

北京交通大学

硕士学位论文

车载环视系统下的车位线检测

Parking slot detection under the car surround system

作者：李 倩

导师：林春雨

北京交通大学

2019 年 6 月

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，提供阅览服务，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：李倩

签字日期：2019年5月30日

导师签名：林春河

签字日期：2019年5月30日

学校代码：10004

密级：公开

北京交通大学

硕士专业学位论文

车载环视系统下的车位线检测

Parking Slot Detection under the Car Surround System

作者姓名：李 倩

学 号：17125158

导师姓名：林春雨

职 称：副教授

工程硕士专业领域：电子与通信工程 学位级别：硕士

北京交通大学

2019 年 6 月

致谢

日月如流，岁月如梭。转眼间我已完成研究生学业而将步入社会去追逐梦想，放飞希望。在即将离开学府的这一刻，恩师情、同学情、父母情油然而生。在此，我要真诚的向你们表示感谢。

老师的职业是神圣而伟大的，是高尚无私的。自从我踏进研究生学府的那天起，是林老师带我开启了科研学术的大门，走进了科学的殿堂；是林老师的耐心指导，细心点拨，拨冗解忧，帮我完成了课题研究；是林老师引导我走向坚强，日益成熟，探索书山学海；是林老师让我开阔了胸襟，找到了人生坐标。

一日为师，终身难忘。正当我们“扬帆起航谋新篇”的时刻，我永远忘不了林老师对我成功时的激励，困难时的帮助，迷茫时的安慰，更忘不了林老师在学术上对我的谆谆教诲，在生活上无微不至的关爱。临别时，真诚的道一声，恩师您辛苦了，祝您永远幸福安康！

相逢又告别，归帆又离岸，朝夕相处了两年的师兄师姐，师弟师妹及室友们，我们即将各奔东西，大展宏图。回首往事，历历在目。在这两年里，我们彼此关心，彼此照顾，相互激励，相互竞争；共同分享快乐，共同分忧解愁。一次次的嬉笑，一次次的吵闹使我们建立了真诚的友谊。临别之际，我要感谢我的同学，感谢我的室友，感谢你们对我学习的帮助和生活的关心，感谢你们让我树立了信心和勇气，感谢你们让我享受了快乐和幸福。也衷心的祝愿我们在今后的日子里生活愉快，工作顺心，事业腾飞！

最后我要感谢我的父母。我的父母为了我的学业，日日夜夜的操劳和忙碌。一年四季面朝黄土背朝天，脊背累弯了，皱纹加深了。双手的老茧脱了一层又一层。父母就像风雨中的雨伞，清晨的太阳，午夜的台灯，时时刻刻呵护和关照着我的成长。毕业后，我要以此为人生的新起点，努力学习，勤奋工作，以成功来报答父母的养育之恩。

摘要

车位线检测是自动泊车系统的关键步骤之一,本文提出一种基于视觉的环视车位检测系统,并且对车位中的障碍物进行识别,能够在复杂场景下更加安全、准确地实现空车位检测。本文的主要研究工作如下:

(1)为了能捕捉车辆四周的全景图像,本文通过在车辆周围安装四个鱼眼摄像机构建低成本的鸟瞰视觉系统,以提供覆盖车辆周围环境的图像。另外,我们设计了一种特殊的标定布并提出了一种二次标定算法对鱼眼镜头进行畸变矫正。实验验证了二次标定结果的准确性。

(2)研究了一种基于环视系统的自动停车位检测算法,该算法主要由车位分离线检测和车位入口检测组成。在车位分离线检测阶段,我们基于 LSD(Line Segment Detector)直线检测算法提出了一种新的直线聚类算法;在车位入口检测阶段,我们提出了一种基于学习的方法,该方法使用 LBP(Local Binary Pattern)特征, Haar(Haar-like)特征和 AdaBoost(adaptive boosting)分类器对车位入口处的 T 形或 L 形标记点进行训练,并采用凸缺陷算法对车位标记点类型进行分类。由于目前基于环视系统的车位数据集极度缺乏,我们又提出了一种多视觉融合的方法来增加训练集数目。最后通过灰度直方图来判定车位占用情况。实验表明算法的精度和召回率均达到 97%以上。

