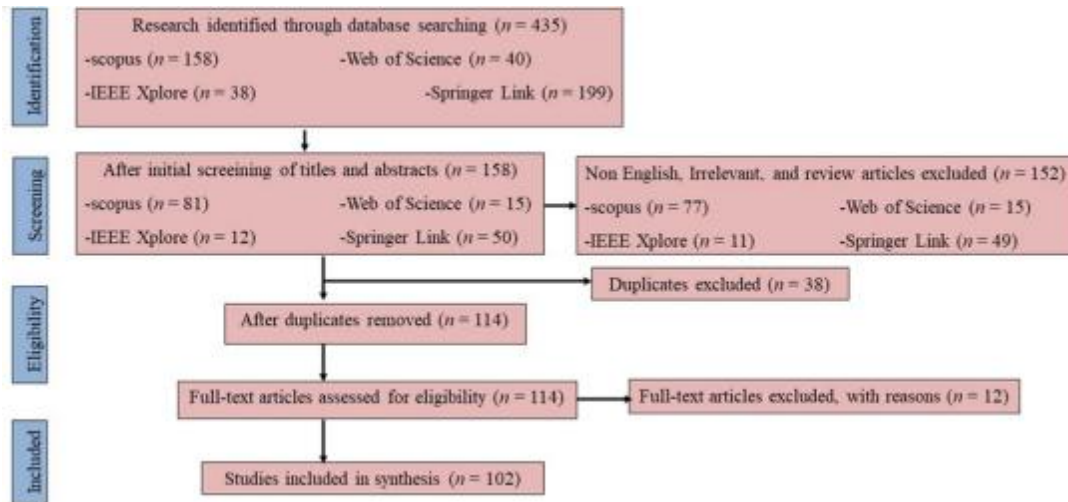


图2. 系统审查和元分析 (PRISMA) 图的首选报告项目。通过4个数据库检索确定了435篇论文。

通过选择图像[11]的各个部分，有效地减少了图像预处理部分中的冗余信息。一些研究已经使用消失点检测技术[11]，[14]创建了roi。此外，ROI的创建最小化了图像噪声，尽管它不能抵抗阴影或汽车[11]。在特征提取过程中提取特定的特征来检测车道，如颜色、边、几何等，如[10]。几种技术，逆透视映射 (IPM) /光谱变换，滤波技术，基于边缘检测的技术，图像区域牵引，morp逻辑运算符，基于邻居搜索的特征点，灰度，阈值和聚类。

此外，过去还使用了异质操作符和滑动窗口来降低噪声的影响，并方便地提取车道。

然后用直线段检测器 (LSD) 和拟合基础方法拟合车道模型，包括ngb样条、二项式、多项式、抛物线、双曲线和最小二乘法。布雷森汉姆线投票空间 (BLVS)、消失点、波形、几何建模、和谐搜索 (HS) 算法、对比有限自适应直方图均衡 (CLAHE)、随机样本共识 (RANSAC)、基于图、种子填充算法、组化图形分析、模型预测控制 (MPC)、基于区域的迭代种子方法、蚁群优化、场景理解物理增强时间 (超级) 方法、缺失融合和线性回归。卢卡斯-卡纳德方法，卡纳德-卢卡斯-托马西 (KLT) 和卢卡斯-卡纳德光学已经匹配车道模型。同时，用于跟踪道路车道检测的最广泛使用的算法是卡尔曼滤波器、车道分类和抛物线方程。跟踪通常被用作后处理步骤来补偿照明

uctuations [11].因此，跟踪有助于错误地检测由于错误的车道标记[12]而造成的遮挡。

表5显示了在基于几何建模的车道检测方法中使用的特征提取、线模型拟合和车道线跟踪方法的细节。首先，特征提取方法包括光谱变换、阈值化、滤波、边缘检测器、图像区域提取、灰度、聚类、基于邻居搜索的特征点、滑动窗口、形态学操作和异构算子等技术。

接下来，线模型拟合包含了LSD、BLVS、BLVS、BLVS、消失点、波形、地理元分析、HS算法、CLAHE、CLAHE、RANSAC、基于图、种子填充算法、KLT、直方图分析、MPC、基于区域的迭代种子法、蚁群优化、超级算法、嵌套融合、Lucas-Kanade光学

和线性回归。同时，应用了卡尔曼滤波器、谱分类和抛物线方程等直线跟踪方法。几何变形/传统的车道检测方法在许多文献中被使用，如D.卡维塔和S.拉维库马尔[16]。

输入图像首先从彩色图像转换为灰度图像。消除了噪声，并对图像预处理阶段进行了边缘细节增强。在转换全局度后，作者使用自适应中间天线 (AMF) 来减少/去除噪声，然后使用拉普拉斯式技术进行对比增强。在任务的准备摇摆阶段完成后，使用特征提取阶段的Canny算符识别图像中的边缘。在检测到边缘后，使用霍夫变换来拟合线模型。霍夫变换通常用于提取影响输入的几何形状的特征。然后使用双曲线拟合技术检测该车道。Ghanem等人[12]还提出了基于几何建模的路道检测方法，包括图像处理、特征提取、线化模型和

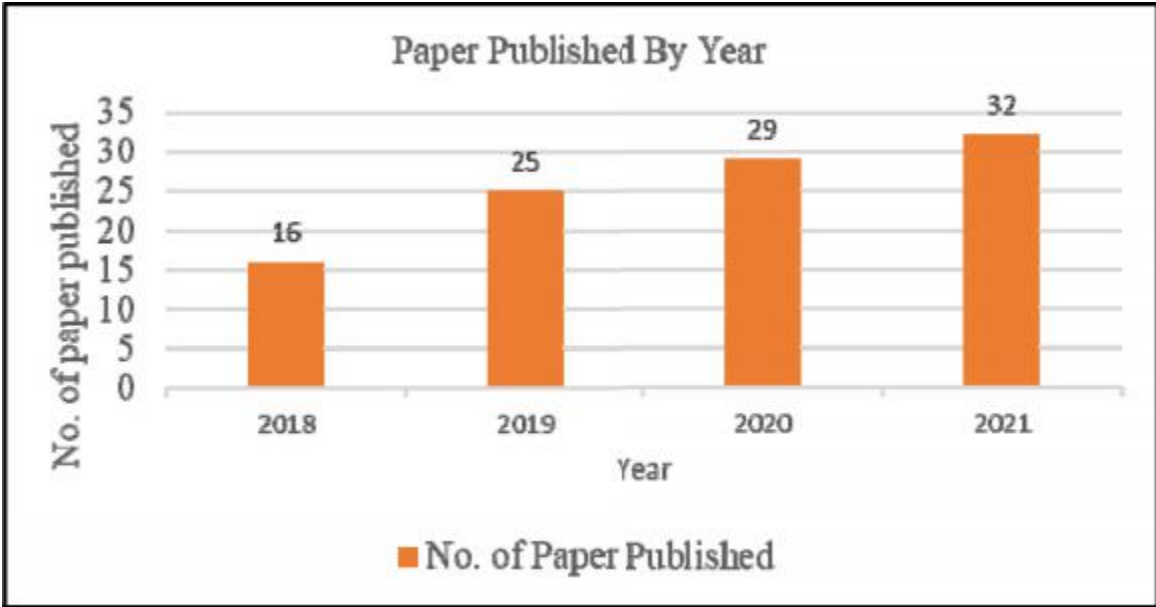


图3。2018-2021年的发行出版物。发表论文的统计趋势在逐年增加。该图表显示，车道检测研究仍然与未来的一年相关。

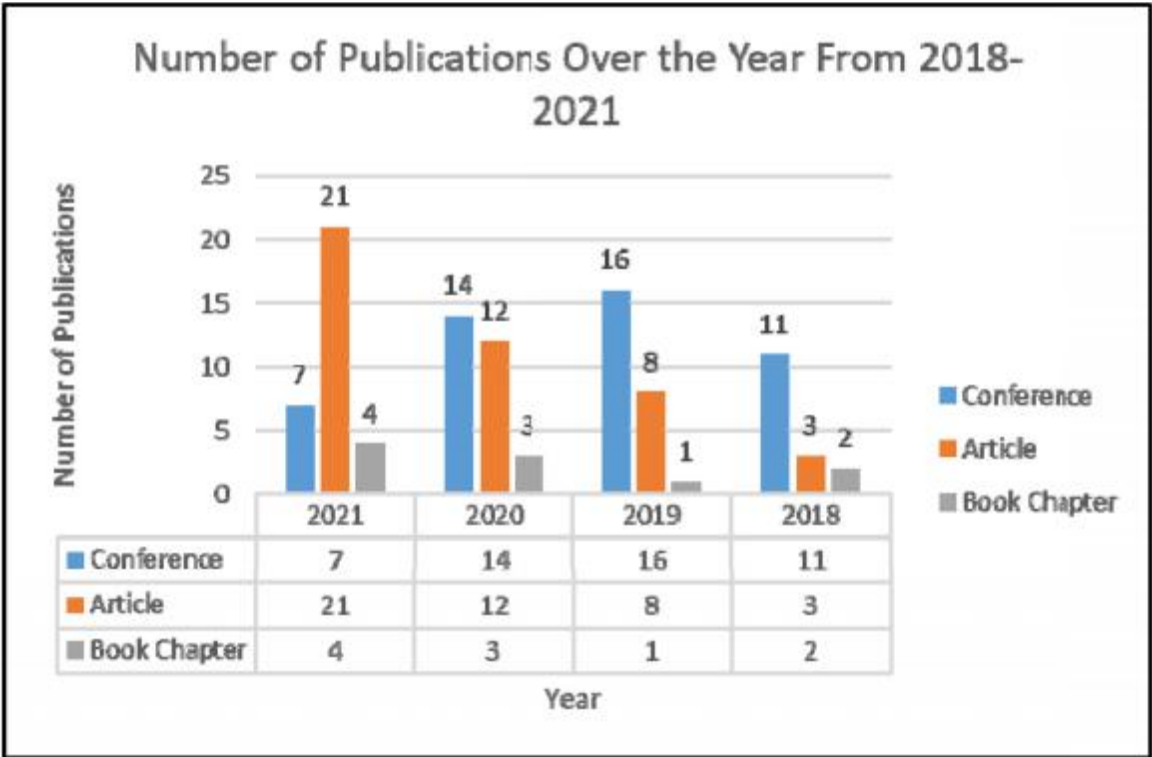


图4。2018-2021年期间的出版物数量。多年来，期刊文章和书籍章节的宣传数量一直在增加。与此同时，这四年的会议出版物也在不断波动。

车道线轨道管道。首先，在图像处理阶段使用感兴趣区域（ROI）来移除与车道标记无关的另一个物体。在特征提取步骤中，利用坎尼方法从图像中提取边缘，其具有对噪声的鲁棒性。第二，霍夫

变换用于提取线段。然后，使用标准偏差（SD）输入输入。这种纹理过滤器可以提供局部强度变化的信息。当纹理平滑时，SD过滤器的响应更小。因此，它被用于

表1. 选择出版物、来源标题和引用次数。

No.	Ref.	Year	Source Title	Cited By
1	[15]	2021	神经计算	
2	[16]	2021	年环境智能和人道化计算杂志	11
3	[17]	2021	第2届新兴技术国际会议，会议	2021-
4	[18]	2021	论文集-人工智能和智能系统国际会议，ICA IS	2021
5	[19]	2021	sensors	2
6	[20]	2021	sensors	3
7	[21]	2021	Journal of Electrical Engineering and Technology	-
8	[22]	2021	先进结构材料	189
10	[23]	2021	IEEE 访问	
11	[24]	2021	Jour alof超级计算	
12	[25]	2021	国际系统期刊保证工程与管理	1
13	[26]	2021	软计算	1
14	[27]	2021	国际先进机器人系统杂志	-15
15	[28]	2021	IEEE智能车辆交易	4
16	[29]	2021	International Journal of Advanced Robotic Systems-	
17	[30]	2021	年数据工程和通信技术课堂讲稿	1
18	[31]	2021	Journal of Electrical Engineering and Technology	-
19	[12]	2021	Complex & Intelligent Systems	17
20	[9]	2021	认知计算	-
21	[32]	2021	年机器智能和数据科学应用国际会议论文集-	
22	[33]	2021	Transactions on Computer Systems and Networks	-
23	[34]	2021	Multimedia Tools and Applications	-
24	[35]	2021	Multimedia Tools and Applications	1
25	[36]	2021	Science China Technological Sciences	1
26	[37]	2021	计算	1
27	[38]	2021	先进计算在系统中的应用，国际进步会议记录 系统，控制d计算	-
2021	p2p、并行、网格、云和互联网	计算	1	
29	[40]	2021	International Conference on Intelligent Computing-	
30	[41]	2021	年环境智能和人道计算杂志-	
31	[42]	2021	图像和图形	
32	[43]	2021	年第十届国际计算机工程和网络会议-	
33	[11]	2020	IEEE Transactions onIntelligent Transportation Systems	-
34	[44]	2020	第16届IEEE国际控制、自动化、机器人和视觉会议，IC ARC V2020-35	
35	[45]	2020	环境智能和人道计算杂志	436
36	[46]	2020	会议集-IEEE第18届国际会议可靠、自主和安全计算-	
37	[25]	2020	2020IEEE国际会议电气工程和计算机应用进展，AE ECA	2020
38	[47]	2020	IEEE国际会议的电子信息技术-	
39	[48]	2020	Computers and Electrical Engineering	19
40	[49]	2020	ACM International Conference Proceeding Series	-
41	[50]	2020	Signal Processing: Image Communication	-
42	[51]	2020	应用科学	

表1。（续。）所选择的出版物、资料来源、标题和引用次数。

43[52]2020国际汽车技术杂志1244[53]2020国际语义计算杂志145[54]2020国际图像和数据融合杂志-46[55]2020论文集-国际会议关于模式识别	
247[56]2020在智能系统和计算方面的进步1	
482[57]2020计算机科学和通信的最新进展	
49[58]2020计算机科学课堂讲稿（包括人工智能子系列课堂讲稿和19个生物信息学课堂讲稿）	
50.[59]2020年亚洲模式识别会议-	
51[60]2020 IEEE访问4	
52[61]2020在网络和系统中的课堂讲稿5	
53[62]2020 IEEE交易关于设备技术10254[63]2020在智能系统和计算方面的进步1	
55[64]2020在智能系统和计算方面的进步-56[65]2020绿色技术和可持续发展国际会议（GTSD）-	
57[66]2020进化智能	-
58[67]2020年智能与机器人系统杂志-	
59.[68]2020年数据科学中的计算智能-	
60[69]2020数据库和信息系统-	
61[70]2020伊比利亚机器人会议1	
62[71]2019IEEE国际机器人和仿生会议，ROBIO20197	
63[72]2019视觉通信和图像表示杂志64[73]2019会议程序-2019中国自动化大会，CAC2019	5
65[74]20192019 IEEE关于电气、控制和仪器仪表工程的国际会议，ICE CIE	-
2019	1
66[75]2019年控制、自动化和系统国际会议6	
67[76]2019机械工程师学会论文集，部分：汽车工程杂志5	
68[77]2019第三届世界智能趋势系统、安全、可持续发展、世界会议记录422019	
69[78]2019中国控制会议，ccc370[79]20192019国际系统科学与工程会议论文集，ICSSE20192071[80]2019ieee计算机学会计算机视觉和	
模式识别会议论文集33	
72 [81] 2019 ACM International Conference Proceeding Series	2
73[82]2019 SAE技术论文	-
74[83]2019传感器	13
75[84]2019 IEME CON2019-第九届年度信息技术，机电工程和	-
微电子会议	
76[85]2019 IE冰交易基础电子、通信和计算机科学-77[86]2019计算科学和工程278[87]2019机器视觉和应用1879[88]201918日国际会议推进ICT	
紧急地区，IC每2018-28280[89]2019AmE2019：汽车满足电子201910GMMcetes1	
81.[90]2019年IET会议出版物9.	
82.[91]2019年国际网络和网格服务杂志-	
83[92]2019控制研究所杂志，机器人s和系统	
84年[93]2019年先进的智能系统和计算系统1	
85[94]2019年计算视觉和生物力学课堂讲稿-	
86.[95]2019年信号处理和智能识别系统国际研讨会2	

表1。（续。）所选择的出版物、资料来源、标题和引用次数。

87[96]20182018新一代cAS, NGC AS20183
88[97]2018 sensors20
89[98]20182018信息学、计算和计算机的创新和智能国际会议21 技术, 3ICT2018
90[99]2018 IEEE智能车辆研讨会, 论文集191[100]20182018第6届控制工程和信息技术国际会议, CE IT2018-92[101]2018 IET智能交通系统 4293[102]2018蜂群和进化计算37
94[103]2018亚洲生命科学14
95[104]2018 IF交流论文在线2
96[105]2018 IEEE国际会议计算机和通信工程技术 (CC ET) -97[106]2018中国控制会议, ccc798[107]20182018第6届国际会议控制工程和 信息技术, CEIT2018599[108]2018 IFIP国际会议人工智能应用和创新17100[22]2018国际会议创新移动和互联网服务在普遍计算 3101[109]2018图像和视频技术8102[110]2018计算科学和技术-

本研究表明了该区域内像素值变异性的不同程度。这个SD滤波器计算感兴趣像素附近的像素的SD值。除了sd滤波器外，高斯滤波器还可以重新排放。本研究采用最小平方拟合来拟合模型。同时，本研究采用了e卡尔曼滤波器来完成车道跟踪过程，因为它有助于比其他方法更快地收敛到实际值。

之后，Gong等人[34]采用双阈值方法对自采集的道路图像进行预处理，并得到roi。采用包含车道谱线信息的最优区域，以减少道路上的背景干扰，提高算法的实时性能。然后利用图像增强法和指数函数变换对图像的灰度值进行处理。经过非线性灰度变化后，低灰度值的背景区域变暗，而车道线区域变得较浅。因此，高灰色价值的区域的轮廓更明显，而相反。该方法有效地提高了车道线区域与背景信息的差异，降低了阈值选择难度。仅在道路重要区域进行图像灰度值调整和图像平滑，以解决车道检测时间较长、噪声吸收率较差的问题。然后使用改进后的Canny算子来提取车道线边缘。当选择Otsu阈值时，采用卡尔曼滤波技术，利用优化的自回归数据处理特征来预测以下图像序列的理想点。该技术是日本专家所提出的一种确定图像二值化分割的方法。高阈值和低阈值应该是已知的。根据OTSU

基本原理是，图像被分为三个部分：背景部分，怀疑的背景部分，和前景部分。然后，建立了一个实用的多车道重估函数，利用霍夫变换直线法实现车道线的在线调整。Kasmi等人，[44]是另一篇提出传统技术的论文。首先选择最佳感兴趣区域，采用传统的方法检测道路车道。

在选择信息最丰富的ROI之后，ransac方法检测ROI中的段。最后，为了跟踪道路车道，使用了卡尔曼滤波器。接下来，Akbari等人。[19]使用了几何建模技术，它使用ROIfor预处理和Canny算子来提取边缘特征，以及高压变换形式来过滤掉不需要的边缘特征，并导致直线。消失点然后过滤掉图像的前直线段。因此，b样条聚类和IPDA滤波器也在本文献中利用d来有效地检测道路。这些方法快速、简单，但需要手动参数。此外，虽然它们可以在常规处理中发挥作用，但它们不能适应不断变化的条件，如照明和遮挡[10]。此外，虽然传统的车道检测方法通常快速和直接，可以实时要求，但道路环境由于天气、光线和汽车的变化而不断变化。检测不符合高精度[15]。