(3)为了能够直接在扭曲的鱼眼图像中检测车位,本文提出了一种基于语义分割的实时车位定位算法。该方法属于全自动方法,能够在不同的应用场景中检测不同光照条件下各种形状的车位线。首先,我们采用 deeplabv3+网络对车位线进行分割得到分割结果,接着利用改进的 YOLOv3 算法对停车场内的柱子和车辆进行障碍物检测。然后融合语义分割和障碍物检测的结果,得到有效空车位。最后,我们通过绘制 Loss 曲线和 IOU 曲线以及 Recall 和 Precision 这两个评价指标对我们改进的算法进行评估,验证了算法的有效性。

关键词: 鱼眼镜头标定; 环视系统; 辅助驾驶; 车位线检测

ABSTRACT

Parking slot markings detection is one of the key steps of the automatic parking system. This paper proposes a vision-based visual parking space detection system, and identifies obstacles in the parking space, which can realize empty parking space detection more safely and accurately in complex scenes. The main research results of this paper are as follows:

(1) In order to capture a panoramic image of the surroundings of the vehicle, in this paper, a low-cost bird's-eye vision system is constructed by installing four fish eye cameras around the vehicle to provide an image covering the surroundings of the vehicle. In addition, we designed a special calibration cloth and proposed a secondary calibration algorithm to correct the distortion of the fisheye lens. Then the experiment proves that the secondary calibration result is more accurate than the first calibration result.

(2) A method for automatically detecting parking spaces is studied. The method is mainly composed of separation line detection and parking entrance detection. In the separation line detection stage, we propose a new line clustering algorithm based on the LSD (Line Segment Detector) algorithm; In the parking entrance detection phase, we propose a learning-based approach that uses LBP (Local Binary Pattern) features, Haar (Haar-like) features and AdaBoost (adaptive boosting) classifiers to train T- or L-shaped marking points at the entrance to the parking space, and the convex defect algorithm is used to classify the marking points. Due to the current lack of parking space data sets, we propose a multi-visual fusion method to increase the number of training sets. Finally, the parking space occupancy is determined by calculating gray histogram. Experiments show that the accuracy and recall rate of the algorithm are over 97%.

(3) In order to detect the parking space directly in the distorted fisheye image, this paper proposes a real-time parking space location algorithm based on semantic segmentation. The method is a fully automatic method, and can detect various shapes of parking lines under different illumination conditions in different application scenarios. Firstly, we use deeplabv3 + network to segment the parking line and get the segmentation result. Next, we use the improved YOLOv3 algorithm to detect the obstacles of the pillars and vehicles in the parking lot. Then, the results of semantic segmentation and obstacle detection are combined to obtain effective parking spaces.

Finally, we evaluate the proposed algorithm by plotting the Loss curve and the IOU curve and the two evaluation indicators Recall and Precision, and verify the effectiveness of the algorithm.

KEYWORDS: Fisheye lens calibration; around view system; assisted driving; parking slot markings detection

目录

摘要.....	iii
ABSTRACT.....	iv
1 引言.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 基于用户界面的车位检测方法.....	2
1.2.2 基于邻车构建停车位的方法.....	4
1.2.3 基于车位标线的检测方法.....	5
1.3 论文的研究内容.....	6
1.4 论文的安排.....	7
1.5 本章小结.....	7
2 环视系统的构建及鱼眼镜头的二次标定算法.....	8
2.1 引言.....	8
2.2 相关技术综述.....	9
2.2.1 坐标系介绍.....	9
2.2.2 相机模型.....	11
2.2.3 透视变换.....	13
2.2.4 双线性插值.....	13
2.3 鱼眼镜头的二次标定算法.....	15
2.4 全景图像的生成.....	18
2.5 实验结果及分析.....	19
2.6 本章小结.....	24
3 基于几何特征的车位线检测算法.....	25
3.1 引言.....	25
3.2 本章算法框架.....	26
3.3 车位标识线检测算法.....	27
3.3.1 图像预处理.....	27
3.3.2 平行车位分离线检测算法.....	28
3.3.3 车位入口标记点检测算法.....	30