2)人工智能

人工智能（AI）是计算机的理想，特殊计算机系统，模仿人类智能过程。专家系统，自然语言处理，

表2。车道检测吞吐量期刊的出版物。

No.	Journal Title	No. of Publications
1 sensors5		
2	Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing	2
3	International Journal of Advanced Robotic Systems	2
4	Journal of Electrical Engineering and Technology	2
5	Multimedia Tools and Applications	2
6 IEEE访问2		
7.超级计算杂志1		
8国际系统保证工程和管理杂志1		
9软计算1		
10神经计算1		
11	IEEE Transactions on Intelligent Vehicles	1
12	Asia Life Sciences	1
13	Swarm and Evolutionary Computation	1
复杂与智能系统的认知计算		
16	Journal of Advanced Transportation	1
17	Science China Technological Sciences	1
18 computing1		
19 IEEETransactionson Intellig entTransportation systems1		
20	Computers and Electrical Engineering	1
21	Signal Processing: Image Communication	1
22应用科学1		
23	International Journal of Automotive Technology	1
24图像和数据融合国际协会1		
25	Recent Advances in Computer Science and Communications	1
26控制、机器人和系统研究所杂志1		
27	IEEE Transactions on Vehicular Technology	1
28进化英特尔连接1		
29	Journal of Intelligent & Robotic Systems	1
等交流和图像表示杂志1		
31	Journal of Automobile Engineering	1
电子、通信和计算机科学基础交易1		
33	Computing in Science and Engineering	1
34	Machine Vision and Applications	1
35	International Journal of Web and Grid Services	1

语音识别，机器是人工应用程序的例子。人工智能系统通常会吸收大量带有标记的训练数据，对其进行相关性和模式的分析，并使用它们来预测未来的状态。例如，机器学习和深度学习是能够检测通道的人工智能算法。不幸的是，大多数的车道检测系统的处理时间不满足实时需求或效率

一个复杂的环境，也不能满足这种核心函数[45]的整体工作能力限制。本文中描述的基于ai的方法的两个分支是机器学习和基于深度学习的技术。然而，深度学习比机器学习更受欢迎，因为它在分类或使用网络技术的图像帧进行检测方面的优异性能。

表3. 车道检测吞吐量会议的出版物。

		o.的出版物
1.在智能系统和计算方面的进步5		
2	ACM International Conference Proceeding Series	2
第32届新兴技术国际会议，有限公司ET20212		
4.中国控制会议，ccc2		
5 IET会议出版物s2		
62018第6届控制工程和信息技术国际会议，CEIT201827会议记录-人工智能和智能系统国际会议，IEEE国际会议控制，自动化，机器人和视觉，IC ARCV202019会议记录-IEEE第18届国际会议可靠、自主和安全计算1		
IEEE电气工程和计算机应用进展国际会议，AE ECA2020		
11	IEEE International Conference on Electro Information Technology	1
12	Internationalconference onIntellige ntcomputing1	
13	International Journal of Semantic Computing	1
14.关于模式识别的国际会议记录1		
第十届计算机工程和网络国际会议1		
16.亚洲模式识别会议1		
17.绿色技术与可持续发展国际会议（GT SD）1		
18	Iberian Robotics conference	1
IEEE机器人与仿生生理性会议，2019年2019年2019121IEEE电气、控制和仪表工程国际会议，ICECIE20191		
22国际会议的运行控制、自动化和系统1		
关于智能趋势、安全和可持续性世界会议，世界412019		
2019年系统科学与工程会议125国际会议论文集，ICSSE计算机计算机视觉和模式识别会议论文集127IEEE智能汽车研讨会，论文集1		
28 IEME CON2019-9个年度信息技术、机电工程和1		
微电子会议		
29第18届新兴地区信息和通信技术进步国际会议，2018年-程序1		
30	AmE 2019: Automotive meets Electronics 2019 10th GMM Conference	1
31	Internationalconferenceonp2p, parallel, 网格、云和互联网计算1	
322018信息、计算创新和智能国际会议		
技术，3ICT2018		
33.国际研讨会信号处理和智能识别系统1		
342018新一代电路和系统大会，NGCAS20181		
35.关于机器智能和数据科学应用的国际会议论文集1		
36 InternationalFederation ofAutomaticcontrol- papersonLine1		
37 IEEE计算机和通信工程技术国际会议（CCET）1		
38.IFIP国际人工智能应用和创新会议1		
39.关于普及计算机领域的创新移动和互联网服务的国际会议		
40 SAE技术论文1		
41篇计算机科学课堂讲稿（包括人工智能子系列课堂讲稿和生物信息学课堂讲稿）		

表4。通过图书章出版的车道检测的出版物。

No.	Book Chapter Title	No.的出版物
1	Advanced Structured Materials	1
2	关于数据工程和通信技术的课堂讲稿1	
3	Transactions on Computer Systems and Networks	1
4	图像和图形1	
5	Lecture Notes in Networks and Systems	1
6	Computational Intelligence in Data Science	1
7	DatabasesandInformation systems1	
8	Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics	1
9	图像和视频技术1	
10	Computational Science and Technology	1

a:机器学习（ML）

机器学习是一种结合数据和算法来模拟人类学习方式并不断提高其准确性的方法。例如，在自动驾驶汽车上进行了几次镗检测实验。贝叶斯分类器、哈尔级联机、极限学习机、支持向量机和人工神经网络都是该领域所采用的机器学习技术。

[95]提出了一种基于机器学习的车道检测框架。在此基础上，对数据集采用自适应阈值方法进行初始预处理，即采用Otsu方法来估计图像中的ROI。然后，级联登普斯特谢弗组合规则被用来创建一种贝叶斯学习的形式。最后，利用形态学上的无侵蚀和膨胀等方法，从后过程数据中去除异常值。

之后，冯和维尔纳·维斯贝克·[89]提倡将机器学习和深度学习相结合。在处理这些检测问题时，作者首先开发了一种基于语义分割的技术，使用一个5层传感器网络分割神经网络，分为编码器网络和解码器网络。然而，根据分段结果，不属于车道的segmentationuncertainties：区域将被分割到cifi c单循环中，反之亦然。因此，贝叶斯定理可以提高分割的稳定性。对径向基函数（RBF）-向量机进行了测试，建立了一个检测轨迹的鲁棒模型。

对急剧弯曲的车道的检测仍然是一个复杂的问题。结果，[45]提出了一种基于贝叶斯框架的独特车道表征和估计算法，以估计多双曲线参数，以识别集合下的弯曲车道。首先，每个部分的轨迹模型为d bya双曲线，其参数采用精确的层次贝叶斯模型计算。然后，对输入图像进行预处理，提取轮廓，通过将提取的通道拟合到所选的解析模型来表征提取的车道。最终

提出了一种贝叶斯方法，通过估计N个双曲线的超参数来精确地定义整个图像上的弯曲车道。

b:深度学习（DL）

随着深度学习的发展，与之前的方法[15]相比，已经提出了许多该方法来提高车道检测任务的性能。最近DL架构的改进极大地影响了对车道检测任务的衍生特征的改进。神经网络有手工传统的ROI生成、测量和跟踪方法[11]。卷积神经网络（CNN）被用于大多数的深度学习方法[57]，[111]。随着CNN越来越不受欢迎，新的概念和系统已经被提供给了[10]。

此外，卷积神经网络（CNN）具有显著的特征提取能力，自AlexNet[112]问世以来，它在计算机视觉中得到了广泛的应用。因此，许多优秀的神经网络已经被提出来了。由于其简单的城市和模块化，已被广泛应用。ResNet[113]和ResNeXt[114]等其他网站最近已经发布。车道检测是这些网络[11]的另一个应用。其他检测车道不连续帧的方法包括CNN、递归神经网络（RNN）和长短期记忆（LSTM）[22]。此外，深度学习方法的全卷积网络（FCN）[6]通常用于语义分割，并被迅速采用为[115]，

[116]，以及车道检测接近[117]，[118]。编码器-解码器结构[119]，以及端到端体系结构，是两种网络模型结构，经常用于许多计算机视觉任务[15]，

[120]，[121]。语义分割方法[122]、[124]也被用于识别背景和镗系元素。然后，利用实例分割方法[125]得到车道位置[10]。

表5. 基于几何模型的车道检测方法的特征提取、线模型拟合和线跟踪技术。

特征提取线模型F点合线跟踪		
逆透视映射 (IP M) l透视变换线段检测器 (LSD) kal man滤波器		
阈值 <ul style="list-style-type: none"> ➤ Symmetrical local threshold (SLT) ➤ Segmentation threshold ➤ Adaptive threshold ➤ Otsu's threshold 二次阈值 过滤 <ul style="list-style-type: none"> ➤ 高斯滤波器 ➤ 平均过滤器 ➤ 中值滤波器 ➤ 模糊降噪滤波器 (FNRF) 二进制滤波器 ➤ 直方图滤波器 ➤ 可操纵滤波器 ➤ 综合概率数据关联 (IPDA) 标准偏差标准 彩色滤光器调整边缘检测器 <ul style="list-style-type: none"> ➤ Canny edge detector ➤ Sobel edge detector ➤ Adaptive edge detector 滤波器内核边缘检测器 图像区提取波长 灰度几何分析 聚类 <ul style="list-style-type: none"> ➤ Density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) ➤ Attentive voting-based clustering k-均值聚类 邻域搜索基特征点对比有限自适应直方图均衡化 (CLA HE) 滑动窗口随机采样一致 (RANSAC) 基于图的形态学操作 异构运算符种子填充算法	拟合 <ul style="list-style-type: none"> ➤ B样条曲线拟合 ➤ Quadratic fitting ➤ Polynomial fitting ➤ Parabola fitting ➤ Hyperbola fitting 最小二乘拟合 布线投票空间 (BL VS) 抛物线方程 没影点 和谐搜索 (HS) 算法 番茄假名 (KLT) 直方图分析 模型预测指标 (MPC) 基于各区域的迭代种子方法 蚁群优化 场景理解物理增强的实时 (超级) 算法 嵌套融合 光流的假假名 线性回归	车道分类

在识别道路车道时，DL适应方法可用于多种方式。一些研究人员建议独立使用DL方法，其他人则建议用另一种方法进行整合。结合这个网络增加了网络在挑战设置下检测车道标记的效率。DL+几何建模、DL +ML和DL +DL是可以与其他方法结合的方法的例子。除此之外，最近还关注了一个机制

作为一种集成该技术的新方法而被提出。这是一种新的最先进的技术，其他研究人员可以进一步研究。

i)传统DEEP学习

一些文献著作利用本文的新深度学习技术建立了一个车道检测系统。例如，Wu等人[29]提出了一种基于卷积神经网络的识别驾驶视频的方法

图像期望线更详细地代表了一个自动车辆的驾驶行为。使用基于长期短期记忆的方法，然后使用预测线来估计车辆的未来轨迹。由于先前的信息，通过将连续卷积神经网络与基于长期短期记忆的技术（convLSTM）相结合，自动汽车可以平滑地驱动。

类似地，Sun等人[71]利用空洞卷积和空间金字塔池技术构建了一种新的基于网络的深度学习车道检测方法。LaneNetis用来建立网络，一致的一个编码器和两个解码器。嵌入解码器和二进制解码器是这两个解码器的名称。作者使用了一个ResNet-101和空间金字塔池（SPP）网络库位置laneNet的原始编码器的顺序混合。同时，嵌入解码器和二进制解码器的体系结构也很相似。[77]中建议的车道检测系统是基于驱动工作系统，它使用摄像头图像。本文提出了一种基于NVidia深度神经网络多类目标识别框架、车道检测框架和自由空间识别框架的自动驾驶集成框架。该框架也可以用于自动驾驶解决方案中基于映射匹配、映射和路径规划的局部化应用。最后，在[80]中，Philon提出了一个革命性的、完全卷积的车道检测模型，该模型学习解码车道结构，而不是依赖后处理来推断结构。

同时，Dawam和冯在[46]中提出了一种基于计算机视觉的路面标记识别系统，作为汽车选择的附加数据层。作者使用云中的yolov3来训练探测器，使用超过25,000张图像来识别25个不同的路面标记。实验结果表明，该方法的检测精度和检测性能均较好。

传统的基于手工制作特征的方法由于缺乏明显的特征和一些道路堵塞而不可靠和计算昂贵。穆萨拉古等人[35]提出了独立的深度学习，通过学习每个车道的标记、定位和几何形状来解决这个问题。该方法将支持网络与车道和关键点确定网络相结合，以正确估计代表车辆左车道标记和正确车道标记的关键点。最后，Dewangan等人提出了语义分割架构的编码-解码器网络。在该方向上采用了基于UNet和ResNet的混合模型。首先，对图像进行降采样，并使用ResNet-50作为分割模型来识别所需的特征。然后，利用UNet进行组样本，并利用检测到的特征对图像片段进行编码。

二)深度学习+几何建模

一些研究人员将基于深度学习的方法与几何建模方法相结合，以提高检测道路车道的效率。在对人工标记的数据进行训练时，深度神经网络已经证明了它们具有达到相互竞争的准确性和时间复杂性的潜力。然而，在不利的道路环境中，缺乏对主车道的分割屏蔽，限制了完全监督算法对这种消除的适用性。为了解决这个问题，优斯里等人[23]提出将经典的计算机视觉技术和深度学习方法相结合，在复杂和动态的道路场景中建立车道识别任务的可靠基准框架。

首先，研究人员测试了一种基于一系列传统计算机视觉方法的自动测量方法。该技术通过精确分割该框架下的复杂城市图像中主车道的语义区域，生成适当的弱标签。首先，采用基于壁板的校准技术来校正失真。然后，采用垂直平均分布（VMD）方法，选择自适应兴趣区域（AROI）。最后，采用渐进概率高变换形式（PPHT）对车道区域进行定位，并计算出车道所在点。为了限制超通道信息的不良后果，必须通过屏蔽图像区域进行过滤。因此，作者采用一种基于水平的自适应算法对道路进行了分割。然后使用Canny方法来处理在照片中发现的任意车道形状。由于平面线是平行的、直线的，且颜色不同的，图像处理技术保留和增强了技术。然后，颜色空间转换和形态过程确保预先分割。形态学大礼帽程序主要用来将图像较亮的部分与周围较暗的部分分开。在这些照片中，明亮的像素描绘了车道线。

因此，顶帽手术通过去噪和增强对比，在不可预见的闪电变化中帮助不正确的镧化。在使用透视变换形式后，需要用线化法完成分割阶段，以识别车道区域，改善车道特征。接下来，在处理任意形式时，使用滑动窗口搜索来迭代不同的线形状，以获得更多存在的信息。最后，利用逆透视变换将图像解包到标准视图中，并通过单信道转换构造地面真实标签。SegNet、修改SegNet、U-Net、ResNet和ResUNet是以++为基础的架构技术，使用数据进行训练和基准测试。该工作的贡献包括首次在reset车道检测任务上引入ResUNet++，其中它超过了其他测试模型，以及引入使用基于集成的方法的鲁棒道检测，以及通过观察密集的++预测来测试模型

前三名的模型在模糊的场景和模糊的道路场景。

传统的计算机视觉（CV）技术往往是耗时的，需要更多的处理资源，并采用复杂的算法来分析图像的细节属性。本文提出了一种深度控制-卷积神经网络（CNN）架构，避免了现有CV技术的复杂性来解决这个问题。因此，CNN被认为是一种可行的车道标记预测方法，尽管改进了性能-位置-参数修改。本文采用AnS-Sh二进制黄油优化算法（SBBOA）改进cnn的初始参数设置。该方法选择相对的cnn参数进行精确标记。在使用CNN框架进行预测之前，SBBOA优化的CNN框架提取了车道的像素属性。在本研究中，将各车道线视为特殊情况。SBBOA-CNN分类器决定了哪个像素属于哪个车道，并将该知识转换为一个参数描述。

接下来，[25]等人展示了如何利用卷积神经网络、空间变换网络和实时检测来提高自动驾驶车辆的效率。首先，管道将实时图像转换为灰度，并使用高斯模糊平滑边缘。应用Canny功能来帮助边缘检测是该过程中的下一步。通过测量相邻像素的梯度，进行Canny过程，得到图像中的边缘。梯度的显著变化可以识别前边。因为车道将在图像的下半部分找到，所以构造了一个与之对应于图像的p节的区域。在下阶段用霍夫变换得到图像的斜线。一条单条长车道线将左右车道分开。这是通过根据基线的斜率对其进行过滤来实现的，以确定哪些基线属于哪个范围，而忽略了其他的基线。感兴趣区域的左右车道就在这条路上。下一步是将车道线与原始图像重叠，以组合这些图像。在对原始图像进行分解校正并使用颜色变换和梯度创建阈值二值图像之前，计算了精确校准矩阵和失真系数。之后，透视转换将创建图像的鸟瞰视图。即使图像中的车道线是平行的，透视也使它从角度收敛。

从这个角度可以很容易地去除车道线的曲线。然后，卷积与滑动窗口一起使用，以最大化每个窗口中加热像素的数量。空间变换网络（STN）然后使用一个可学习的变换来消除空间不变性。当在卷积神经网络中使用STN块时，它提高了分类器的准确性。由于输入的变化，卷积神经网络可能存在异常的鲁棒性。比例、视点和背景杂乱是这些差异的例子。STN aids in 减少

由于输入的可变性所带来的这些困难。由于其多功能性，STN可以被引入任何模型区域。它们也可以只使用一个反向传播算法进行训练。

Zhan和Chen[73]提出了一种基于FPGA开发平台的基于图像处理和深度学习的车道检测技术，以实现结构化道路的快速车道检测效果，速度可达104FPS。首先，摄像机捕获道路数据，然后通过AXI协议将其作为图像数据传输到FPGA。此参数是将数据转换为RGB24格式，包括数据格式转换和传输接口版本。首先对摄像机拍摄的图像进行数据预处理，从而进行数据格式转换和传输接口的转换。此外，还采用了一种包括阈值分割、逆透视变换和车道线二次曲线拟合在内的图像处理方法来检测车道线。最终的输出检测结果包括当前车道的曲率半径、当前车道的弯曲方向、车辆偏离车道中心的路径和距离等。同时，提供车道线坐标，使线路类型识别模块能够在区域内拦截识别。因此，本研究使用深度学习（CNN）方法来检测车道标记并显示输出时间。

[101]论文的作者提出了一种基于车道结构分析和卷积神经网络（CNNs）的车道标记检测系统。作为车道标记背景的路面首先在停车前阶段被拆除。接下来，使用一组来自局部图像的局部波形来创建一个感兴趣的区域，并使用aCNN分类器来寻找车道标记候选区域。最后，该几何分析阶段确定该项目是否是车道标记。提出了一种基于道路车道匹配[49]的地图相对定位方法。当GNSS数据既不是精确的正常不可用时，该技术为自动驾驶汽车提供了车道级的定位精度。作为一个侧系探测器，DarkSCNN神经网络被部署。逆透视变换过程的检测和拟合到多项式。

同时，改进的迭代最近点算法比较了两点云：单独的云使用高清地图数据，而其他的则使用相机数据。此外，在[79]中，从前视摄像机捕获图像并输入智能分割网络，提取检测道路车道标记的特征。该网络首先使用u-net架构构建，这是一个设计用于生物医学图像分割的卷积神经网络。霍夫变换甲苯二胺用于确定分割网络的输出线。不幸的是，霍夫变换也产生了很多来自片段二的线。因此，研究了k均值聚类技术来计算和识别每个道路车道标记的最佳线。

然后，利用语义分割和光学行估计网络的组合，Lu等人[20]提出

一种快速、可靠的车道检测方法。该研究分为车道分割、车道识别和测绘。首先，建立了用于关键帧分割的鲁棒语义分割网络，并建立了快速、薄的行估计网络对车道分割中的非关键帧进行跟踪。采用基于密度的噪声应用温泉聚类（DBSCAN）来识别其生态部分的镗。最后，提出了一种将车道像素从像素坐标系转换到摄像机坐标系的映射方法，并在摄像机坐标系中建模车道，提出了自动驾驶的反馈。

首先，[75]中输入帧的预处理包括去除大部分天空区域，并执行自动移动纸板。然后将框架缩放到360×的分辨率480。然后将该帧输入到车道标记分割网络中，该网络在使用基于图的算法来分割出可见的车道标记像素。

实例分割的输出经过透视转换（鸟瞰视图），然后是基于注意力的聚类应用蟑螂和多项式曲线拟合，得到最终结果。最后，作者利用深度学习方法acnn的方法建立了一个在隐藏单元中具有步幅转换和步幅解卷积的车道分割网络。[108]研究开发了一种以时空、深度学习为基础的车道边界识别方法，可以在复杂的天气环境和交通场景下实时准确地检测车道边界。算法分为三个部分：首先，利用车道边界的空间和时间约束进行反规范变换和车道边界位置估计；其次，利用卷积神经网络（CNN）对边界进行分类，对车道边界位置进行回归。最后，作者优化了CNN输出，并使用Catmull-Rom（CR）样条变换进行分析。

然后，在[65]中，提出了一种检测道路上车道和障碍的综合方法。提出了一种深度学习与传统图像处理框架相结合的方法，用于检测车道。当DL方法和传统方法组合时，数据收集时间和精力减少，同时保持性能。作者首先提出了Lite Seg网络架构。采集的RGB图像是网络的输入，输出是一个车道分割图，有两个类：lane和非车道。MobileNetV2是一个具有先进性和反向残差结构的主干网络。然而，使用MobileNetV2主干的生命网络不能正确地检测到所有的镗。由于采集的数据包含大量的噪声和碎片化，本文提出了一种基于霍夫变换的车道检测方法来解决该问题。此外，作者使用二次多项式创建了一个车道模型来处理曲线车道。然后，利用多项式曲线拟合方法将得到的候选段拟合到镗系模型中。道路的投资回报率就是这样的

使用获得的外通道确定。之后，定义的ROI将被转发到深度处理任务中进行进一步处理。

最后，[105]中引入了模型管道，包括二元语义分割、聚类和曲线构成。语义分割模块分析图像中的像素，看它们是否属于车道线或背景。集群模块对车道点进行集群化，形成不同的车道线实例。当实例分割完成透视时，转换将图像转换为边界视图。最后，利用曲线拟合技术。为了保证良好的时间效率，作者使用MobileNet作为CNN的骨干。此外，MobileNet是移动和嵌入式视觉应用的宝贵模型，因为它使用深度分离卷积。此外，作者还利用K-Means聚类算法对不同的车道线进行了聚类分析。

深度学习+机器学习

并选择了一种基于机器学习的策略与DL进行集成，以提高车道检测任务的效率，并将DL与旧方法相结合。根据Zhang等人[50]的研究，利用基于道路特征的算法和基于颜色特征的算法，由于一些限制，无法实现满足工厂性能。例如，车道的数量通常是不设定的，而检测车道的技术有时是错误的。此外，基于霍夫变换的算法将直线解释为车道，导致路灯被误认为是车道。同样，广告天气也会影响羊毛探测。同样地，照明不足和夜间设置也会产生糟糕的结果。然而，目前还没有实际的解决方案来解决这些问题。因此，标准化方法在检测复杂的情况方面是无效的。此外，车道检测应非实时进行。然而，模型算法在这个目标上明显失败了。因此，通过对复杂的交通状况进行建模，本文提供了一种高质量引导的车道识别算法，可以成功地管理可变车道。作者首先使用棋盘图像进行相机校准，以确定真实世界和图像坐标系之间的对应关系。然后，他们使用先验知识和图像质量分数来捕获仅包括镗信息的感兴趣的图像区域。之后，他们创建了用于车道检测的两阶段CNN架构，使用主车道掩码进行车道匹配。本文提出了一种多模型特征融合方法来训练SVM对图像区域的分类。从车道和非车道区域，作者通过结合128d的梯度直方图（HOG）和9dcolor矩，创建了一个137d的多模型特征。然后，他们训练一个SVM来分类不同的位置。接下来，他们使用滑动窗口方法从图像和SVM构建一组附加区域到选择用于测试的车道区域。最后，利用图像分割，他们训练了一个S

将图像分割为车道信息部分和非车道信息区域。

之后，冯等人。[89]结合DLand ML进行车道检测。基于深度学习（5-LayerSegNet）的方法首先用于检测车道。然而，分割结果表明，对于不属于1区间的区域将分为车道检测单周期和反之，存在分割不确定性。因此，利用贝叶斯定理使分段更稳定。因此，还测试了RBF内核SVM（支持向量机）。

iv) 二次连续DEEP学习

传统的技术已经产生了显著的效果，但也有局限性：(1) 车道意识受到不同的天气条件和照明的挑战。此外，以往的方法缺乏一个统一的框架来描述各种场景，以及(2) 由于潜在的标签噪声，使用照片的效率低下。J. Liu [72]引入了一种基于学习的综合参考平等感知鉴别梯度深度模型的车道识别框架，该模型使用了两种类型的深度网络工作。由于车道边缘的梯度值大于其他区域的梯度值，因此采用了无辐射引导的深度卷积网络。然后利用整个参考图像质量评估（FR-IQA）方法来寻找鉴别梯度信号，同时也利用几何特征。接下来，一个循环的神经层利用不同的神经线索来影响已识别的通道空间分布。最后，利用稀疏惩罚放弃了噪声特征，本文只使用了一小部分的标记图像。接下来，Zou等人[126]提出了一种深度混合结构，该结构将卷积神经网络（CNN）与递归神经网络或车道检测（RNN）相结合。ACNN块从每个帧中提取信息。几个具有时间序列属性的连续帧的CNN特征随后被发送到RNN块中，用于特征学习和车道预测。

一种基于神经网络的新方法，集成了自编码器结构组成、残余神经网络和紧密连接的神经网络。该架构由三个等结构的连接神经网络组成，结合了对称AE（降维编码器和扩展解码器）、ResNet和net的结构，特征图连接提供编码层和解码器层之间的短连接。Z. M. Chng等人。在[55]中提出了两种算法状态算法，SCNN + RONELD和ENet- SAD+ RONELD。此外，本研究表明，卷积神经网络（CNNs）被用于训练目前最先进的车道检测算法中的深度学习模型。虽然这些模型在火车和火车上表现得非常出色，但它们对不同上下文的未知数据集表现得很差。本研究提出

区域时间弹性神经网络改进的主动车道检测（RONELD），使用深度学习概率图输出来识别、跟踪和优化主动通道。他们自适应地从概率输出中提取车道点，检测曲线和直线，然后在直线车道上使用加权最小二乘线性回归来纠正真实图像中边缘地图碎片造成的分车道边缘。最后，通过跟踪之前的帧，作者推测出了真正的主动车道。最后，Pizzati等人[58]提出了基于两个级联神经网络工作的端到端系统，它们可以非实时运行，用于车道边界识别、聚类 and 分类。他们训练CNN车道边界实例分割作为步骤。然后，他们提取了每个观察到的车道边界的描述，并通过第二个CNN进行运行。CNN已经不再使用车道标记，而是被训练来识别车道边界。然后，除了语义分割之外，他们在边界上使用实例分割。例如，MaskR-CNN就是一种精确的边缘网络分割技术。ERFNet也被选为他们的基模型。因此，本文使用另一个CNN对每个车道边界进行分类，并将识别出的边界与地面真相联系起来。此外，这项工作的架构是基于H-Net的。

v) 深度学习的智慧和注意机制

在过去，最先进的车道检测算法在复杂的场景中表现优于传统的方法，但它们也有局限性。例如，只有一定数量的车道可以被发现，而检测时间的成本有时也令人望而却步。人类视觉的关注机制和方法使网络学习更令人担忧。Zhang等人[9]提出了一种基于注意策略的实时车道识别系统来解决这一问题。提出的网络包括一个提取通道特征的编码器模块和两个解码器模块，一个二进制解码器和一个可嵌入解码器，这些预测通道的即时特征图。作者在编码器中使用生物启发的方法提取目标区域丰富的特征。通过卷积产生的细菌和通过注意力提取的细菌之间的关联被发展来学习上下文的真实信息。上下文1信息与解码器中的上采样特征相结合，以补偿丢失的细节信息。二元解码器将每个像素分配给两个类别：车道或背景。不同的通道是通过使用嵌入式数据库解码器获得的。二值解码器的输出被用作嵌入解码器的输入之一，它引导通道上精确像素点的产生。

李等人为高识别图[15]开发了一个单通道深实验室模型。建议的方法包括两个新特性：1) 通过在ASPP模块中添加一个注意模块来优化编码器结构；2) 利用SEB合并高级和低级语义信息，获得更多伟大的特征。此外，与天气变化的不复杂场景，提出的模型

利用注意机制和语境学来融合信息，确定环境的车道线。

Munir等人[11]将基于深度学习的算法与计算机的注意力相结合来检测道路车道。本文提出了利用动态视觉传感器（LDNet）进行车道检测的方法，该传感器是一个解编码器，具有一个空洞的空间金字塔卷积块，然后是注意引导解码器，用于预测和减少车道检测任务中的错误预测。不需要使用这个解码器进行后处理步骤。作者提出了LDNet，一种新型的编码-解码器，用于检测使用详细的车道标记。通过从动物中提取高级特征来全面进行定量检测。作者还在网络作品的核心添加了一个ASPP块，这增加了特征图的适当场大小，而增加了训练参数的数量。此外，采用注意引导的解码器增加了特征图中的特征定位，避免了处理后的要求。

此外，车道检测在先进的驾驶员辅助和自动驾驶系统中至关重要。然而，车道检测会受到各种条件的影响，包括一些有问题的交通场景。探测多条车道的能力也很至关重要。R. Zhang等人[10]提出了一种基于实例分割的车道识别RS-Lane方法来解决这些问题。该方法建立在lanenet上，利用resnet的分散注意力，在细长和稀疏的注释上增加特征表示。本文采用自注意蒸馏法，在不超过推理时间的情况下，提高了网络的特征表示能力。输入的照片可以在预处理模块中进行正确的处理，使以后更容易提取特征。驱动图像和相关的注释被转换为模型使用的标准格式。利用标注的数据来训练网络，在模型训练步骤中实现车道分割。在后处理阶段采用去噪和拟合的方法，从模型的输出中得到最终结果。该网络采用LaneNet提出的编解码器框架同时进行语义和实例分割。编码器的主干是ResNeSt，它呈现出一种分散注意机制。因此，作者在网络中增加了两条DAS线，以提高其特征提取能力。SAD允许网络在没有外部数据的情况下自行学习。较下层可以通过模拟较高层的注意图来学习较高的特征表示。因为较低层表示特征的能力增加，较高的层和整个网络受益。

作为解码器执行解卷积运算来解码编码器的特征映射，并进行上采样和分类。解码器有五个悬浮单元，与编码器的布局一一对应。作者使用Unet的跳过连接方法来连接

编码器和解码器输出，使全局上下文信息。在解码器的最终层中有两个分支：二进制分支和嵌入分支。本研究使用两个具有 1×1 核的卷积层生成二进制分支和修正分支输出。二进制分支产生语义分割。嵌入式分支构成了一个三通道映射，这意味着每个像素都有一个三维嵌入向量。将分割映射输出作为掩模，将掩模应用于嵌入映射，只生成嵌入映射的车道像素。然后，作者应用均值位移聚类为每个车道生成聚类和实例分割的实际结果。因此，利用立方样条插值法确定了车道模型。

B.在训练过程中使用了什么设备来收集数据集？

输入数据是检测道路车道的最关键的方面。此外，数据集的准备对于AI方法是必要的，特别是在训练期间。根据n个网络模型中伟大的数据集准备工作，自动驾驶汽车可以管理行为和做出判断。在回顾了期刊、论文会议和几个书籍章节后，大量的文献作品包含了自我收集的数据，也在网上发布。此外，一些研究人员只编写了针对人工智能训练的数据集，然后将其比作一个公开可用的基准数据集。另一方面，一些研究人员只使用自收集的数据来进行训练和验证。与此同时，一些研究人员只依赖于公共数据集来进行训练和验证。在道路上，无线电探测和测距（雷达）、全球定位系统（GPS）和光探测和测距（激光雷达）均用于相关数据集[23]。除此之外，还有来自各种文献作品中收集的在线模拟器的数据。

本小节将描述在车道检测中自采集数据的设备实现的细节。2018年，13篇发表的文章使用了相机，一篇公开发表的论文使用了模拟器进行数据采集。接下来，在2019年，15篇发表的论文使用了相机，还有一篇发表的论文使用了模拟器和雷达进行数据采集。此外，在2020年，大约有12篇已发表的文章使用该相机来收集数据集。同时，一篇论文分别利用激光雷达、开放街道地图和高清地图来收集数据集。最后，到2021年，大约有13位艺术家使用了照相机，还有一篇论文使用了高清地图来获取数据集。

1)相机

首先，该相机可以用来提取道路标记。因此，各种摄像头都没有使用过，包括网络摄像头、Wi-Fi运动摄像机传感器、运动摄像机、智能手机摄像头、m单焦摄像头和立体视觉摄像机。单眼相机是有效的；然而，它们不提供深度信息。另一方面，立体视觉摄像机允许深度的变化

信息，从而重建三维场景，以增加功能，如碰撞消除[19]。此外，摄像机在任何方向记录道路环境的可靠性和能力最近已经提高了[23]。因此，由于当前的深度学习算法[37]，视觉传感器也变得更加有效、更便宜。无论如何，尽管相机传感器的普遍存在，深度网格算法提供了高度的泛化，并跨多层学习驾驶环境的关键元素。

根据文献，大多数研究人员使用凸轮摄像头来检测车道标记。文献推荐使用相机自采集数据：Khan等人[110]使用相机获取数据。道路图像用单摄像头传感器记录，以检测车辆正面的道路标记。结果，一个智能手机摄像头被放置在实验性汽车的前挡风玻璃上。这项研究中使用的数据集来自于用三星Galaxy Alpha智能手机（SM-G850F）拍摄的视频。图像是捕获模式下每秒30帧没有视频稳定和有一个1920x1080(。像素分辨率。实验中使用的视频总数为15个，从中检索到22,500张照片。这些图像是在各种图像情况下拍摄的，包括照明、交通和气候。在数据收集过程中，主机车辆按照两秒钟的安全指南进行驾驶。在驾驶汽车时，要保持一个安全的跟随距离是至关重要的，而自动驾驶则需要这样的距离。结果表明，采用两秒级安全准则来验证在任意速度下更安全的跟踪距离。根据该规则，驾驶员车前的任何车辆都应保持在驾驶员车辆后面至少两秒钟。因此，大约22500张道路图像在白天和晚上的不同时间拍摄，有不同的照明和遮挡，如阴影、复杂背景、交通、轻轨、雨和雪。具有后雨效应的图像也可以获得。这是用仪表盘上的摄像机拍摄的，数据收集在雪兰莪和吉隆坡拍摄。数据集中剩余的图像（小雨、雨、雨后、雪）都是从互联网上收集下来的。在各种光照条件下，采用复杂的背景条件。

接下来，Liu等人[53]故意选择了有阴影、轮胎滑轨和噪音的道路。印第安纳州的拉斐特，作者拍摄了当地的道路和65号公路。每个视频剪辑大约有15秒长，允许捕捉到的图像聚焦于所需的道路特征。当数据收集完毕后，对视频进行分割，每六帧提取一次图像。最后，我们收集到了23,088张有用的照片片段。布帕蒂和哈桑·费尔多西[47]也使用相机拍摄视频。利用多重滑动窗法，对4个视频序列进行了车道检测精度的评估。相机的位置应该是固定的，通常应该在位置。接下来，a

丰田普锐斯自动驾驶研究原型车使用英伟达驾驶PX2和赛科尼斯GMSL相机被凯姆萨拉姆和Das [77]使用。在一辆汽车中，AGMSL连接器连接一个GMSL GMSL相机到一个驱动器PX2。驾驶后备箱中有PX2的车辆。Sekonix GMSL相机安装在后视镜附近，在前挡板后面。该数据集包括从驾驶视频中采样到的多帧图像。

该视频的帧率为垂直分辨率720像素，宽度分辨率为1280像素

每秒30帧。接下来，对这些图像进行解剖和评估。然而，由于光线和亮度，几幅图片的质量很差。这就强调了车道预测的重要性。因此，训练的手势率是基本显著的。如果速度很高，那么复杂的视觉效果可能会非常相似，这使得模型毫无意义。因此，训练数据集通常只选择一个图像。因此，训练数据集应能提高车道检测模型的识别性能。Inaddi-

因此，训练集应该包括更多的弯道图像。首先，我们从这个视频中提取了更多带有弯曲车道的图像。然后，选择像素最小的图像。这些图像也会被修改以创建新的图像。

然后，作者采用了淄博道路数据集的随机样本，包括三种道路场景：阴影遮挡、车道线条和[34]上的明亮光照。每个道路情况下的视觉数据集都是在视频中收集到的，其中包含了从收集到的镜头中选择的大约800张典型道路场景的图像。此外，有2400个图被用于计算机模拟调查。该帧的分辨率大小为512×682像素。由于相机的规格，实验中所有的原始图像都是灰色的。以减少车辆对摄像头视图的障碍。

[100]使用的摄像头位于后轴中心上方21.5厘米和前方27厘米处。测试数据是在汽车手动沿着轨道的车道行驶时获得的。虽然数据是使用测试平台的车载摄像机以每秒60帧（fps）的速度捕获的，但评估是用ine进行的，以确保数据比较。最后，在[106]中，作者采用了1225帧的视频序列，分辨率为640×480像素，其中包含了困难的交通情况，如街道人行道类型、经过的汽车、快速文字和数字。此外，在雨后，作者收集了一个新的数据集来测试不同气候条件下的热鲁棒性。在这些数据库中总共有1706个帧。