3.3.4 车位入口标记点分类识别算法.....	33
3.4 实验结果及分析.....	35
3.4.1 实验数据集.....	35
3.4.2 性能评估.....	36
3.5 本章小结.....	39
4 基于语义分割的实时车位定位算法.....	40
4.1 引言.....	40
4.2 算法框图.....	40
4.3 改进的 YOLOv3 算法.....	41
4.4 车位标识线语义分割网络.....	44
4.5 实验结果及分析.....	45
4.5.1 数据集的可视化标注.....	45
4.5.2 实验环境配置.....	46
4.5.3 改进的 YOLOv3 算法性能评估.....	47
4.5.4 融合结果.....	49
4.6 本章小结.....	52
5 总结与展望.....	53
5.1 总结.....	53
5.2 展望.....	53
参考文献.....	55
作者简历及攻读硕士学位期间取得的研究成果.....	59
独创性声明.....	60
学位论文数据集.....	61

1 引言

1.1 研究背景与意义

随着现代社会人口的增长和经济的发展,更多的人拥有了自己的汽车。因此导致交通堵塞问题比以往任何时候都更加突出。更糟糕的是,在越来越拥挤的城市中,停车困难是司机面临的最严重问题之一,特别是在机场、火车站的购物中心等大型停车场。在如此大的停车区域中,人们不得不浪费大量时间寻找空闲的停车位。之前的一项研究表明,在市中心进行停车场空闲车位搜索的交通量可占总交通量的 30-50%,因此自动化的停车辅助系统正在学术和工业领域成为必需品。在此背景下,对停车辅助系统和自动停车系统的研究已成为智能汽车的热点之一。

到目前为止,已经有一大批公司和学院成立了自动驾驶车辆团队,他们提出了大量的自动泊车辅助系统以最大化停车的安全性和便利性。对于自动驾驶车辆来说,减轻驾驶员的压力和提高道路安全性具有非常重要的意义。自动驾驶技术可以分为三个部分:环境感知、计划决策、执行控制。环境感知主要包括视觉感知和雷达感知,而视觉感知目前被更广泛地应用。作为自动驾驶车的一个重要分支,自动停车系统需要在感知过程中提供车道线和车位线的正确信息。

近年来,基于邻车构建空车位的方法和基于车位标线的方法在汽车工业中得到了更广泛的发展,因为它们可以完全自动化并且仅通过车载传感器实现。

基于邻车构建空车位的方法主要利用测距传感器技术,通过识别相邻的车辆寻找空车位。例如激光扫描仪,超声波雷达等。激光扫描仪具有高稳定性和准确性,但它成本高,寿命短,易受雨雪天气的影响。超声波和短程雷达成本低,寿命长,体积小。然而,它们的精度低且检测范围短。因此这种方法只适用于相邻车位上存在车辆的情况,其精度高度依赖于相邻车辆的存在和姿态。

基于车位标线的方法可以弥补上述缺点,因为诸如照相机之类的视觉传感器成本低,寿命长,且该方法通过识别路面上的车位标线寻找停车位,车位检测更加准确,精度也更高。此外,基于图像的系统可以直接将采集到的路面环境显示在车载显示屏幕上,能够为驾驶员提供实时的视觉辅助和丰富的图像信息(准确位置和航向角等)。驾驶员可以很好地了解停车区域的环境,从而决定进一步的动作。

Deng 等人^[1]开发了一个典型的泊车系统,该系统使用了图像的均方值和方差、背景和前景比率的方差、背景图像和测试图像的线性相关性和图像的边缘密度作为贝叶斯分类器的学习特征,通过 FPGA 平台实现,效果极佳。并且,该系统能

通过显示板直接引导驾驶员到最近的空车位。

由此可见，基于车位标线的方法对停车辅助系统的影响更大，但是，值得注意的是，室内停车位检测系统和室外停车位检测系统不同。由于照明条件会对停车位检测系统产生严重的影响，研究者必须考虑白天明亮的太阳光和黑暗的阴影以及夜间微弱的灯光等因素。所以，基于视觉传感器的车位检测系统容易受光照、遮挡等噪声的干扰。