一个移动眼摄像机视觉传感器被放置在[127]的窗罩的前面，它的可变更新率为50到130毫秒。使用了偏航率传感器，它安装在重力测量中心附近，每10毫秒更新一次。每个轮子的速度传感器都与偏航率传感器同步更新。一辆微型汽车箱1501还控制了dSPACEInc.的汽车，



图5. 自动驾驶汽车“图连”，照相机安装在车上

用于数据收集的车辆。点格雷BFLY-PGE-23S6C-C相机传感器安装在“图连”上进行数据采集。

利用控制器局域网（CAN）总线记录每个传感器的数据。数据由Lee和Moon [99]使用自动驾驶汽车“屠连”收集，如图5所示。点GREY BFLY-PGE-23S6C-C相机传感器安装在“屠连”号飞机中，用于数据采集。安装的相机的中心长度为

2246毫米，照相机首先被校准。

车载摄像头收集Xiao等人[109]的道路环境信息。使用Basler pia1900-32 gm/gc工业摄像机获取路况视图，该系统基于单焦视觉。这个镜头有一个

8毫米焦距。一张图片的最大帧率为

每秒32帧。该图像的分辨率为1,920×, 1,080像素。这些图像通过千兆以太网接口从相机传输到计算机上。本文在蒙古境内的鄂尔多斯市采集了道路视频数据，验证了该算法的有效性和鲁棒性。这些数据包括树木通道、行人、车辆通道、极端阴影和光线、曲线等。

接下来，Zhan和Chen[73]使用摄像机a获取数据，然后他们使用AXI协议将这些数据作为图像数据输入FPGA。接下来，从作者的自动驾驶汽车中收集到的真实数据集的检测结果显示在[15]上。视觉图像是从一段持续3公里的视频中选择，包括路线、路牌、斑马线和伞线。然后，使用314条分辨率为4096×的爱沙尼亚正框照片高速公路的数据集，对所提出的方法进行了测试

4096像素。在文献[69]中，利用314张预嵌入图像中的249张建立了一个图像分割训练和验证数据集。在这个训练/验证数据集集中有36497个图像片段，每个片段的大小为224×224像素。接下来，从开放的道路获得图像[93]，大小为960×540像素。为了从实际的道路图像中识别车道特征，我们回忆了6000张图像，其中包括2000张图像，每个图像分别为直线、曲线和变道部分。此外，在[87]中，作者使用了位于韩国大田市KAIST的道路景观数据集。安装在汽车上的VSTC-V200 G摄像头被用于收集数据集。该视频包括640×360像素的分辨率，20帧/秒，带有4335张图像。

一些文学作品使用的误差相机比标准相机不同。例如，Lu等人[20]自行收集数据集来验证所呈现的车道

detectionmodel.自我收集的数据集从一个廉价和普通的网络摄像头，h注意遮挡，模糊环，和照明差的图像。作者收集了6000多张图片，其中包括各种真实世界的交通情况。Kin ect使用摄像头和网络摄像头收集数据集。[65]的作者使用了一个安装在1: 7RC汽车上的Kinect摄像头来评估该系统在一个小型驾驶环境中的性能。该数据集包含1000张有标记的图像和许多复杂的例子来测试算法。

[16]使用Wi-Fi运动型摄像头传感器来跟踪AV所采取的整个路线。这个支持wi-fi的摄像头传感器可以将实际的视频传输到智能手机上，以进行监控。收集到的足迹被送往智能手机和云存储服务，通过无线电发射器进行额外处理。一个基于计算机视觉的算法形成了分析。实时数据收集有助于车辆安全度和车道检测。此外，该系统还可以利用Wi-Fi sport型相机来改进该任务的功能。采用的相机传感器包含2英寸的屏幕尺寸和大约1200万像素的光学。这款相机的变焦范围价格合理，并支持高清（高清）视频。此外，这款相机设置起来很简单。它还可以连接到智能手机来跟踪汽车。但是，对于非波动性、可用性和可访问性，这种技术会将数据发送到云存储中。最后，应用计算机视觉技术对采集数据进行处理进行车道识别。

另一方面，可以通过单红外传感器进行车道检测。捕捉实时交通数据对检测道路车道至关重要，这就是为什么使用Wi-Fi运动型摄像头的原因。涉及许多视频帧，因为数据i是在视频的形式，每个视频帧必须处理之前，车辆可能被警告。

接下来，Moon等人[102]收集了分辨率为640×360的测试视频图像，因为许多视频剪辑包含每秒24或29帧/秒（fps）。因此，每一帧的执行时间必须小于1/24秒（1441.7毫秒）或1/29秒（1434.5 ms）。此外，本研究还使用了各种道路情况的图像，如均匀条件、许多噪声以及隧道内的情况。最后，在[74]中，用iPhone以30帧/秒和1334×的帧率收集道路图像

750分辨率，将相机传感器安装在遥控臂上。在这张图片中描绘了车辆前面的区域，包括树木、人工负荷、汽车、行人和侧视图。

2)激光雷达

使用电子有两个主要好处。首先，该传感器提供广泛的安全环境，是目前最便宜和最可靠的自动应用方式。然而，这种传感器对水平很敏感，需要一步。激光雷达本身可以用于解决这个问题。例如，不管灯光如何

在某些情况下，检测激光雷达梁是否拦截了沥青道路漆[128]是可行的。这在处理阴影和黑暗时特别有用，这些相机有故障处理。此外，激光雷达还提供了精确的世界三维图像。另一方面，激光雷达，它更强大。尽管如此，光学技术的进步和不断增长的需求将会降低激光雷达的价格。

3) 模拟器

关于车道检测的研究很少是使用模拟器来收集数据以进行训练和验证。例如，L. 特兰和

M. Le[129]使用了大约4000张训练图像的数据集来训练一个20小时的分割模型，其中2000张图像进行了注释。这些信息来自于卡拉模拟器。此外，M.C. Olgun等人[107]还收集了Unity三维模拟的训练数据集。一个定居的建筑类似于作者现实生活中的道路。汽车中的空中审计员语言允许它在捐赠场景中占用车道之间的路径点。表示汽车机动的帧保存在jpg文件中；平均时间，图像路线、速度和转向信息以CSV格式保存。此数据集的损失值比手动收集的数据集更合适。该跟踪数据集包含12531张真实图像，补充20000张图像。接下来，在[51]中，作者使用了先锋机器人车辆来模拟两种不同的轨迹设置。该程序使用来自地名机器人模拟器的这些v个输入来查找车道。根据车道识别结果和矩阵输出，计算了车道的速度和线性速度。

4) 雷达

利用高分辨率汽车雷达原型机收集[12]、[13]和[89]的数据。该雷达传感器的调制解调器为FMCW（频率调制控制波）。基带信号可以计算出相关、相关的辐射速度、物体纠缠、误差大小。信号处理链从二维FFT（快速傅里叶变换）、CFAR（常数假报警率）、峰值检测和最大似然角信息技术开始。估计的方位角的轴线是均匀间隔的。探测地点的位置和物体的范围将适合于一个扇形的网格状图案。

5) 高清地图

来自高清地图的车道识别数据集是在七个序列研究中自行收集的。作为导航后端，所有商业自动驾驶汽车都使用带有灯笼标的精确高清地图。然而，目前大多数高定义的电离图都是由人工制作的。使用自动识别系统生成的高清自动驾驶地图是多类羊毛识别[15]。高清地图被定义为一组由宇宙横向墨卡托（UTM）坐标系中道路车道的精确坐标组成的地图，如前所述

in[49].其他元素，如路标和交通灯也包括在内，但在本出版物中只使用了道路车道。当收到一个新的相机帧时，作者在最近的位置估计的给定半径内查询来自高清地图的所有车道。例如，这项研究使用了20米的距离。由于车道线检测需要时间，作者应采用摄像机交错时的姿态。道路车道匹配模块使用来自前摄像头的信息来检测车道和在最近的定位估计附近的HDmap的信息作为输入。该模块确定最佳修改对齐相机车道与高清地图与轻微。一种简化的算法是迭代最近点算法。

6) OPENSTREETMAP

osm数据集已被用于各种智能交通系统，包括道路级局部化[130]和车道级确定[131]。利用从相机获得的图像进行道路检测依赖于道路原始信息和上下文信息。首先，道路背骨是使用基于车道数量和车道宽度的OSM地图构建的。然后图像投影与这个道路几何，考虑与自我车辆姿态相关的不确定性。最后，在检测到一个车道之前，将使用该结果。

[132]的研究在创建更精确的地图之前使用了OSM数据。之后，作者提供了OSM数据和本体感觉传感器的融合结构。在当时，使用OSM的类似方法来识别激光雷达点云[44]中的自我车道标记。节点、方法和关系[44]是OSM数据的三个关键组成部分。节点是表示gps位置的几何元素。例如，道路网络是由旁道定义的，一个详细的节点列表。因此，各道路（道路）均由[130]段组成。换句话说，作为一个片段的一部分类似于一个OSM的OSM方式。因此，地图匹配问题应重新定义为aGPS点的匹配。结果表明，作者采用[130]中描述的地图匹配技术来选择最佳路径（道路）。然而，正如在本文中所讨论的，osm数据缺乏精确的信息。

C. 用于网络训练、验证和测试的数据集是什么？

TuSimple [75]、KITTI、加州理工学院、城市景观、阿波罗景观和CULane数据集是色情场景数据集或基准，为变量提供训练数据。在本节中，我们将讨论几个流行的公共数据集。网络必须有一个有意义的数据集来有效地运行[107]。

1) 简单数据集

TuSimple数据集是一个公开可用的交通检测数据集（轻交通量和清晰的车道标记）。它的训练数据集的标签由连续的车道曲线组成，它们从输入图像的底部开始，一直持续到最后一圈

通过了[75]。它由经过训练的大型数据集组成，在北部和良好天气条件下的测试次数分别为326和2782，[35]。它们在一天中的不同时间被记录在两条公路车道、三条公路车道和四条公路车道或额外的高速公路上。这些RGB输入图像的分辨率为1280×720像素。每个图像还包括19帧的未带标签的数据集。这些注释是JSON格式的，在不同的误差离散的y位置上显示它们的x位置。使用TuSimple数据集进行训练或验证的文献已经在本节中讨论过。在研究中，

Y.Sun等人，[71]利用了这个公共车道检测数据集。作者通过绘制每个车道的像素坐标线来生成地面真实实例分割图。这些线的厚度为15个像素。

此外，不同的标签也有不同的车道。作者将数据集划分为三个部分：3268张图像的序列集，358张图像的验证集，以及2782张图像的测试集。接下来，Lu等人[20]利用TuSimple数据集来验证所提出的车道检测模型。本研究中使用的数据集具有良好的视觉清晰度、无模糊度和较低的检测难度。此外，TuSimple数据还在[24]中进行了实验。在本研究中，tuSimple数据集包含近7000个视频片段。每个视频片段总共包含20帧。70%的视频用于网络作业中的学习，20%用于验证，10%用于测试。详细地说，训练、验证和测试集分别包含4900、1400和700个视频剪辑。这些简单数据集的图像样本是在各种气候因素下采集的。接下来，Pizzati等等。

[58]使用该数据集，该数据集由6408张图像组成，分辨率为1280×720张图像，分别分为训练数据集，分别为3626和2782张图像。TuSimple数据集是唯一的，因为它注释了完整的车道边界，而不是车道标记。因此，该数据集是非常适合本研究的。

此外，该数据集在[72]中被用作训练和测试数据集，约有3600张训练图像和

2700 testing images。作者指出，TuSimple数据集包括各种天气状况的操作系统，是一个用于测量车道检测性能的大量数据集。此外，本文还提出了一种使用空间卷积神经网络（SCNN）方法[19]的策略。虽然TuSimple数据集包括各种道路位置，包括直线、弯曲车道、平坦和合并车道以及阴影，但本研究只使用了直线和弯曲的车道。

该数据集也被用于文献[35]来评估他们的策略。接下来，Chng等人。在[55]中的TuSimple测试集中进行车道检测实验。根据数据，这个数据集非常简单，在好天气或温和天气的高速公路上拍摄，并包含了最后一帧上标注的地面事实。作者手动选择车道标记，划分主动车道进行检测

并比较了每一帧的测试与地面真实标记。TuSimple车道数据集由3626个图片序列组成。这些都是司机眼中的高速公路驾驶场景。每个序列包含20个在1秒钟的时间帧内捕获的单中断帧。每个系列的最后一帧，即第20张图像，被标记为车道标注。此外，本文在每个序列的每13帧中添加标签，以增加数据集。最终

[105]在车道检测任务上使用了tu简单的车道数据集来训练和测试基于深度学习的技术。

2) KITTI数据集

KITTI[133]的基准测试也是道路场景的热门数据。它包含了关于道路场景的各种信息，包括彩色图片、立体图像和激光点数据。本田欧洲研究所的詹尼克的弗里奇和托拜厄斯·库恩纳尔生成了KITTI视觉基准数据集[133]。在道路和车道估计基准中有289张训练图像和290张测试图像。城市无标记（UU）、城市多重标记（UMM）、城市标记（UM）和三类的混合是道路场景图片下降的四类。训练数据集由98张图像组成；同时，测试数据集由100张图像组成。地面真相是在KITTI数据集中通过手动注释这些图像而创建的。提供两种道路地形：热区（所有车道合并）和车道（当前车辆行驶的车道）。例如，Shirke和U达亚库玛[54]使用KITTI数据集进行基于区域的分割，使用多通道识别的迭代种子方法。除此之外，在另一篇文章中，Shirke和乌达亚库玛·[66]也在他们的扩展中使用了KITTI的视觉基准数据集。接下来，这个公共数据集还使用KITTI来验证算法在[37]中的性能。最后但并非最不重要的是，P. Lu等人[27]使用基准的转向数据集来验证该手势技术。

3) 电话技术公司的车道数据集

这个数据集[134]包含四个视频剪辑，在加州帕萨迪纳市，在一天的不同间隔。每个视频剪辑的分辨率为640x480像素，包括不同的照明和照明情况，灯笼标志，日光闪烁，人行道类型，阴影，人行横道，和集合环境。此外，该数据集还包括城市街道，使用加州理工学院的[134]数据集测试了直线和弯曲的[101]。除此之外，由Akbari等人提出的方法。[19]与使用加州理工学院巷数据集的两种基于模型的方法进行了比较。作者在本文献中使用了大约1224个标记数据集，其中从众多城市道路上收集的4个视频剪辑中提取了4172条车道。

4) 城市景观数据集

城市景观的高分辨率和较低标记的训练图像[135]是众所周知的。另一方面，这些数据

提供语义分割标签，但不提供车道信息-[28]。接下来，[15]的作者使用城市景观数据集来测试网络的广泛语义分割和多类别车道线语义分割任务。从汽车的角度对城市街道景观的语义理解是本文献的重点。该数据集包含5000张具有高质量像素级注释的照片，包括2975个训练数据集、500个验证数据集和1525个测试数据集。

5) 亚太区数据集

阿波罗有6个分离标记，4个引导标记，2条停车线，12个转弯标记，以及其他像素级的车道标记和车道特征[28]。大约

19040张照片，这是最有效的数据收集（训练集为12400张，验证集为3320张，测试集分别为3320张）。此外，还可以在路面上找到停车线、直线线、单标线、双标线和其他语义分割信息。然而，靠近兰线的一些地面区域很容易被误认为是车道标记[28]。下面的工作使用了阿波罗景观数据集来训练一个nd测试。例如，在[15]中，作者分析了使用阿波罗扫描数据集的网络进行通用语义分割任务和多类别车道线语义分割。正如作者所知，这个数据集具有挑战性，因为它包括超过110 000 帧的高质量像素级地面真相和车道元素，如六个分离标记，四个引导标记，两条停止线，和

12个转弯标记，等等。此外，在本实验中还进行了多班训练。阿波罗景观提供了三个不同的数据集；然而，在本文献中，他们只使用了一个作为车道检测任务。

6) CULANE数据集

CULane数据集可以被认为是更具挑战性的，许多数据集包括正常条件和8个组合设置，如拥挤、夜间和在线。另一方面，TuSimple数据集比CULane更简单。因此，CULane中的一些框架缺乏车道标记（例如，在轻型交通c十字路口）。[55]的研究是在一个最广泛使用和广泛使用的车道检测数据集[5]的测试集上进行的。列车列是是用于训练模型。此外，该数据集包括几个具有挑战性的驾驶场景和在所有帧上标注的地面事实（例如，拥挤的城市街道和灯光较差的夜景）。此外，在白天沿恶劣或中等天气收集的简单数据集。

大多数用于车道检测的公共数据集，如简单、加州理工学院、基蒂、库伦和城市景观，目前都适用于城市道路。简单系统被广泛应用，公共学校就是证明。这是美国高速公路高速车道检测研究中最常用的数据集。简单已经被用来测试许多算法[1]，

[5]，[20]，[21]，因为它是最大的车道检测数据集

before2018.这个数据集包含3626张训练照片和2782张在高速公路上拍摄的测试图像。它的目的是放弃道路车道识别；然而，它不提供车道标记类型之间的距离，也不提供车道之间的空间。另一方面，TuSimple是一个简单的数据集，在白天或温和天气下的高速公路上收集，地面事实只标记在每一帧二十帧[18]的最后一帧上。加州理工学院是车道检测中使用的第二大数据集。加州理工学院的车道数据集包含了在城市环境中的4个视频序列（或子数据集），总计1225张图像，已在之前的[6]、[9]、[13]、[21]、[28]等研究中使用过。除此之外，Kitti和CuLane数据集是车道检测任务的在线会议集。Kitti路有两种注释：道路分割，包括所有车道，以及指定汽车目前正在行驶的车道。例如，过去使用这个数据集的研究，见[21]、[28]和[32]。另一方面，CULane具有各种具有挑战性的驾驶环境，包括拥挤的道路或光线不足的高速公路。结果表明，研究者很少喜欢检测院。

[1]、[8]、[11]、[16]、[18]是使用该数据集的一些算法。一些CULane框架缺乏车道标记（例如，穿越路口）[18]。

此外，通常有三组数据标准来训练模型模型：训练集、验证集和测试集。该训练集将用于微调该模型的稀疏度。与此同时，验证集（如果只提供一个模型，则可以忽略）和测试集（将用于量化模型的准确性）将用于比较应用于该数据的替代模型。通常，这些分区的比例是70/20/10。本研究中多个前后研究的数据集的划分显示在单反的这部分，如表7所示。数据集的分支由训练集、验证集和测试集的百分比组成。流行的数据集，如tuSimple，主要分为60%的训练集和40%的测试集。同时，将kitti数据集分为50%的训练和50%的测试。接下来，将NuScenes数据集分为90%的训练和10%的验证。因此，它也是一个被以前的研究人员使用的数据集，其中的数据分布并不相同。例如，CULane数据集分布到60%的训练，10%的验证和30%的测试[36]，65%的训练，10%的有效性和25%的测试[80]，75%的训练和25%的测试集[55]。之前的CamVid，数据集已经被分为80%的训练和20%的测试[65]，60%的训练和40%的测试[119]。

D. 从RQs中学习到的结果

通过文献分析表明，将传统的车道检测任务从需要多个流水线过程的方法发展到人工智能领域的存在，研究将更容易和有效。例如，深度学习

算法对驾驶环境具有高度的泛化和学习的基本方面。然而，当应用基于深度学习的方法时，在速度和准确性方面总是有发展的空间，特别是在不利的天气情况下。因此，一些实际工作都提倡将这种方法结合起来。因此，整合DL和注意机制成为该领域的新方法，这是2020年刚刚开始引入的。因此，文献中只有少数研究使用深度学习和注意机制进行车道检测。注意机制以前主要用于自然语言处理（NLP），但现在广泛应用于计算机视觉，主要应用于医学领域。因此，它可以在自动化领域进行更多的探索。

接下来，可以使用包括摄像头在内的可变传感器获取自己收集的数据集。研究发现，该相机是最受欢迎的车道检测传感器。这是因为相机的可靠性有所提高，并且有可能从任何角度捕捉任何治疗信息。此外，由于最近的深度学习技术，视觉传感器正变得越来越有效和更具有成本效益。此外，由于凸轮擦除器的广泛使用和效率较高，深度学习算法可以在模型中跨多层学习驾驶环境的核心特征和特征。接下来，还有使用照相机的主要好处。它提供了关于周围环境的广泛信息，是目前最经济有效和可靠的汽车应用方法。

除此之外，激光雷达、雷达、高清地图、模拟器和OSM也被用作数据采集设备。这是由于相机传感器受到光照条件的影响，这需要清洗过程。因此，在使用摄像机采集数据时，驾驶员必须确保实验车辆与前车之间的距离距离始终合适。然后，获得相同的范围距离，以获得更好的输入图像。除此之外，还有危险的情况，需要花费时间使用相机收集数据集，特别是在热/星期一的短季节。特别是在南亚，有一段时间沉重的下降会持续一周。此外，很难在具体时间收集城市地区的数据，例如，在高峰时间，当路上会有任何车辆和交通堵塞。然而，照相机比激光雷达更便宜。同时，OSMdata也缺乏精度信息。

其次，该模拟器通常用于建模车道检测，并用作数据采集的设备。当使用模拟器来收集数据集以进行训练、测试和验证时，有几个优点。另一种观点是，它不耗时且不危险，因为与物理和自然环境无关。因此，它可以产生许多条件，特别是极端的条件，如雨、雪、雾等。

除了自收集数据集之外，在这个市场上还有一些其他可用的在线数据集。Various

有关于镞检测数据集的存储库，如简单数据集、KITTI视觉基准数据集、文化数据集、城市景观数据集和加州理工学院数据集。这个数据集很简单，有各种各样的图像处理，并且已经被标记为训练数据集。TuSimple是最受欢迎的数据集，因为它包含了不同的道路条件，包括直线、弯曲车道、分割和合并车道，以及阴影。不仅如此，TuSimple数据集还包括具有较低照明度的车道检测图像。

此外，TuSimple数据集从公平或温和天气的道路上收集数据，有双车道/三车道/或更多车道，以及各种交通场景，包括图像质量优良的清晰车道线，无模糊和相对简单的识别挑战。不幸的是，尽管有几家准备就绪的公司声称拥有5级自动汽车，但极端驾驶的现有数据仍然有限。表6总结了rqs1、2和3的学习结果。该表包含了为102个选定的出版物所部署的技术，其中包括数据集的类型和自收集数据集的设备。

E. 基于计算机视觉技术的具体问题的一般讨论

大多数几何建模/传统方法依赖于或遵循预处理特征提取、车道模型拟合和车道跟踪来检测这些信息。对于车道检测任务，需要图像预处理来确定特征的质量。此外，这种方法需要改变参数，尽管这个过程是有效的和简单的。此外，以往基于手工特征的检测车道的方法在使用边缘、纹理或颜色信息的场景中受到限制，这需要复杂的后处理模式。同样地，在许多补偿词汇程序中，这些方法的功能不充分。因此，传统的计算机视觉（CV）技术是耗时和耗资源的，并依靠复杂的算法来分析镞图像的精细方面。此外，车道的数量通常是不固定的，而且检测车道的技术有时是错误的。例如，基于霍变换的算法将直线视为车道，这可能会导致路灯被误认为车道。

此外，恶劣的天气和降雨都会影响对镞的探测。同样地，照明不足和夜间设置也会产生糟糕的结果。然而，目前还没有办法处理这些问题的实际解决办法。传统方法在复杂交通情况下的车道上是无效的。此外，它必须是非实时工作。然而，模式算法需要更多的这种姿态。因此，传统的技术方法不能产生显著的结果。然而，它们有几个局限性：(1)车道检测在不同的天气条件和照明下受到挑战。此外，以往的方法需要一个一致的框架来检测各种sc基因，以及(2)由于标签噪声而使用图像的效率。

因此，由于发展的进步，数值解决方案被建议提高计算机视觉工作的成就。尽管摄像头传感器的普遍存在，深度学习算法提供了高度的泛化，并学习了跨多层驾驶环境的基本要素。在当代最先进的检测技术中，卷积神经网络（CNNs）被用于发展深度学习模型。CNN也是针对基于深度学习的技术中的图像分类问题而创建的，在该技术中，它可以从接收到的图像中提取特征。然而，图像的输出一维数据，它只能预测哪些图像属于哪些对象的排序。

此外，在CNN的池化层中丢失了许多低水平的特征。因此，输入的变化可能会导致卷积神经网络失去鲁棒性。尺度、视点和背景杂乱是这些方法的例子。此外，虽然这些模型在火车和火车上的表现令人钦佩，但它们在来自不同上下文的未知数据集上表现很差。FCN网络可以克服这些问题，并检测到更准确的二维数据。甚至基于学习的技术也提供了数字优势。然而，它们具有较高的计算成本，有时会增加训练损失，导致梯度问题[37]。

在过去，深度学习等先进的检测算法在复杂场景中优于传统方法，但也有局限性。例如，尽管多车道检测很重要，但只能检测到有限数量的车道，而且检测时间是非常禁止的。因此，各种因素在检测任务中，包括特定的复杂交通场景。

注意机制已经广泛地改善了NLP和CV。注意机制的应用促进了特征图中的特征定位，并消除了后处理的需要。因此，由于车道检测较长，车道的标注像素比背景像素少，这对模型收费来说是一个挑战。因此，特征图中的注意过程可以强调关键的空间信息。特别是理论机制，可以提高车道线目标的权重信息，同时减少不必要的数据。它增加了网络学习的复杂性。然而，正如作者所知，在车道检测任务中使用注意机制还需要做更多的研究。在这一研究领域中，同时使用了许多不同形式的注意机制。因此，该研究的发展方向可以通过应用另一种尚未部署的注意机制来研究未来的方向。

F. 关于与数据相关的技术的问题

现有的ADAS作为驾驶员的辅助，许多问题仍然需要解决或改进，以实现在现实世界的安全和享受自动驾驶的目标。在区域世界的场景中，一个车道识别系统应该是

全年继续工作，无论是阳光充足或多云，白天或晚上，夏季或冬天，城市或农村，拥挤或晴朗，等等。主要的挑战是使车道识别方法在弹性和各种驾驶条件下使用普洛斯彼罗。

从标准的选择来看，车道检测技术存在一些与数据相关的问题，例如：

1)数据集不平衡问题

非常不平衡的数据集问题，因为回撤类包含了图像中的大部分车道像素。此外，由于长度的细长，背景像素的数量远远超过了车道像素的数量。了解[1]的这些特性可能具有挑战性。除了不平衡的数据外，所获取的数据和注释的质量也限制了各种方法[2]的容量。由于可用数据集的限制，在一个数据集上开发的车道方法不太可能在另一个数据集上应用。为了解决这个问题，必须实施最先进的迁移学习和注意力机制。除此之外，一个可以复制真实世界路况的更通用的数据集应该提供现有的金融数据集。此外，随着这个部门的发展，更多的数据集预计将成为研究人员的能力，特别是随着完全自动驾驶汽车[3]的进展。然而，研究人员也受到了缺乏数据集的阻碍，因此需要创建新的数据库，以进行额外的算法测试。新的数据库可以使用测试车辆的合成传感器数据创建，也可以使用商用驾驶模拟器生成驾驶场景。同样，还需要在以下领域进行更多的研究。

2)变化和变更车道标记

随着灯笼标志的巨大多样性，复杂和不断变化的道路环境，以及灯笼标志在明显的薄特性，一些情况，如没有线，阴影遮挡，和恶劣的照明条件[1]，提供很少或没有视觉信号。因此，在这些场景中从图像中检测车道是困难的。根据研究结果，传统的方法是在控制环境中工作的，有许多问题，因为道路现场结构造成的稳健困难。此外，它们的不一致性、曲率和不同的车道模式使检测更加困难。白天在过去得到了很多关注，但是夜间和雨天的关注很少。此外，从文献中可以明显看出，就速度条件而言，它们之前已经在4公里/小时到80 km/h的速度下进行了研究，高速（在80 km/h以上）没有受到关注。遮挡超车车辆或其他物体和过度的照明使车道识别和跟踪困难。虽然该车道有几种颜色，但车道标记通常是黄色和白色的。世界各地的车道的数量和宽度各不相同。由于阴影的存在，可能会出现视力清晰度的问题。

由于各种天气条件，如无雨、有雾和有雪，车道线的能见度降低了。晚上的能见度可能会下降。由于车道识别和跟踪的问题，车道检测和跟踪性能受到影响。因此，开发可附加车道检测系统是一种的。

3)干扰和照明系统

根据[4]的说法，类似车道的干扰，如护栏、铁路、公用事业杆、步行人行道、建筑物等，很快就会干扰现有的传统方法，如基于ht的算法。作为一个讽刺者，它一直在各种挑战环境中挣扎，包括镱系元素、路面、夜间和其他环境因素（阴影、雨等）。当一辆车辆在夜间行驶时，被前灯照亮的区域的强度比背景高几个数量级。结果表明，尽管车道标记与路面的非人视觉有很好的对比，但部分车道被过度暴露。然后，当它进入或退出弯道或在弯道下行驶时，主机车将其阴影投射在路面上。因此，道路可能有复杂的油漆道路表面标志、实用线和建筑，这可能导致基于ht的车道识别算法提供误导性的边缘和纹理。在雨天，从潮湿的道路上返回可能会导致眩光和图像过度曝光，在某些情况下导致车道检测失败。此外，类似的干扰，照明结构使分线识别更具挑战性。在明亮或潮湿的道路下，光照系统不能识别道路车道特征，而在雨天有显著的重复。在预处理步骤中，使用假设来删除远离主机通道的误导性边缘，可能是降低子场景下的假阳性率的一种技术。另一种选择是使用基于特征的机器学习算法。这可能是研究可能引起的原因之一。然而，这些方法只能使不包括在训练设置中的道路受益，而且往往更适合图像和灯笼标志。根据[3]的说法，经典的技术，如模型预测控制器（mpc），在恶劣的天气和控制高照明或阴影方面的性能更差。

G. 不确定性管理

处理不准确或不完整的信息是不确定性所需要的东西。本研究包含了可靠的来源，包括数据噪声和不精确模型。该解系统地评估多个k元，直到找到一个优秀的或足够的集合性质和方法。

1)噪声

噪声是观测中变化的术语。输入和输出都受到这种不可预测性的影响。真正的故事，就像现实世界一样，是一团糟。

因此，保持对数据的怀疑和开发预测和对抗不确定性的技术是至关重要的。解决这个问题的方法是投入一些时间来分析数据统计数据和创建可视化工具来帮助识别那些异常或不寻常的情况：这就是数据清理的全部内容。

2)对域的不完全覆盖

随机样本是从一个没有系统偏差的领域中随机挑选出来的一组观察结果。一定程度的偏见是永远会存在的。当一个模型需要更多的数据和知识时，就会出现这种情况，通常发生在一个模型使用粗糙的样本来训练人工智能时。虽然有些偏差是固有的，但如果样本的方差程度和双病对模型将使用的任务不令人满意，则存在不确定性。例如，在车道检测中，研究人员只有在公路状况良好的情况下才可以在公路区域检测到车道。除此之外，正常情况下的车道检测比极端情况下容易得多。已绘制的车道标记是随机选择的。但是，它只能在一个实例中使用。范围包括公路、城市、乡村、正常、雨、雾情况。样本必须有一个可接受的方差和偏差量来代表数据或模型将被使用的任务。在任何一个最初的调查过程中，都只会有一些观察结果。这意味着有些情况总是不会被忽视。将会有一些需要解决的问题领域。有两种选择是将数据集进行训练和测试设置，重新采样像k-折叠交叉验证。该技术可用于处理数据集代表性中的模糊性，并评估对不包括的数据的建模程序的性能。

绩效评价指标的h.分析及其意义

有各种性能指标可用，但最常见的是区域精度、精度、f分数和接收者评价特征（ROC）曲线。如果数据集平衡，准确率应该恢复算法的全局输出。该准确性证明了最优预测的准确性。“假警报”的数量越少，“准确性就越高。召回率，也被称为真阳性率（TPR），是t他的算法准确检测到的位置向量的比例。因此，召回率越好，算法找到的正实例就越准确。f1分数是精度和召回率的调和平均值，因为它们被合并成一个单一的度量，它可以用来比较算法。使用谐波平均值而不是算术，因为它对低值更敏感。因此，如果一个算法是准确的，具有很高的召回率，它有一个f1分。这些参数可以计算为每个类的单独度量值或算法的总体满足歌词。

i.交叉验证的评估和比较模块

交叉验证是一种统计数据分析如何应用于不同数据集的技术。通常，该模型是在一个已知的数据集上进行训练的。这个数据集作为训练数据集。然而，该模型必须在未知数据集上实时工作。交叉验证用于查看预测模型与匿名数据集的工作效果。当原始的验证部门不覆盖整个总体时，该模型可能具有很高的准确性。然而，它在实践中几乎没有什么帮助，因为它只能在有限的数据采集下工作。当它遇到范围之外的数据时，系统无法识别它，导致精度准确。它验证了在机器学习中使用大体验证的许多不同数据子集的准确性。因此，它确保了它可以很好地推广到未来收集的数据。它提高了该模型的准确性。交叉验证可能有助于避免过拟合和不拟合。当一个模型被训练得“太好了”时，“就会发展过度”。当模型复杂且与数据数量相比有大量变量时，就会发生这种情况。在这种情况下，该模型在训练模式下表现出色，但在应用于新数据时可能不准确。这是因为它不是一个通用的模型。当模型不拟合训练数据而不是过拟合时，就会发生过拟合。由于侮辱，炎不能推广到新数据。这是因为这个模型很简单，而且缺乏足够的自变量。在数据分析中，过拟合和不足是可靠的。它应该总是努力寻找一个平衡的应用程序蟑螂或一个公正正确的范例。过拟合和过配都可以通过交叉验证来避免。机器学习需要进行广泛的数据分析。交叉验证是让机器适应现实世界环境的好方法。因此，系统准备接受新的数据，并将其一般化，以生成correct predictions。然而，据作者所知，以前在检测领域的研究一般并没有讨论或描述任何交叉验证的低估。有可能说，这是一个有偏见的实验，需要在这部分进行额外的检查

J.基于研究问题的系统文献综述的局限性

参考这些重复讨论的问题，RQ1、RQ2和RQ3，存在一定的限制如下：

-

1)RQ1

以往的研究结果表明，在大多数情况下，正常情况下的车道检测准确率约为96%。另一方面，暴雨显著影响了车道标记检测的效率。此外，外部因素，如天气、视觉质量、阴影和燃烧，以及内部因素，如车道标记，太宽，或不清楚，降低性能。此外，它已经被观察到

系统的性能由于不明确和确定而受到影响。因此，当前ADAS最重要的问题之一是环境和气象环境对系统功能的重大影响。

2) RQ2

关于车辆标志，车辆质量至关重要，相邻车辆在超车时可能会模糊车辆标志。因此，该算法的计算精度是由所使用的相机决定的。使用单眼、立体声和红外摄像机拍摄图像。从标准上看，遥控相机的性能优于单眼相机。

3)RQ3

大约60%的研究人员在他们的研究中使用了自己收集的数据集。

k.的限制，未来的SCO类型和当前工作的贡献

当前工作的局限性和未来的范围可以分为方法、数据集和模型网络体系结构。

1)方法

局限性：大多数几何建模/常规近似依赖于或遵循预处理特征提取、车道模型拟合和车道跟踪来检测。对于车道检测任务，需要进行图像预处理来确定特征的质量。此外，这种方法需要改变参数，尽管这个过程是有效的和简单的。此外，以往基于手工特征的检测车道的方法在使用边缘、纹理或颜色信息的场景中受到限制，这需要复杂的后处理模式。同样，在许多复杂的场景中，这些应用程序的运行不充分。因此，传统的计算机视觉（CV）技术是耗时和耗资源的，并依靠复杂的算法来分析图像的精微方面。此外，车道的数量通常是不固定的，而且检测车道的技术有时是错误的。例如，基于霍变换的算法将直线视为车道，这可能会导致路灯误认为车道。此外，恶劣天气，如这样的天气，将影响检测。同样地，不足的照明和夜间设置也会产生糟糕的结果。然而，目前还没有实际的解决方案来解决这些问题。因此，传统方法在复杂交通情况下是无效的。此外，它必须实时工作。无论如何，大多数算法都缺乏这种目的。因此，传统技术产生显著的影响。然而，它们有不同的局限性：**(1)车道检测受到入侵天气条件和照明的挑战。**

此外，以往的方法需要一个一致的框架工作来检测各种场景和(2)由于标签噪声而使用图像的低效率。接下来，由于

随着深度学习的进步，与传统的方法相比，已经提出了许多解决方案来提高计算机视觉工作的成就。尽管摄像师普遍存在，深度学习算法提供了一个高程度的泛化，并跨多层学习驾驶环境的基本要素。在过去，深度学习等先进的检测算法在复杂场景中优于传统方法，但也有局限性。例如，尽管多车道检测很重要，但只能检测到有限数量的车道被检测，而且检测时间的成本也非常高。因此，各种因素在影响土地检测任务中，包括特定的复杂交通场景。注意机制已经广泛地证实了神经语言处理和心血管疾病的注意机制。注意机制的应用促进了特征图中的特征定位，并消除了后处理的需要。因此，由于车道检测较长，标注的车道像素比背景像素少得多，这对模型收费来说是一个挑战。因此，特征图中的注意过程可以强调关键的空间信息。特别是理论机制，可以提高车道线目标的权重信息，同时减少不必要的信息。它增加了网络学习的复杂性。然而，正如作者所知，关于在车道检测任务中使用注意机制的研究还很少。

未来范围：在这个研究领域，同时使用许多不同形式的注意机制。因此，该研究的未来方向可以通过应用另一种尚未部署的注意机制来研究研究方向。

2)数据集

限制1：非常不平衡的数据设置问题，因为背景类包含了图像中最主要的通道像素。由于长度的光滑，背景像素的数量明显大于车道像素的数量。了解这些特征可能需要一些时间。除了数据不平衡外，获取数据的质量和注释也限制了不同方法[2]的容量。**未来范围1：**实现了最先进的机制，如跨学习和注意机制。

除此之外，还可以为这个最终的数据集研究一个更通用的、复制真实世界路况的数据集。此外，新的数据库可以使用来自测试车辆的合成传感器数据来创建，或通过使用商用驾驶模拟器的通用驾驶场景来创建。