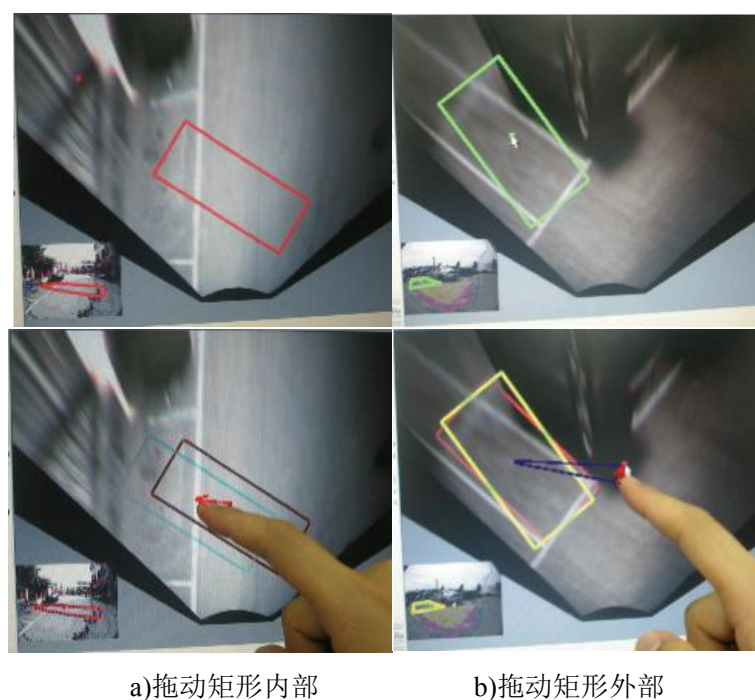
作为停车辅助系统的一个主要趋势，近年来，许多汽车制造商已经通过为车辆配备后向摄像头，应用于基于视觉的辅助泊车系统，为驾驶员提供更清晰的车辆后端区域环境，以提高驾驶安全性。尽管后视镜可以帮助驾驶员看到车辆后方的区域，但车辆周围的环境区域仍然难以看清，存在视觉盲区，驾驶员不能完全捕捉汽车周围环境，从而无法轻易判断车辆周边的障碍物并与之保持安全距离，使其操纵车辆非常困难。因此，需要给驾驶员提供更广泛的视野以覆盖车辆四周的区域环境。

1.2 国内外研究现状

高新技术正在迅速发展，汽车工业也在不断改进。即使证明理论可行，由于系统复杂性和成本等问题，智能停车系统目前仍然是一个非常重要的研究课题。通常，自动停车系统由4个部分组成：目标位置的确定（检测车位）、路径规划（用于实现计划轨迹的制动系统）、路径跟踪以及人机交互界面（可以在停车过程中为驾驶员提供信息）。其中研究最为广泛的是目标位置的确定，即车位检测。目前关于车位检测的研究方法主要分为半自动和全自动两大类，这些方法又可以被细分为四种：基于基础设施的方法、基于用户界面的方法、基于邻车构建停车位的方法和基于车位标线（Parking slot marking）的方法。本文主要介绍后三种方法的相关研究现状。

1.2.1 基于用户界面的车位检测方法

此类方法是基于驾驶员的手动输入找到空闲停车位。文献^[2]提出了一种基于手动指定点识别停车位标线的单触点方法，并且在文献^[3]中提出了该方法的有效实现。如图1-1所示，Jung等人提出了一种用于半自动泊车辅助系统的新型用户界面，该用户界面提供了一种基于拖放概念的手动指定方法。首先，目标位置在基于触摸屏的人机界面中被描绘为矩形，然后驾驶员可以通过拖动矩形内部来移动矩形，通过拖动矩形的外部来旋转矩形，从而确定目标位置。

图 1-1 单触点法^[2]Figure 1-1 One-touch method^[2]

由于这种方法只能处理单一类型的车位线，所以 Jung 等人^[4]将其扩展为双触点法，如图 1-2 所示。用户可以通过将手指放在目标停车位入口处来启动车位线识别系统。利用该用户界面，此系统可以将搜索范围缩小到很小的区域，从而降低计算量和错误识别率。但是该方法在驾驶过程中寻找目标停车位时仍然需要人工干预，无法满足自动化，而本文提出的方法能够全自动地检测空车位。

图 1-2 双触点法^[4]Figure 1-2 Two-touch method^[4]

1.2.2 基于邻车构建停车位的方法

该方法通过识别相邻的车辆寻找空闲的停车位，是最流行的方法之一，因为它可以使用各种测距传感器来实现。然而，这种方法的根本缺点在于，当没有相邻车辆时将不能检测到空车位，其精度取决于相邻车辆的位置。

在各种测距传感器中，超声波传感器被最广泛地使用，因为它成本相对较低，容易被安装在大规模生产的车辆上。该方法通过记录超声波传感器的输出获得的距离数据来识别空车位和相邻车辆，并已被大多数汽车制造商采用。