限制2：可改变的车道标记和照明度的变化。车道标记的广泛差异，复杂和不断变化的道路环境，如阴影、阴影遮挡，提供很少或没有可见的车道线，车道线、裂缝、曲率，以及不同的车道模式使检测非常困难。根据研究结果，传统的方法在控制环境和严重的问题中工作

由道路场景变化引起的鲁棒性差异。此外，超车或其他物体的遮挡和过度照明使识别和跟踪困难。除此之外，由于雨、雾和雪等天气条件，车道线的能见度降低了。由于车道识别和跟踪的问题，车道检测和跟踪算法的性能受到影响。此外，根据[4]，类似车道的干扰，如护栏、铁路、电线杆、人行道、建筑物等，很快就会干扰现有的传统方法，如基于ht的算法。作为侮辱，它在各种环境中挣扎，包括夜间和其他环境因素（阴影、雨等）。

此外，当它进入或离开隧道或在桥下驾驶时，它会在路面上放置阴影。因此，道路可能有复杂的油漆道路表面标志、实用线和建筑，这可以导致基于ht的车道检测算法提供误导性的边缘和纹理。在雨天，从潮湿的道路上重新曝光可能会导致玻璃和图像过度曝光，在某些情况下会导致检测失败。此外，类似的干扰，照明结构使划分线检测更具挑战性。在人工光照下，系统无法识别明亮或潮湿条件下的车道特征，雨天重复显著。

未来范围2：使用基于特征的学习模型来控制糟糕的天气、照明和阴影问题。

3)模型网络架构

局限性：处理不准确和不完整的信息是不确定性所需要的。本研究包含了许多不确定性的来源，包括数据噪声和不精确性。噪声是指观测中变化的术语。输入和输出都受到这种不可预测性的影响。真正的故事，就像现实世界一样，都是一团糟。此外，随机样本是从一个没有系统偏差的领域中随机抽取的一组观察样本。

然而，总是存在一定程度的偏见。当模型需要更多的数据和知识时，就会出现这种情况，通常在样本不足以训练模型时出现这种情况。虽然有些偏差是固有的，但如果样本的方差程度和偏好对该模型所使用的任务的表示不令人满意，那么类型就会增长。

例如，在车道检测中，研究人员只有在公路通行时，才能在公路区域检测到车道。除此之外，在正常情况下的车道检测比在极端情况下更容易进行检测。绘制的车道标记是随机选择的。但是，它只能在一个实例中使用。范围包括公路、城市、农村地区、正常、雨、雾等情况。s样本必须有一个可接受的变异和偏差来表示数据或模型将被利用的任务。那里

表6. 学习结果来自RQs1、2和3。

数字参考技术数据集			设备自收集数据集	
1	[96]	Geometric modelling	Self-collect	Camera
2	[97]	Geometric modelling	Self-collect & Caltech dataset	Camera
3	[98]	几何建模	Self-collect	Camera
4	[99]	几何建模	自收蒙眼摄像头时代	
5	[100]	几何建模	Self-collect	Camera
6	[101]	深度学习（CNN）+几何模化	Self-collect & Caltech dataset	Camera
7	[102]	Geometric modelling	Self-collect	Camera
8	[103]	几何建模	Self-collect	Camera
9	[104]	几何建模	Self-collect	Camera
10	[105]	深度学习(语义+几何建模)	自收集和涂布简单的数据集照相机	
11	[106]	几何建模	Caltech dataset	Camera
12	[107]	两个系列深度学习（Ha瀑布+快速-CNN）	自收集收集训练数据的训练系统三维模拟器	
13	[108]	深度学习（CNN）+几何建模		
14	[22]	几何建模	道路车辆数据集（RVD）和加州技术数据集和Tu简单数据集	-
15	[109]	几何建模	Self-collect	Camera
16	[110]	Geometric modelling	Self-collect -Large Variability Road Images	照相机
17	[71]	Deep learning (Resnet)	数据库（LV RI）TuSimple dataset	-
18	[72]	双串行深度学习(FR-IQa梯度引导深度网络+递归神经网络)	图简单的数据集	
19	[73]	深度学习（cnn）+几何建模	Self-collect	ov7725 camera
20	[74]	几何建模自收集相机		
21	[75]	深度学习（cnn）+几何自收集相机建模		
22	[76]	几何模型自收集和照相机	加州理工学院数据集	
23	[77]	Deep learning (LaneNet)	Self-collect	Camera
24	[78]	Geometric modelling	KITTI dataset	Camera
25	[79]	深度学习(语义基于分割的u-net（FC N）)+几何建模	自收集收集训练数据集上	卡拉模拟器
26	[80]	深度学习（语义分割基于cnn）	Self-collect--CV PR2017 Tu简单数据集和CU Lane数据集	
27	[81]	Geometric modelling	Self-collect	Camera
28	[82]	Geometric modelling	Self-collect	Camera
29	[83]	Geometric modelling	Self-collect	Low-cost image sensor（仪表盘）
30	[84]	Geometric modelling	Self-collect	Camera
31	[85]	深度学习（图像级联网IC网）	城市景观数据集	
32	[86]	几何建模	加州理工学院已经发布了一个道路数据集，以及一个由北京联合大学（BU UD）收集。	-
33	[87]	几何建模		
34	[88]	深度学习（CNN）+几何建模		

表6。（续。）学习结果来自RQs1、2和3。

35[89]深度学习（seg网）+ 机器学习（贝叶斯学习）	自采集技术是一种高分辨率的汽车雷达	原型用于数据收集
36[90]几何建模	Self-collect	Camera
37[91]几何建模	Self-collect	Camera
38[92]深度学习(语义 基于分割的cNN)+几何建模	-	-
39[93]几何建模	Self-collect	Camera
40[94]双系列深度学习(Ha ar 瀑布+FasterR-CNN)	Self-collect	Camera
41.[95]机器学习(贝叶斯语句 学习)+几何模型	Self-collect	Camera
42个[44]几何模型自收集Li DAR数据和开放街道地图（OS M）数据		
43[45]机器学习（贝叶斯罗马数据集-学习）+几何建模		
44张[46]深度学习（YO LOV3）自收集了超过25,000张各种路面标记的图片。		
45台[25]几何建模自收集照相机		
46台[47]几何建模自收集照相机		
47[48]几何建模自收集视觉或照相机数据		
48[49]深度学习（暗s cNN）+几何模型	自收集相机和数字地图	
49[50]深度学习（CNN）+机器学习（SV M）	自收集和 图简单数据集	-
50 [51] geometric modelling	Self-collect	Camera
51个[52]几何建模自收集-		
52.[53]几何模型自收集环岛拉斐特，印第安纳州，		作者记录了65号州际公路和当地道路的图像。
53个[54]几何建模KITTI数据集-		
54[55]双系列深度学习 (SCNN和RON ELD (稳健的 nn结果即兴发挥，为有力 车道检测))	你简单数据集和CULane数据集	
55[56]深度学习（R- CNN）自收集捕获实时视频并进行处理		提取三维信息
56台[57]几何建模自收集照相机		
57[58]两个串行深度学习T简单数据集- (CNN，ERFNet&H-Net)		
58个[59]几何建模公共数据集-		
59 [60] Geometric modelling	Self-collect	Monocular camera lens
60 [61] Geometric modelling	Self-collect	Monocular camera lens
61[62]两个串行深度学习（CNN+ R CNN+ con vL STM）	自收集和简单数据集移动汽车被用来创建这个	photographicsequence.一种颜色 相机被定位在前视图的中心线内 车辆
62 [63] Geometric modelling	Self-collect	Camera
63[64]几何建模+机器学习(极端学习 机器（ELM）	-	-
64[65]深度学习（如+移动Netv2）+几何建模	Self-collect & CamVid dataset	使用在1: 7Rccar中植入的动态相机，在 有限的动态场景中收集数据。
65[66]深度学习（D CNN）+几何建模	KITTI dataset	-

表6。（续。）学习结果来自RQs1、2和3。

66[67]	几何模型			
67[68]	深度学习（CNN）	在伯克利深度驱动器数据集-		
68[69]	双串行深度学习（编码器-解码器，ResNet+密度网）	自收集一个数据集，包括314个正位帧		爱沙尼亚高速公路的图像，每一个都是4096*4096像素的解决方案。
69[70]	几何建模			
70[15]	深度学习(语义	自收集和		-
	基于分割的编码器	阿波罗景观数据集和城市		
71	[16]	解码器)+注意机制	市景观的数据集	
	Geometric modelling	Self-collect		The WiFi sports camera 传感器
72[17]	几何模型			
73[18]	几何模型			
74	[19]	Geometric modelling	Self-collect & Caltech dataset & TuSimple数据集	照相机
75[20]	深度学习(语义	Self-collect		Camera
	基于分割的			
	+地理模型建模			
76[21]	深度学习（编码器-解码器）	自采集数据集和屠式的简单数据集相机		
	编码器-VGG-16，移动网，和洗牌网			
	U网解码器			
77[22]	几何建模			
78[10]	深度学习(实例	你简单数据集和cu Lane数据集		
	基于分割的Lan eNet)+注意机制			
79[11]	深度学习（编码器-解码器）	Det dataset		-
	+注意			
80[23]	深度学习(FC N- U网络& SegNet)+ 几何建模	nuScenes dataset		-
81[24]	深度学习（CNN）+	你简单数据集和cu Lane数据集		
	几何模拟			
82[25]	深度学习(卷积复杂的NNS	德国交通标志数据集-		
	利用空间变压器			
	网络)+几何			
	模化			
83[26]	机器学习(功能	Caltech dataset & KITTI dataset & ROMA数据集		-
	链路人工神经网络			
	（FLANN）+几何建模			
84[27]	机器学习+几何	自我收集在这里使用的输入镜头		调查是在正常的北美高速公路上进行的
	模化			
85	[28]	Geometric modelling	The suggested system would be trained using来自城市景观、景观和阿波罗数据集的数据集，以及其效率将是估价的使用Tu简单数据集、计算技术数据集、KITTI数据集和x-3000数据集	-
86[29]	深度学习（con vL STM）	自收集相机	87[30]	几何模型-----
88[31]	深度学习（巷FC网）	+自收集和城市景观的数据集	相机几何建模	
89个[12]	几何建模	自收集和照相机		
		加州理工学院数据集		
90[9]	深度学习（编解码器）	你的简单数据集和计算技术数据集-		
	+注意机制			
91[32]	几何建模			
92个[33]	几何建模	KITTI数据集-		
93[34]	几何建模	自收集相机	94[35]	深度学习(多阶段Tu简单数据集-
	Convolutional Neural Network			
	中心体			
95[36]	几何模型	Tu简单的数据集&		-
		CU车道数据集		

表6。（续。）学习结果来自RQs1、2和3。

96[37]	深度学习(语义 基于分割的编码器 解码器)+U网+网50)	KITTI dataset	-
97	[38] Geometric modelling	Self-collect	Stereo camera
98	[39] Geometric modelling	Self-collect	LiDAR point cloud
99[40]	双系列深度学习 (空间cNN (SCNN) +多空间 卷积块 (MSCB)	PSV dataset & TSD dataset	-
100[41]	深度学习(基于编码器的 Generative Adversarial Network (eGAN) +几何建模	-	-
101[42]	深度学习 (LL NET (CNN)) Tu简单的数据集-		
102[43]	深度学习 (FCN) ——		

表7。数据集分区。

引用数据集的类型训练集（%）验证集（%）测试集（%）				
[11]	DET	50	16	33
[16]	ApolloScapes	70	15	15
[23]	NuScenes	90	10	-
[24] CU巷，你简单，约702010				
[31]	German Traffic Sign	70	20	10
[31]	TuSimple	60	-	40
[31]	Kitti	50	-	50
[31]	CityScapes	85	-	15
[35]	TuSimple	60	-	40
[36]	TuSimple	60	-	40
[36]	CULane	60	10	30
[37]	Kitti	50	-	50
[23]	NuScenes	90	10	-
[46]	Self-collect	90	-	10
[50]	TuSimple	60	-	40
[54]	Kitti	50	-	50
[58]	TuSimple	60	-	40
[65]	CamVid	80	-	20
[66]	Kitti	50	-	50
[71]	TuSimple	50	5	45
[72]	TuSimple	60	-	40
[80]	CULane	65	10	25
[89]	Self-collect	64	16	20
[55]	TuSimple	60	-	40
[55]	CULane	75	-	25
[119]	CamVid	60	-	40

永远不会是所有初始调查中的所有观察结果。这意味着某些情况下的s总是会被注意到的。有些问题领域没有被涵盖。

未来范围：花一些时间分析数据分析和创建可视化，以帮助识别那些异常或不寻常的病例。这就是数据清理的意义所在。因此，将数据集拆分为训练集和测试集

表8. 并将其与已经完成的评论文章进行了比较。

1) According to the study's results, the existing approaches of high-quality images still provide good accuracy, in fog, haze, noise, dust, and other unfavorable environmental conditions can produce unsatisfactory results.	1) There are presently limited available data on extreme weather situations. Researchers also need to be improved by the absence of the datasets, necessitating the production of new databases to enable, for example, using synthetic sensor data from a test vehicle or by producing driving scenarios with commercially accessible driving simulator app, new databases can be built. 此外，还需要在以下领域进行进一步的研究。
2) The majority of existing approaches are optimal for straight roads, but ineffective for curved roads.	2) Little study has been conducted on applying the attention mechanism in lane detection tasks. In this area of study, numerical data is required.
3) Since most lane detection approaches are based on the basic Hough transform, it can be improved to increase accuracy.	3) Problems with vision clarity are due to building and tree shadows, extreme weather conditions such as fog, rain, and snow, and a complex or changing road environment. Due to these reasons, lane detection and tracking algorithms face challenges. Therefore, designing a reliable lane detection system is a challenge.

或者使用重采样的方法，如折叠交叉验证。该技术可用于处理数据集代表性中的模糊性，并评估对训练中未包括的数据的建模程序的性能。

贡献：将深度学习方法与其他技术结合起来，可以产生显著的性能。与独立的深度学习方法相比，网络学习和注意机制具有更明显的区别性，从而显著提高了道路车道的检测精度。这些医疗指标/创新涉及到更精确的车道检测技术，以实现实时车道检测系统。因此，该模型的精度和速度应该在异常和极端情况下得到提高。

将I.与已经完成的评论文章进行了比较

这张单反相机与之前已经完成的其他综述文章进行了比较。由于单反的结果，人们发现目前发表的大多数研究都落在表8中提出和讨论的一个类别中。

v.的结论和未来的建议

本文通过分析结果并提出后续措施的建议来总结。本节描述了所有的车道检测方法，自收集数据集准备设备，三大最流行的在线检测集，该领域的基本问题，以及可供未来研究研究的最先进的技术。

A.结论

对该单反的分析表明，这些被选择的文献使用了各种方法和结构，输入的数据集有两种类型：自收集或从在线公共数据集获取。在当时，这些方法包括几何建模和传统方法，而ileai包括深度学习和机器学习。CNN、FCN和RNN是深度网络和体系结构的例子。

在过去的四年中，深度学习的使用被越来越多的研究。一些研究使用了独立的深度学习实现来解决单车道检测问题或多车道实现。除此之外，一些研究还集中在将深度学习与其他机器学习技术和经典方法相结合，以提高效率。

另一方面，最近的研究进展表明，深度学习机制已成为一种与深度学习方法相结合以提高性能的流行策略。将深度算法与其他技术相结合，也显示出了良好的结果。这种单反将为更多的研究建立更有效的检测检测方法铺平道路。此外，还需要在现实世界的工业环境中使用更精确的方法。我们计划在未来建立这个研究软件，强调一个可以实时实现的高速性能和效率的网络。

B.未来的发展方向和建议

根据本单反的研究结果，应关注于对该学科未来贡献的以下方向：

- 1)对于精确的特征学习，深度网络训练需要精确标记的车道数据。
- 2)增加了覆盖广泛场景的公开可获得的在线酒吧数据集的数量。
- 3)应该研究更多的不平衡管理方法，如计算成本、速度变化和算法/网络训练误差。
- 4)将深度学习技术与其他技术技术结合起来，产生了显著的影响，值得进一步研究。
- 5)网络和注意机制的合并提高了性能，但还需要进一步的研究。
- 6)他们正在开发速度和效率的车道检测方法和技术

准确率应提高该模型在正常情况和极端情况下的精度和速率，以实现实时检测。

7)降低了计算负荷。因此，训练时间、内存和CPU资源都应该通过有效的学习算法来实现。

确认

作者要感谢高等教育部（MOHE）通过乐趣研究资助计划资助该研究，注册提案编号：FRGS/1/2022/ICT11/UTM/02/2（不同驾驶场景的基于注意力的完全卷积网络-无投票：R.K130000.7843.5F563）。