另外，摄像头也被广泛地应用在车辆上。大多数基于摄像头的方法通过 3D 重建来识别空车位。Suhr^[5]等人提出了一种基于 3D 点云定位空车位的有效算法。他们利用单个后视鱼眼摄像机获取的图像序列，然后通过使用对应点来对汽车后面的环境区域进行三维重建。由于相邻车辆通常位于极线附近，因此其结构严重退化。为了解决这个问题，他们通过使用基于反旋转的方法选择对应点，并通过相似变换来重建 3D 结构。

Christian Unger 等人^[6]提出了一种停车辅助系统，该系统依靠密集的运动立体来实时计算观测环境的深度图。此方法与基于特征的运动立体方法相比具有更可靠的效果。Eric Wahl 等人^[7]提出了使用运动立体算法来生成密集的车辆环境的点云，从而完成 3D 重建。Kaempchen 等人^[8]提出了一种基于视觉的停车辅助系统。该系统采用立体摄像机，通过仔细校准摄像机并将车辆模型拟合到 3D 空间中的立体数据能够高精度地估计自动停车所需的参数。

Jung 等人^[9]提出了一种新型的智能停车辅助系统，为光线不足的室内停车位检测提供了一种经济的目标位置指定方法。该方法根据向现有的后视摄像机添加低成本的光平面投影仪，通过打开和关闭光平面投影仪产生的图像之间的差异来检测光条纹特征，然后使用光条纹投影理论重建停车区域的三维信息。最后通过方向归一化和深度图构造，检测空车位，并选择最近的车位作为目标位置。实验结果表明，该方法在光照条件很差的情况下，仍可以成功地指定目标位置。

与这些方法相反，Ozawa 等人^[10]的方法基于相邻车辆的水平边缘识别空闲停车位而无需 3D 重建。基于摄像头的方法虽然可以使用已经安装在大规模生产的车辆上的摄像机，但是它们对照明条件敏感并且通常需要大量的计算用于 3D 重建。Seger 等人^[11]提出的方法将摄像机和超声波传感器融合在一起。它通过结合从单目运动和超声波传感器获得的距离数据来识别空闲停车位。

另外，激光扫描仪已被广泛用于此方法并且拥有优秀的性能，因为它们的距离数据非常准确^[12,13]。然而，激光扫描仪的缺点在于它们价格昂贵且耐久性不高。除了这些传感器，还有光子混频器^[14]和短程雷达^[15,16,17]等用于这种方法。

1.2.3 基于车位标线的检测方法

与其它方法相比，基于车位标线的方法能够更准确地识别停车位，因为其识别过程并不依赖于相邻车辆的存在。此外，该方法不需要辅助传感器，如短程雷达和激光扫描雷达等。

Xu 等人^[18]利用车位标线的颜色信息从图像中识别车位线。Jung 等人^[19]利用车位的宽度和车位入口相对于摄像机位置的方向作为先验知识，通过驾驶员在触摸屏上指定目标停车位的入口来识别空车位。另外，该方法能够补偿鱼眼镜头的失真问题，Jung 等人还利用单应性构建了鸟瞰图像。Schmid 等人^[20]提出使用分层三维网格来检测停车位，他们的方法通过求出障碍物之间的距离来判断是否能够代表一个空车位。Suhr 等人^[21]提出了一种全自动的车位检测方法，用于识别由环视系统所获取的图像序列中的车位标线。Suhr 等人^[22]通过将车位角点建模为分层树状结构来识别各种类型的车位标线。Houben 等人^[23]使用基于高斯的差分直方图和线性判别分析对车位的占用情况进行分类。Du 和 Tan 等人^[24]将基于 RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS) 算法的直线估计应用于二值化图像以提取车位边界线，但此类方法只能识别两种类型的车位标线。

Wang 等人^[25]提出了一种基于鸟瞰视觉系统的自动停车算法。该算法利用基于 Radon 变换的方法提取车位线，然后利用双圆轨迹规划实现自动停车。Suhr 等人^[26]提出了一种车位检测和跟踪系统，该系统融合了环视监控系统和超声波传感器。Lee 等人^[27]提出了一种基于直线聚类的车位检测算法。该算法主要包括两部分，第一部分是基于方向密度的空间聚类算法的直线检测，第二部分是基于模式识别的车位线检测。此算法有较高的鲁棒性，即使路面上的车位线不清晰，也能成功检测。随后，Lee 等人^[28]又提出了一种基于相机的车位识别算法，该算法基于车位纹理特征分析，能处理各种类型的车位标线。Suhr 等人^[29]又提出了一种基于平行线的方法，该方法采用 RANSAC 算法和基于距离变换的倒角匹配来检测车位线。Jae 等人^[30]提出的方法能够以全自动的方式识别各种类型的车位线。该方法首先检测平行的车位线对。然后，利用 Harris 角点检测器来识别入口位置。然而，传统的基于视觉的特征在全景图像中会因为线条或角点不清晰且失真时对噪声敏感。Jung 等人^[31]提出的方法无法在复杂的光照变化和地面条件下得到理想的车位线检测结果。

Li 等人^[32]提出的方法使用基于边缘图像的 LSD 直线检测算法检测路面上具有固定距离的平行线，但是它具有将直线分成许多小线段的缺点，导致增加了错误检测率。Li 等人^[33]提出了一种基于学习的方法，称为 PSD_L(learning-based parking-slot detection)。该方法首先采用决策树分类器检测车位入口处的标记点，

然后使用六个高斯线模板检测有效的车位线。该方法的缺陷在于，如果检测不到车位入口标记点，将无法正确检测车位标线，导致检测精度降低。

Jiang 等人^[34]使用语义分割的方法对车位区域进行分割，提出了 DFNet (Dynamic Loss Weights and Residual Fusion Block Network) 网络并做出两个主要贡献，一个是动态损失权重，另一个是残差块。其中动态损失权重根据类别数目而变化，残差块由两个卷积层和一个池化层组成，并通过乘法连接。该方法相比于机器学习方法，鲁棒性更高，但其并未对车位占用情况进行分类。

综合来看，基于车位标线的方法已经是车位检测技术的发展趋势，但是由于成本以及技术水平等因素，导致其并未在实际应用中被广泛推广使用。

1.3 论文的研究内容

通过充分调研了车位检测算法的研究现状之后，我们发现大多数现有的基于视觉的停车位检测方法都是在环视系统的基础上进行研究的，但是仍然存在局限性，主要体现在：(1)大多数环视系统的标定算法无法满足自动化，并且由于不准确的标定结果导致生成的全景图存在明显的接缝。(2)大多数算法并未对车位中的车辆和柱子等障碍物进行识别。(3)不同停车场的环境复杂多变，目前的自动车位检测算法准确性低、可靠性较差并且通用性差。因此，本文将多摄像头融合的车载环视系统、基于车位标线检测与障碍物识别的方法相结合，为驾驶员提供更加安全可靠的低成本辅助泊车系统，主要研究工作如下：

(1)本文通过在实验车的四个方向安装鱼眼相机构建了一种低成本的车载环视系统。为了能够对环视系统实现自动化的标定而无需人工干预，我们设计了一种特殊的棋盘格标定布，并提出了一种二次标定算法，在整个标定过程中需要进行两次透视变换。最后通过实验验证了二次标定算法的准确性。

(2)为了能够在透视失真和不同光照条件下自动检测空车位，本文提出了一种基于几何特征的车位检测算法。该方法融合了机器学习和传统的直线检测算法。首先，本文提出了一种基于 LSD 算法的直线聚类算法检测平行的车位分离线对，然后使用 AdaBoost 分类器，LBP 特征和 Haar 特征检测车位入口标记点，并采用凸缺陷算法对车位入口标记点进行分类。最后采用灰度直方图对车位的占用情况进行分类。在实验验证阶段，通过精度和召回率这两种评价指标对所提的算法进行分析与验证。

(3)提出了一种基于语义分割的实时车位定位系统，此算法能直接在畸变的鱼眼图像中检测车位线而不用对其进行畸变矫正，相比于传统的车位检测算法，该算法的应用场景更广泛。首先，本文采用 deeplabv3+语义分割网络对车位线区域进

行分割得到车位位置坐标，其次，通过改进的 YOLO v3 算法对车位中的障碍物进行识别，然后将车位线分割的结果与障碍物的识别结果相融合从而区分车位的占用情况。最后通过绘制 Loss 曲线和 IOU 曲线，并结合 Recall 和 Precision 这两个评价指标，验证了所提算法的有效性。