参考文献

- [1] C.Y. “趋势碰撞检测和乘员约束技术-学”，“Proc. IEEE”，第95卷，第2页。3月388-396日。2007，doi: 10.1109/JPROC.2006.888391.
- [2] Z.孙，贝比斯和R.米勒，“道路车辆检测：回顾”，“审查。模式肛门。马赫数。请告诉我。”，第一卷。第28期，第5页。2006年5月694-711日，日期：10.1109/TPAMI.2006.104.
- [3] K. A. Brookhuis, D. DeWaard, and W. H. Janssen, “是高级驾驶员辅助系统的行为影响-一个概述”，“欧盟”。J. Transp. 基础设施。卷，卷。第1期，第3页。245—253, 2001, doi: 10.18757/ejtr.2001.1.3.3667.
- [4] K. Grove, J. 阿特伍德, P. 希尔, G. 惠誉, A. 迪丰佐, M. 侯爵夫人, 和 M. Blanco, “商用车驾驶员在恶劣天气下的自适应控制性能”，“Proc”。手册。第3卷，第3页。2015年1月82777-2783；10.1016/j.promfg.2015.07.717.
- [5] U. Zakir, 美国大学, 哈米德, K. 普希金, D. 指南, 和 M. A. A. Rahman, “高级驾驶辅助系统的货币碰撞缓解技术——一项调查”，第1卷，第6卷，第2页。78—90, 2016, doi: 10.1105/tpc.15.01050.
- [6] A. H. 埃切尔伯格和A. T. McCartt, “丰田公司在动态雷达巡航控制、碰撞前系统和车道保持辅助”方面的经验”，J. Saf. 参考文献，第56卷，第3页。2016年2月67-73日，截止日期：10.1016/j.jsr.2015.12.002.
- [7] N. S. A. 鲁丁, Y. M. 穆斯塔法, Z. Z. 阿比丁, J. Cho, 和 H. F. M. 扎基, “基于视觉的车道偏离预警系统”，J. Soc. 自动控制器。雕刻马来西亚语，第2卷，第2页。166—176, 2018.
- [8] G. Kaur 和 D. 库马尔, “车道检测技术：回顾”，“Int”。J. Comput. 附录，第112卷，第10页。1—5, 2015.
- [9] L. Zhang, F. 江, B. 孔, J. 杨, 杨和 C. 王教授说, “利用受生物启发的注意机制来学习反语境信息，从而进行真实的车道检测。”汇编。第13卷，第3页。1333—1344, Sep. 2021, doi: 10.1007/s12559-021-09935-5.
- [10] R. Zhang, 吴, 郭, 陈, 基于 ResNeSt 的自注意蒸馏的鲁棒车道检测方法, J. Adv. 转换。第2021卷，第3页。2021年8月1-12日。
- [11] F. Munir, S. 阿扎姆, M. Jeon, b.g. 李和 W. “LDNet: 使用动态视觉传感器的端到端车道标记检测方法”，“2020, arXiv: 2009.08020.
- [12] S. Ghanem, P. 卡农戈, 熊猫, 灵魂冷漠, 和 R. 沙玛, “隧道和高速公路上人工彩色光下的车道检测：基于物联网的智能城市基础设施框架”，“复杂的告诉”。Syst., pp. 2021年5月1-12日，日期：10.1007/s40747-021-00381-2.
- [13] 莫赫尔, A. 利伯拉提, 特茨拉夫, 和 D. G. Altman, “系统审查和元分析的首选报告项目”，“英国医学杂志”，第339卷，2009年7月，第b2535条：10.1136/bmj.b2535.
- [14] C. Lee 和 J. H. Moon, “实时应用程序的稳健车道检测和跟踪”，“IEEE Trans”。知识翻译。系统。卷。第19期，第12页。2018年12月4043-4048日，日期：10.1109/TITS.2018.2791572.
- 李[15], 蒋F, J. 杨, B. 孔氏病患者, M. Gogate, K. 仪表, 和 A. 侯赛因, “车道-深度实验室：高清图的非自动驾驶场景”，“神经计算”，第465卷，页。2021年11月15-25日，日期：10.1016/j.neucom.2021.08.105.
- [16] D. Kavitha 和 S. 拉维库马尔说, 他驾驶着一种基于物联网的自动驾驶汽车，用于检测道路上的减速带和车道。AmbientIntell. 哼唱汇编。第12卷，第7页。7417—7426, Jul. 2021, doi: 10.1007/s12652-020-02419-8.
- [17] N. M. Gohilot, A. Tigadi, 和 B. “基于视觉的汽车导航的车道和交通信号的检测”。2nd Int. 会议 for Emerg. 技术技术。(INCET), May 2021, pp. 1—6, doi: 10.1109/INCET51464.2021.9456137.
- [18] S. Swetha 和 P. 西瓦库马尔, “基于自动驾驶汽车的交通标志和车道检测”，“在项目中说。Int. 会议 Artif. 知识智能操作系统。(ICAIS)，3月。2021, pp. 766—771, doi: 10.1109/ICAIS50930.2021.9396046.
- [19] B. Akbari, J. 蒂亚加林甘, 李和李, “使用 IPDA 的多车道传输算法”，“传感器”，第21卷，第2号，p. 461, 2021.
- [20] S. Lu, 罗, 高, 刘先生, 张, 基于语义分割和光学估计的鲁棒车道检测方法，“传感器”，第21卷，第2页。400, 2021.
- [21] S. w. Baek, m. j. 金, 苏达玛拉, 王一, b. 李和 j. 金. “基于深度学习的实时车道检测”，“J. Electr. 雕刻技术上的。第17卷，第1页。2022年1月655-664日，日期：10.1007/s42835-021-00902-6.
- [22] H. Park, “使用张量w实现自动驾驶车辆的车道检测算法”，在本项目中。Int. 会议英语夫。移动互联网服务，无处不在的通信平台。（智能系统和计算机计算的进展），第773卷，2019年，页。438—447, doi: 10.1007/978-3-319-93554-6_42.
- [23] R. Yousri, M. A. Elattar, and M. S. Darweesh, “一个基于深度学习的基准框架，用于复杂和动态的车道分割”，“IEEE Access”，第9卷，页。117565—117580, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3106377.
- [24] A. M. Alajlan 和 M. M. Almasri, “使用卷积神经网络和s形二进制阈值优化的自动车道标记预测”，J. 超级的组合。第78卷，页。3715-3745年，8月。2021.
- [25] N. 卡纳加拉吉, D. 希克斯出版社 “在自动驾驶汽车中使用计算机视觉进行车道和交通信号检测的深度学习”。J. Syst. 保证工程师。管理。第1卷。第12期，第6页。1011-1025日，2021年12月，日期：10.1007/s13198-021-01127-6.
- [26] S. 加纳南, 一种改进的低复杂度神经网络模型，用于自动驾驶系统，第21卷，第4页。61, 2019, doi: 10.1007/s35152-019-0027-x.
- [27] Q. Huang 和 J. 刘先生, “基于挑战场景中霍夫变换的车道检测算法的实际限制”。J. Adv. 机器人。系统，第18卷，第2页。1—13, 2021, doi: 10.1177/17298814211008752.
- [28] P. Lu, C. Cui, S. 徐, H. 彭, 和 F. 王, “超级：一种新颖的羊毛检测系统”，“IEEE Trans”。知识车辆，第6卷，第3页。583—593, Sep. 2021, doi: 10.1109/TIV.2021.3071593.
- [29] Z. Wu, K. 邱, T. 元, 元和 H. 这是一种基于车道检测来保持自动车辆稳定驾驶的方法。J. Adv. 机器人。系统，第18卷，第2页。1—11, 2021, doi: 10.1177/17298814211002974.
- [30] S. 萨曼塔雷, 和 C. L. 查达里, “智能地面车辆滑动窗口的车道检测”，创新数据通信技术和应用。新加坡：施普林格，2021年，第1页。871—881, doi: 10.1007/978-981-15-9651-3_70.
- [31] M. Liu, X. 邓, Z. Lei, C. 江, 和 C. 朴, “自动车道保持系统：嵌入式系统的车道检测、跟踪和控制”，“J. Electr. 雕刻技术上的。第16卷，第1页。2021年1月569-578日，日期：10.1007/s42835-020-00570-y.
- [32] O. Rastogi, “视频中的彩色掩蔽方法，应用在车道检测系统”，“在 Proc. Int. 会议马赫数。知识数据系统。Appl., 2021, pp. 275—284, doi: 10.1007/978-981-33-4087-9.
- [33] D. K. 德旺根 and S. P. Sahu, “智能车辆系统的车道检测，在数据科学。新加坡：施普林格，2021年，第1页。329—348, doi: 10.1007/978-981-16-1681-5_21.
- [34] J. Gong, T. 陈, 和 Y. “基于双阈值动态约束的复杂车道检测”，“多媒体工具应用程序”。卷。第80期，第18页。27095—27113, Jul. 2021, doi: 10.1007/s11042-021-10978-x.
- [35] R. 穆塔拉吉, 波利梅拉和卡拉切维, “使用深度卷积神经网络进行车道标记分割和关键点确定”，“多媒体工具”，卷。第80期，第7页。3月201-1121月15日。2021, doi: 10.1007/s11042-020-10248-2.
- [36] K. Ren, H. Hou, S. 李的话, 和 T. 《车道图：平面级联分析及其分叉检测》，《科学》。中国技术。科学的。卷。第64页，第6页。1238-1249年，6月。2021, doi: 10.1007/s11431-020-1702-2.

- [37]德旺根, 萨胡“VLD-Net: 基于视觉的车道区域检测网络”, “计算, 第103卷, 第12页, 2867-2892页, 2021年12月, doi: [10.1007/s00607-021-00974-2](https://doi.org/10.1007/s00607-021-00974-2).”
- [38]L.回顾和L.L.Bachrach, “基于单层立体视觉系统的车道和障碍物检测系统”, “在Proc中”. Int. 会议Adv. 西斯特. ControlComput.,2021,pp.259—266,doi:[10.1007/978-981-33-4862-2](https://doi.org/10.1007/978-981-33-4862-2).
- [39]艾哈迈德, S.埃克尔曼, A. “使用激光雷达传感器进行车道标记检测”, 在序言中. Int. 会议P2P, 并行, 网络, 云互联网通信. 《网络和系统讲座》, 2021, 页. 301—310, doi:[10.1007/978-3-030-61105-7_30](https://doi.org/10.1007/978-3-030-61105-7_30).
- [40]Y. Wu, F. 刘先生, W. 江, 和X. 杨, “多spa潮汐卷积块为车道线语义分割”, “在Proc. Int. 会议知识计算. 《计算机科学课堂讲稿》”, 第12837卷, 2021页, 页. 31—41.
- [41]C.Y.Lee, J.G.Shon, and J.S.Park, “一个基于边缘检测的环境智能环境中连接的电子模型”, “J. AmbientIntell. 哼唱编写的”, 卷. 第13号, 第10页. 4591-4600年, 10月. 2022,doi:[10.1007/s12652-021-03261-2](https://doi.org/10.1007/s12652-021-03261-2).
- [42]L.张、B.Kong、和 C. 王, “LLNet: 轻型车道线检测网络”, inProc. Int. 会议图像图., 2021年, 第3页. 355—369, doi:[10.1007/978-3-030-87355-4_30](https://doi.org/10.1007/978-3-030-87355-4_30).
- 秦[43]Y, J. 彭, H. 张勇, 和J. 农, 《机器制造的车道识别系统》, 《程序》. 10thInt.会议压缩. 雕刻Netw.,2020, pp.388—398, doi:[10.1007/978-981-15-8462-6_44](https://doi.org/10.1007/978-981-15-8462-6_44).
- [44]卡斯米, 拉孔特, 奥弗雷, 希多斯, D.Denis, 和 R. Chapuis, “一个信息驱动器, 使用激光雷达和开放街道地图.” 16thInt.会议Con-trol, Autom. 机器人. 维斯. (ICARCV), 2020年12月, 第2页. 522—528,doi:[10.1109/ICARCV50220.2020.9305388](https://doi.org/10.1109/ICARCV50220.2020.9305388).
- [45]M.法克法克, L. Chaari, 和N.法克法克, “自动驾驶的贝叶斯弯曲车道估计”, J.环境告知. 哼唱汇编., 第11卷, 第10页. 4133-4143,2020年10月, 截止日期: [10.1007/s12652-020-01688-7](https://doi.org/10.1007/s12652-020-01688-7).
- [46]E. S. Dawam和X. Feng, 《自动汽车智能城市车道检测》, “项目. IEEE国际. 控制可靠, 自主安全输入., Int. Conf无处不在. Comput., Int.进行云计算大数据输入. Conf CyberSci.技术. (DASC /PiCom/CBDCom/网络科技), 8月. 2020,pp.334—338,doi:[10.1109/DASC-PICOM-CBDCom-CyberSciTech49142.2020.00065](https://doi.org/10.1109/DASC-PICOM-CBDCom-CyberSciTech49142.2020.00065).
- [47]K.C.不丹人和H. 这是一种增强的滑动窗技术, 以提高对自动驾驶汽车中弯曲的检测能力. IEEEInt. 会议电Inf. 技术技术. (EIT), Jul.2020, pp.522—527, doi:[10.1109/EIT48999.2020.9208278](https://doi.org/10.1109/EIT48999.2020.9208278).
- [48]R.穆塔拉古, A. Bolimera, andV. “基于自动驾驶汽车的透视变换和直方图分析的车道检测技术”, “Comput”. 电气化. 英文., 第85卷, 页. 1—16, Jul.2020, doi:[10.1080/15551020902995363](https://doi.org/10.1080/15551020902995363).
- [49]A.埃夫兰佩夫, I.沙波瓦洛夫, 和S., “基于迭代最接近点算法的映射相对定位”. 3rd Int.会议Artif. 知识模式识别., 2020年, 页. 232—236, doi: [10.1145/3430199.3430229](https://doi.org/10.1145/3430199.3430229).
- [50]G. Zhang, C. Yan和J. Wang, “通过深度建模复杂的交通环境的质量指导技术”, “信号过程”. 图像评论, 第84卷, 2020年5月, 艺术. 编号115811, 编号: [10.1016/j.image.2020.115811](https://doi.org/10.1016/j.image.2020.115811).
- [51]多尔杰, 侯赛因, 和D.-J.李, “基于卡尔曼滤波器的高度弯曲车道检测”, “Appl. 科学., 第10卷, 第7页. 1—22, 2020, doi:[10.3390/app10072372](https://doi.org/10.3390/app10072372).
- 胡[52], 熊S, 傅, “基于模型预测控制的自动驾驶车辆的车道检测和轨迹跟踪控制”, “国际时报. J. Automot. 技术技术., 卷. 第21期, 第2页. 285—295,2020,doi:[10.1007/s12239-020-0027-6](https://doi.org/10.1007/s12239-020-0027-6).
- [53]D. Liu, Y. 王, T. 陈, 和E.T. “自动驾驶汽车的精确车道检测: 一种基于颜色调整和k均值聚类过滤器的方法”, “Int”. J.语义汇编., 第14卷, 第1页. 3月153-168日. 2020, doi:[10.1142/S1793351X20500038](https://doi.org/10.1142/S1793351X20500038).
- [54]S. Shirke和R.乌达亚库马尔, “一种新的基于区域的迭代种子方法”, Int. J.图像数据融合版, 第11卷, 第1期. 57—76, 2019,doi:[10.1080/19479832.2019.1683623](https://doi.org/10.1080/19479832.2019.1683623).
- [55]Z.M.Chng,J.M.H.Lew, andJ.A.Lee, “RONELD: 稳健的神经网络输出增强主动检测”, “inProc. 25thInt.会议模式识别功能. (ICPR), 2021年1月, 第3页. 6842—6849,doi:[10.1109/ICPR48806.2021.9412572](https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9412572).
- [56]R.阿格拉瓦尔和N. 辛格, “自动车辆的车道检测和碰撞预防系统”, “应用计算机视觉和图像处理”. 新加坡: 施普林格, 2021年, doi: [10.1007/978-981-15-4029-5_5](https://doi.org/10.1007/978-981-15-4029-5_5).
- [57]Z. Wang, W.任, 和Q.邱, 《车道网: 自动驾驶的实时车道检测网络》, 2018年, arXiv: 1807.01726.
- [58]F.皮萨蒂, M. Allodi, A. 巴雷拉, 和F. “使用级联cnn进行车道检测和分类”, 在程序中. Int. 会议压缩. Aided系统. 理论, 《计算机科学课堂讲稿: 包括人工智能子系列课堂讲稿和《生物信息学课堂讲稿》, 2020年, 页. 95—103,doi:[10.1007/978-3-030-45096-0_12](https://doi.org/10.1007/978-3-030-45096-0_12).
- [59]S. Chen, B. 李, Y. 郭, 和J. 周, “基于定向消失点总图的车道检测”, “模式识别”. 新加坡: 施普林格, 2020年, 第3页. 3—11, doi:[10.1007/978-981-15-3651-9_1](https://doi.org/10.1007/978-981-15-3651-9_1).
- [60]N. Ma, G. 庞氏集团, X. 施、和伊. 翟, “基于仿真交互平台的系统上的全天候车道检测”, “IEEE访问”, 第8页. 46121—46130, 2020, doi:[10.1109/ACCESS.2018.2885568](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2885568).
- [61]C. Hasabnis,S.达古德和. “使用视频处理的自动驾驶汽车的实时车道检测”, “ICT分析和应用”(网络和系统中的课堂讲稿). 新加坡: 施普林格, 2020年, 第3页. 217—225, doi:[10.1007/978-981-15-0630-7_21](https://doi.org/10.1007/978-981-15-0630-7_21).
- [62]Q. Zou,H.江先生, 问. 戴市, Y. 岳. 陈晓明, 和问. 使用深度神经网络对连续驾驶场景中进行鲁棒车道检测, IEEETrans. Veh. 技术上的., 卷. 第69期, 第1页. 2020年1月41-54日, 截止日期: [10.1109/TVT.2019.2949603](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2949603).
- [63]T. 安德森, A.基尔伯格“利用蚁群优化算法进行道路边界检测”, 《模糊系统与知识发现的进展, 第1074卷. 新西兰: 施普林格, 2020, 第409-416页, doi: [10.1007/978-3-030-32456-8_44](https://doi.org/10.1007/978-3-030-32456-8_44).
- [64]S.侯赛因, O. 杜克希, 我. 李, 和d. j. “智能自动驾驶汽车的实时远程学习和基于极端学习机的跟踪控制”, “智能系统和应用”. 瑞士, 中国: 施普林格, 2020年, 页. 41—50, doi:[10.1007/978-3-030-29513-4_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29513-4_4).
- [65]V.-T. Luu, V.-C. Huynh, V.-H. Tran, T.-H. Nguyen, andT.-N.-H. Phu, “传统方法满足自适应车道和障碍检测系统的深度学习”, 序言. 5thInt.会议Gre enTechnol.维持.进行“开发”. (GTSD), 2020年11月, 页. 148—152,doi:[10.1109/GTSD50082.2020.9303108](https://doi.org/10.1109/GTSD50082.2020.9303108).
- [66]S. Shirke和R.乌达亚库马尔, “基于熵的融合模型, 使用优化的DCNN和迭代种子进行多车道检测”, “Evol. 请告诉我., 第一卷. 第15期, 第2页. 1441-1454年, 6月. 2022, doi:[10.1007/s12065-020-00480-y](https://doi.org/10.1007/s12065-020-00480-y).
- [67]I. J. P. B.弗朗哥, T. T.里贝罗, 和A.G.S.通信公司, “一种新的视觉车道线检测系统, 为一个基于NMPC的路径跟踪控制方案”, “J.Intell. 机器人系统., 第101卷, 第1页. 2021年1月1-13日, 截止日期: [10.1007/s10846-020-01278-x](https://doi.org/10.1007/s10846-020-01278-x).
- [68]P.苏布哈斯里, P.卡蒂基扬和森蒂纳森, “使用符号分割深度神经网络的驱动检测”, “数据科学中的计算智能”. 印度: 施普林格, 2020年, 第3页. 222—230, doi:[10.1007/978-3-030-63467-4_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63467-4_18).
- [69]R. Pihlak和A. Riid, “使用卷积神经网络同时检测道路边缘和道路表面标记”, 在Proc中. Int. 球形. 数据库Inf. 《计算机与信息科学交流》, 2020年, 页. 109—121, doi:[10.1007/978-3-030-57672-1_9](https://doi.org/10.1007/978-3-030-57672-1_9).
- [70]D. Rato和V. Santos, “利用累积点云密度检测道路限制”, 在Proc中. 4thIber.机器人. 会议 (机器人), 2020年, 第3页. 267—279, doi:[10.1007/978-3-030-35990-4_22](https://doi.org/10.1007/978-3-030-35990-4_22).
- [71]Y. Sun, L. 王, Y. 陈, 和M. “自动卷积和空间金字塔池的精确车道检测”. IEEE国际. 会议机器人. 仿生学 (ROBIO), 2019年12月, 页. 642—647, doi:[10.1109/ROBIO49542.2019.8961705](https://doi.org/10.1109/ROBIO49542.2019.8961705).
- [72]J. Liu, “学习基于神经网络的车道检测的全参考平等引导的鉴别g辐射线素”, “J. Vis.通勤. 图像代表.”, 第65卷, 第3页. 12月1-7日. 2019, doi:[10.1016/j.jvcir.2019.102675](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102675).
- [73]H. Zhan和L. Chen, “基于FPGA的智能车辆的车道检测图像处理算法”, “序言. 额Autom. Congr. (CAC), 11月11日. 2019, pp.1190—1196, doi:[10.1109/CAC48633.2019.8996283](https://doi.org/10.1109/CAC48633.2019.8996283).
- [74]S.斯里瓦斯塔瓦和R. Maiti, “多车道检测稳健的复杂照明变化和噪声源”, “在程序. 1stInt.会议电气, 控制灯. 英文. (ICECIE), 2019年11月, 页. 1—8, doi:[10.1109/ICE-CIE47765.2019.8974796](https://doi.org/10.1109/ICE-CIE47765.2019.8974796).