1.4 论文的安排

本文主要包括五个章节，具体每一个章节的内容如下：

第一章为本文的绪论部分。首先介绍了车位检测算法的相关研究背景和意义。然后，从基于用户界面的方法、基于邻车构建空车位的方法和基于车位标线的方法详细介绍了车位检测技术在国内外的研究现状并分析了当前研究方法存在的不足。最后，介绍了本文的主要工作内容以及论文的结构安排。

第二章详细描述了车载环视系统的构建以及鱼眼镜头的二次标定算法。首先介绍了相关的技术，主要包括基础的坐标系、相机模型、透视变换以及双线性插值算法，接着重点描述了本文的鱼眼相机矫正方法，然后介绍了全景图像生成的方法。最后将本章所提的算法与传统的鱼眼镜头标定算法进行对比，验证了本章算法的有效性。

第三章详细介绍了基于几何特征的车位线检测算法。首先简要介绍了目前基于视觉的车位检测算法存在的缺点，并展示了本章算法的流程图。其次，简要介绍了车位检测的预处理步骤。然后，详细描述了本章所提出的车位检测算法。最后，在同济大学公开的 AVM (Around View Monitor) 数据集中对本章的算法进行了验证与分析。

第四章深入研究了基于语义分割的实时车位定位算法，分别在 AVM 数据集和鱼眼图像数据集中对我们的算法进行了验证与分析。

第五章系统的总结了本文的工作内容，并展望了未来的工作。

1.5 本章小结

本章首先介绍了自动停车系统的研究背景和意义。其次，描述了国内外车位检测系统的研究现状，并分析了当前方法的不足。然后，针对目前的研究方法存在的缺陷，阐述了本文的三个主要研究内容。最后，简单介绍了本文的结构安排。

2 环视系统的构建及鱼眼镜头的二次标定算法

2.1 引言

如今，人们在日常生活出行中已经越来越离不开汽车，也越来越重视行车安全。为了解决各种行车问题，汽车辅助驾驶系统出现了。现代辅助驾驶系统依靠各种传感器（雷达，激光雷达，超声波和照相机）进行场景理解和预测。但是，如果大量使用这些传感器将导致车辆成本过高。在计算机视觉领域的最新进展的推动下，许多研究者认为依靠基于摄像头的系统，特别是环视系统具有很大的潜力，可以在泊车和低速驾驶模式下以更低的成本提高驾驶员的便利性和安全性。一些汽车公司正在致力于开发环视监控系统。

为了实现这一目标，一些研究者提出了鸟瞰视觉系统，从俯视角度显示车辆周围的图像。这种系统可以通过将摄像机架在车辆顶部。然而，这种方法并未被大量汽车制造商采用，因为将摄像机悬挂在车辆上方是非常危险的。

Matsushita 公司提出了一种图像合成显示系统^[35]，它使用车辆周围的多个摄像头，并将从这些摄像头捕获的图像合成一个图像。因为该方法只是简单地将重叠区域中的图像像素值求平均，所以重影伪影很严重，并且驾驶员不能知道物体的实际位置。Ehlgen 和 Pajdla 在卡车上安装了四个摄像头，并研究了多种细分方式来划分重叠区域以构建鸟瞰图像^[36]。但是不管怎么选择细分方式，细分边界都有一些盲点。文献^[37]中，通过空间感知运动重建来实现交通场景中的异常检测，以减少由驾驶员的视觉盲点引起的交通事故。

然而，没有一个系统能够完美检测所有异常。一方面，由于校准算法不够完善，一些环视辅助系统不能生成自然的全景图像。另一方面，如文献^[38]中所述的这种算法不能做到实时检测。

随着自动驾驶汽车的普及，在汽车工业界常用的环视系统是采用多个普通摄像头安装在车身周围，并将这些摄像头实时采集的图像组合在一起构成车辆周围的视图，消除视觉盲区。然而，一般相机的视野范围较小，导致环视全景图在两个相邻相机图像的交界处出现裂缝。

在许多计算机视觉应用中，包括机器人导航、3D 重建、基于图像的渲染等，都会优先选择使用拥有更大视野范围的相机。通常，一个广角相机的视野范围约为 100 度，而一个鱼眼相机的视野范围可达 180 度以上。然而，使用广角或鱼眼镜头等成像装置拍摄的图像具有严重的畸变失真。如果我们想要使用来自这些畸变图像的一些透视信息，首先得采用图像校准算法来矫正光学相机中的图像失真，