- [75] D. Chang, 诉奇拉卡尔, 戈斯瓦米, 哈桑, 荣格, J.康, S.-C. Kee, D. Lee, and A. P. Singh, “多车道检测”, 第19卷。会议控制, *Autom. 系统 (ICCAS)*, 10月. 2019, pp. 1538—1542, doi: 10.23919/ICCAS47443.2019.8971488.
- [76] X. 角杨德, 姜“自动驾驶汽车应用的实时车道检测和跟踪”, “部分”。在。机械。雕刻汽车公司, 第, 卷。第233号, 第9页。2019年2月 101-2311, 日期: 10.1177/0954407019866989.
- [77] N. 凯姆萨姆, A. 达斯, 和G. “自动驾驶的智能框架: 物体检测、车道检测和自由空间检测”, in Proc. 3rd WorldConf. 智能趋势系统。安全. Sustainability (WorldS4), Jul. 2019, pp. 260—265, doi: 10.1109/WorldS4.2019.8904020.
- [78] H. Bilal, B. 尹J. 可汗, L. 王氏, J. 张勇, 和A. 库马尔说, “为先进的驾驶员辅助系统提供系统的实时车道检测和跟踪”。频控制范围 (CCC), Jul. 2019, pp. 6772—6777, doi: 10.23919/ChiCC.2019.8866334.
- [79] L.-A. 陈和mh. “基于稳健网络的自动驾驶道路车道标记检测”, “专业版”。Int. 会议西斯特. 科学. 雕刻(ICSSE), Jul. 2019, pp. 62—66, doi: 10.1109/ICSSE.2019.8823532.
- [80] J. Philion, “快速绘制: 通过调整序列预测网络来解决车道检测的长尾”, in Proc. IEEE Comput. 社会会议压缩. Vis. 模式识别., 六月. 2019, pp. 11574—11583, doi: 10.1109/CVPR.2019.01185.
- [81] 阿利安德赫. A. 侯赛因, “实时车道标记识别”。Int. 会议影响通勤。技术上的., 2019年, 页. 190—195, doi: 10.1145/3321289.3321306.
- [82] A. Yusuf 和S. 他是我对自动车道跟踪自动驾驶汽车的辩护。Pa pers 2019-01-0680, 2019, doi: 10.4271/2019-01-0680.
- [83] C. Y. Kuo, Y. R. Lu, and S. M. Yang, “关于车辆车道保持系统中的车道检测和控制的图像传感器处理”, “传感器”, 第19卷, 第7页。1—10, 2019, doi: 10.3390/s19071665.
- [84] K. Manoharan and P. 丹尼尔, “在丘陵阴影道路上的车道检测使用混合颜色功能”, “进步。9th Annu. 影响技术, 电动机. 雕刻微电子. 会议 (我), 3月. 2019, pp. 201—204.
- [85] X. Pan 和H. “基于深度卷积神经网络和自动训练数据标记的快速车道检测”, “IEICE Trans”. 有趣的大坝. 电子., 通勤. 压缩. 科学, 卷. E102.A, 第3页. 565-575年3月. 2019, doi: 10.1587/transfun.E102.A.566.
- [86] H. Liu 和X. “撤回通知: 自动驾驶的高速公路车道检测”, “计算机计算机”. 科学. 英文., 卷. 第21期, 第2页. 3月80年至95日. 2019, doi: 10.1109/MCSE.2018.2882700.
- [87] Y. “使用自适应阈值和灯笼分类的鲁棒多值检测和跟踪”, “马赫”。Vis. 应用, 卷. 第30期, 第1页. 2019年2月 111-124日, doi: 10.1007/s00138-018-0977-0.
- [88] B. S. S. 拉斯和莱尔. “自动驾驶汽车导航在危险情况下的车道检测和检测”。18th Int. 会议 Adv. ICT Emerg. Reg. (ICTer), 2019, pp. 99—106, doi: 10.1109/ICTER.2018.8615458.
- [89] Z. 冯, 张, 库纳特和维斯贝克, “应用高分辨率汽车雷达进行车道检测”, “中”。自动控制器. 遇到电子. (AmE), 2019, pp. 8—13.
- [90] W. Farag 和Z. Saleh, “一种针对自动驾驶汽车的先进道路车道寻找方案”, 在Proc中说. 第二智能城市系统. (SCS), 巴林, 2019年, 第3页。1—6, doi: 10.1049/cp.2019.0221.
- [91] H. Park, “基于霍夫变换的高速自动驾驶车辆的车道检测算法”, “Int”。J. 网络网格服务., 第15卷, 第3期, 第3页. 240—250, 2019, doi: 10.1504/IJWGS.2019.10022421.
- [92] k-s. 李. w. “使用图像饱和度和道路宽数据的检测检测和跟踪方法”, “J. Inst. 控制, 机器人. 系统, 第25卷, 第5页. 476—483, May 2019, doi: 10.5302/J.ICROS.2019.19.0008.
- [93] H. Park, “坚固的公路车道为高速驾驶自主车辆”, “在网络, 人工智能和网络”应用程序. 瑞士 Cham: 施普林格, 2019年, 页. 256—265, doi: 10.1007/978-3-030-15035-8.
- [94] N. S. Parameswaran, E. R. Achan, V., 和R. “用边界提取技术和霍夫变换检测道路”, “专业。Int. 会议 ISMAC 计算. Vis. 生物工程公司., 第30卷. 瑞士章: 施普林格, 2019年, 第1805-1814页。
- [95] R. R. Dhanakshirur, P. Pillai, R. A. Tabib, U. 帕蒂尔, 和你. “非结构的道路预测框架”, 《信号处理和智能识别系统的进展》, 第968卷. 新加坡: 施普林格, 2019年。
- [96] A. 马哈茂德, L. Ehab, M. 里达, M. Abdelaleem, H. A. E. 穆, M. M., 达维什和穆斯塔法, “基于实时车道检测的线检测”, 在 Proc. 新Gener. CA S (NGCAS), 2018年11月, 页. 57—61, doi: 10.1109/NGCAS.2018.8572124.
- [97] Q. 李, 周, 李, 郭, 晓, 《低速环境的可靠探测》, 传感器, 第18卷, 第12页。1—18, 2018, doi: 10.3390/s18124274.
- [98] W. Farag 和Z. Saleh, “先进驾驶辅助系统实时检测车道”, “Proc. Int. 会议英诺夫. 告知. 为格式.、输入.、技术. (3ICT), 2018年11月, 页. 1—8, doi: 10.1109/3ICT.2018.8855797.
- [99] B. Li, Y. 郭, J. 周, Y. 蔡, J. 肖沃, 和W. 曾, “车道检测和路面重建”。IEEE 印第安纳州. 车辆系统. (四)、6月. 2018, pp. 209—214.
- [100] E. Adali, H. A. Seker, A. 埃尔多安, K. Haspalamutgil, F. 图兰 E. 阿克苏, 和U. “在地震条件下检测道路车道: 定量性能评估”, “专业课程”。6th Int. 会议控制工程师. 影响技术技术. (CEIT), 2018年10月, 页. 1—7, doi: 10.1109/CEIT.2018.8751835.
- [101] Y. Y. Ye, X. L. Hao, and H. J. Chen, “基于车道结构分析和cnn的车道检测方法”, 信息. 运输系统., 卷. 第12期, 第6页. 513—520, 2018, doi: 10.1049/iet-its.2017.0143.
- [102] Y. Y. Moon, Z. W. Geem, 和G. 韩., “使用和谐搜索算法的自动驾驶汽车消失点检测”, “蜂群进化”。汇编., 第41卷, 第3页. 2018年8月 111-119日, 日期: 10.1016/j.swevo.2018.02.007.
- [103] A. J. 哈桑, 和M. A. 法德尔, “基于FPGA的自动驾驶汽车车道检测架构: 实时设计和开发”, “亚洲生活科学”, 第16卷, 第1期, 第223-237页, 2018。
- [104] L. 熊, Z. 邓, P. 张, 和Z. “基于车道线信息的建筑路面三维估计”, 第51卷, 第31页. 778—783, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.10.131.
- [105] X. Chen 和C. Luo, “基于光的实时车道检测-我们可以在野外建模”, 在Proc中. IEEE 4int. 会议 Com-put. 通勤. 雕刻技术部门. (CCE T), 8月. 2021, pp. 36—40, doi: 10.1109/CCET52649.2021.9544226.
- [106] S. Liu, 陆, 钟, 曾强, “有效的道路检测和跟踪方法”, “37th Chin. Control Conf. (CCC), Jul. 2018, pp. 5222—5227, doi: 10.23919/ChiCC.2018.8482552.
- [107] M. C. Olgun, Z. Baytar, K. M. Akpolat, and O. K. Sahingoz, “使用深度学习视觉自动控制车道和车辆跟踪”, 在InProc. 6th Int. 会议控制. 影响技术技术. (CEIT), 2018年10月, 页. 25—27, doi: 10.1109/CEIT.2018.8751764.
- 黄[108] Y. S. 陈, Y. 陈., 吉安, 和N. 郑, “基于时空的羊毛检测, 在”。第14个 IFIP Int. 会议 Artif. 知识应用程序. Innov., 2018, pp. 143—154.
- [109] J. Xiao, 罗, 姚, 邹, 基于加载模块和扩展卡尔曼滤波器的车道检测, 图像和视频技术. 德国柏林: 施普林格, 2018年, 第3页. 382—395, doi: 10.1007/978-3-319-75786-5.
- [110] B. S. Khan, M. 哈纳菲, 一个dS. “一个在大可变性道路图像数据库上的实时道路标记检测系统”。Int. 会议压缩. 科学. 技术., 发表在《特殊工程学》的课堂讲稿中, 第488卷, 2018页, 页. 31—41, doi: 10.1007/978-981-10-8276-4_4.
- [111] 尼文德布拉班德, 乔治利斯, 普罗斯曼, d L. Van Gool, “走向端到端车道检测: 一种实例-思维方法”, “inProc”。IEEE 印第安纳州. 车辆系统., 六月. 2018, pp. 286—291, doi: 10.1109/IVS.2018.8500547.
- 张[112] Y., J. 高的话, 和H. 周, “用深度卷积神经网络进行的图像网络分类”。2nd Int. 会议马赫数. 学习. Comput., 2020, pp. 145—151, doi: 10.1145/3383972.3383975.
- [113] H. Zhang, C. 吴彦祖. 张, Y. 朱, H. 林, Z. 张, Y. 太阳, T. 他 J. 米勒, R. Manmatha, M. 李氏, 和A. Smola, “回复: 分散注意力网络”, “2020年, arXiv: 2004.08955.
- [114] S. Xie, R. Girshick, P. 美元, Z. 元. Tu, and K. 他, “深度神经网络的聚合转换”。IEEE Conf. 压缩. Vis. 模式识别. (CVPR), 7月. 2017, pp. 5987—5995, doi: 10.1109/CVPR.2017.634.
- [115] H. Zhou, J. 张勇, J. 雷, 李李, 和D. 基于FCN-CRF模型的图像语义分割”, in Proc. Int. 会议图像, Vis. 配置. (ICIVC), 2016年8月, 第3页. 9—14, doi: 10.1109/ICIVC.2016.7571265.
- [116] Y. Lu, Y. 陈, D. 赵薇, 和J. 陈, “Graph-FCN, 在”。Int. 模拟. 神经网络., 参见《计算机科学课堂讲稿: 包括人工智能子系列课堂讲稿和生物信息学课堂讲稿》, 2019年, 页. 97—105, doi: 10.1007/978-3-030-22796-8_11.

- [117] S. Zhang 股份有限公司, 和 K. A. K. 穆罕默德, “使用 FCN 检测交通道路”, “2020 年, arXiv: 2004.08977.”
- [118] N. J. 扎卡里亚, H. 扎姆祖里, M. H. Ariff, M. I. Shapiai, S. A. Saruchi, 和 N. Hassan, “马来西亚道路的全卷积神经网络检测”, “Int. J. Eng. 技术上的”, 第 7 卷, 第 4 页. 152—155, 2018, doi: [10.14419/ijet.v7i4.11.20792](https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.11.20792).
- [119] 诉巴德里纳拉亚南案。肯德尔, 和 R. Cipolla, “SegNet: 深度卷积编码器解码器架构”, “IEEE Trans. 专利肛门。马赫数。告知”, 第 39 卷, 第 12 页. 2017 年 12 月 2481-2495 日, 日期: [10.1109/TPAMI.2016.2644615](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615).
- [120] H. Wu 和 B. 张教授, “一个协助地震水平跟踪的深度卷积编码器-解码器神经网络”, 2018 年, arXiv: 1804.06814.
- [121] X. Ou, P. 严, Y. 张, B. Tu, G. 张勇, J. 吴, 和 W. “复杂场景中的编解码器结构”, “IEEE 访问”, 第 7 卷, 第 页. 108152—108160, 2019, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2931922](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2931922).
- [122] 诉巴德里纳拉亚南案。汉达, 和 R. Cipolla, “SegNet: 一个深度控制的编码器解码器架构, 健壮的半像素标记”, 2015, arXiv: 1505.07293.
- [123] 帕斯克 “ENet: 实时语义分割的深度神经网络架构”, 2016 年, arXiv: 1606.02147.
- [124] W. Weng 和 X. 朱, “INet: 生物医学图像分割的卷积网络”, “IEEE 访问”, 第 9 卷, 第 页. 16591—16603, 2021, doi: [10.1109/ACCESS.2021.3053408](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3053408).
- [125] B. 德布拉班德尔, D. Neven 和 L. Van Gool, “反 c 实例与鉴别损失函数”, 2017, arXiv: 1708.02551.
- [126] Q. Zou, H. 江先生, 问。戴市, Y. 岳。陈晓明, 和问。王, “使用深度神经网络从连续驾驶场景中进行鲁棒车道检测”, 2019 年, arXiv: 1903.02193.
- [127] 康, h. 李, S. -C. Kee, and C. C. Chung, “基于运动学的容错技术: 自动灯笼系统的车道预测, Int. J. 控制, Autom. 系统”, 卷. 第 16 期, 第 3 页. 1293-1302 年, 6 月. 2018, doi: [10.1007/s12555-017-0449-8](https://doi.org/10.1007/s12555-017-0449-8).
- [128] 哈塔德 D. 狼, “利用激光雷达有效强度数据进行道路标记检测及其在车辆定位中的应用”。IEEE 框架。知识翻译。系统系统。(ITSC), 2014 年 10 月, 第 3 页. 584—589, doi: [10.1109/ITSC.2014.6957753](https://doi.org/10.1109/ITSC.2014.6957753).
- [129] L. 弗罗姆伯格和 D. 沃尔特, “结构知识的空间抽象转移”, “适应”。Behav., 卷. 第 18 期, 第 6 页. 2010 年 12 月 507-525, doi: [10.1177/1059712310391484](https://doi.org/10.1177/1059712310391484).
- [130] A. Kasmi, D. 丹尼斯, 奥弗雷和查普伊斯, “地图匹配和车道编号估计”, 在项目中。IEEE Int. 会议知识翻译。系统系统。(ITSC), 2018 年 11 月, 页. 2659—2664, doi: [10.1109/ITSC.2018.8569840](https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8569840).
- [131] A. Kasmi “陈词滥调, “放弃车道的决定,” 项目部分。IEEE Intell. 车辆系统。(四)、6 月. 2019, pp. 1746—1752.
- [132] A. Joshi 和 M. R. James, “从粗糙的地图和激光雷达生成精确的车道地图”, “我告诉。翻译。西斯特。杂志, 第 7 卷, 第 1 页. 2015 年春季 19-29 日, 截止日期: [10.1109/MITS.2014.2364081](https://doi.org/10.1109/MITS.2014.2364081).
- [133] J. 弗里奇, K. 托拜厄斯, 和 A. 盖格尔, “道路检测算法的一个新的性能测量和评估基准”。16th Int. IEEE 框架。知识翻译。系统., 2013 年 10 月, 页. 1693—1700.
- [134] M. Aly, “城市街道上车道标记的实时检测”, “2014, arXiv: 1411.7113”.
- [135] M. Cordts, 奥姆兰, 拉莫斯, T. 雷菲尔德, 恩兹韦勒, R. 贝嫩森 U. 弗兰克州, 美国。罗斯, 和 B. “语义城市市场理解的信息分析数据集”, “Proc. IEEE Conf. Com-put. Vis. 模式识别。(CVPR), 6 月. 2016, pp. 3213—3223, doi: [10.1109/CVPR.2016.350](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.350).



MOHD 易卜拉欣·夏皮伊 (成员, IEEE) 收到了他们。2007 年获得英国约克大学学士学位, 2013 年获得马来西亚理工大学机器学习博士学位。他目前是马来西亚国立大学人工智能和机器人技术中心 (开罗) 的高级讲师和研究员。从 2010 年到 2010 年 4 月, 他在信息、制作和信息等专业的研究生院担任访问研究员

学博士的监督下。俊佐。2012 年 6 月至 2012 年 7 月, 他在利兹大学工程学院工作, 由瓦西利·托罗波夫博士指导。他的研究兴趣包括人工智能、中文学习、脑计算机接口和群体智能。此外, 他还被任命为英伟达深度学习认证讲师。



RASLI ABD GHANI 目前是马来西亚日本国际技术学院 (MJIT) 马来西亚大学 (UTM) 电子系统工程系的讲师。



MOHD NAJIB MOHD YASSIN (IEEE 成员) 于 2007 年获得英国谢菲尔德大学电子工程硕士学位和博士学位。谢菲尔德大学电子学学位。自 2013 年以来, 他一直在马来西亚大学微电子学校担任讲师。他的研究兴趣包括计算电磁学、保形天线、互惠共生、无线功率传输、阵列设计和介电谐振器天线。



MOHD ZAMRI 易卜拉欣获得马来西亚理工大学 the B. Eng. and M. 工程学位和博士学位。从英国拉夫堡大学获得学位。他目前是马来西亚马来西亚大学电气和电子工程学院的高级讲师。他的研究兴趣包括计算机视觉、血浆、嵌入式系统编程、脑计算机交互、图像处理、智能系统、和语音识别。



纽巴提瓦希德获得电气工程学士学位。来自马来西亚理工大学的 and Ph.D. degrees。因此, 她是马来西亚马理理工大学的高级讲师。她的研究内容包括车辆动态系统、运动规划和自动驾驶车辆控制系统。

...



NOOR JANNAH 扎卡里亚获得了哲学学位。菲尔马来西亚-日本国际技术大学, B.E. degrees, 目前在马来西亚-日本国际技术学院攻读哲学博士 (博士) 学位。她的研究兴趣包括人工智能, 监督学习, 深度学习, 强化学习和目标检测。