然后通过视角变换获得鸟瞰图像。

在本文中，我们将介绍一种低成本的车载环视系统。该系统由安装在车辆周围的四个鱼镜头和控制面板内的显示屏组成。鱼镜头分别安装在前保险杠、后保险杠和两个后视镜下方。为了降低成本，我们使用 HK8067A 鱼镜头。该镜头能够提供 180 度的视野范围，以确保每个视图之间有足够的重叠区域。然后，通过将车身周围的四幅图像进行拼接，可以在车辆的中央控制面板上形成一张环视图。该系统能够帮助驾驶员了解车辆周围的驾驶环境，消除视觉盲区，防止各种行车隐患。图 2-1 展示了环视系统的构建流程。

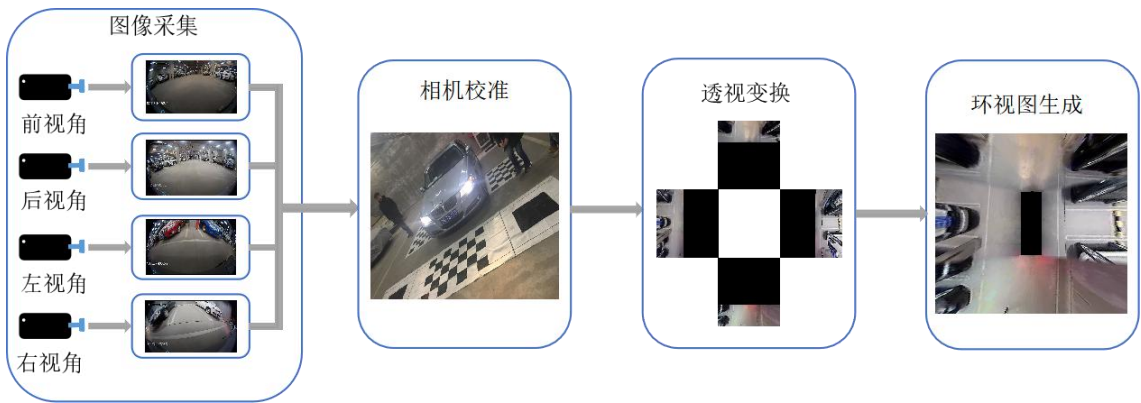


图 2-1 环视系统构建流程

Figure 2-1 Flow chart of the construction of the surround systems

2.2 相关技术综述

2.2.1 坐标系介绍

本小节主要介绍相关坐标系。

(1) 图像坐标系

图像坐标系如图 2-2 所示，它可以有两种表现形式。一种是以像素为单位，另一种是以物理长度为单位(通常采用毫米为单位)。原点 O 位于图 2-2 所示左下方，沿着 u 轴和 v 轴方向都是以像素为单位。 (x,y) 表示某一点在图像坐标系的位置。这两种坐标系之间的关系如图 2-2 所示，通过数学表现为如公式(2-1)所示的关系：

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{k} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{l} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-1)$$

其中， $k \times l$ 表示一个像素点的大小。

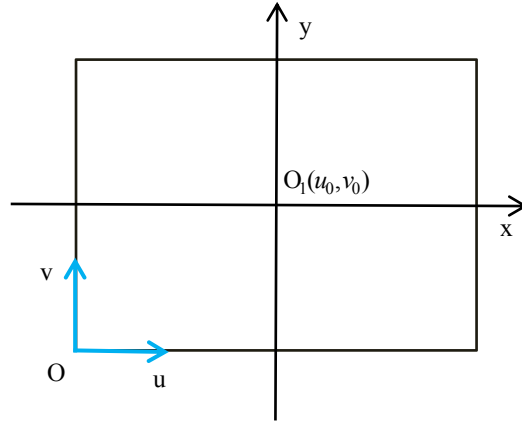


图 2-2 图像坐标系

Figure 2-2 Image coordinate system

(2) 摄像机坐标系

在相机坐标系 (X_c, Y_c, Z_c) 中，坐标系的原点位于镜头的光心，并且其 X_c 轴与 Y_c 轴平行于图像坐标系的 x 轴与 y 轴。另外， Z_c 与图像平面坐标系是垂直关系。该坐标系与图像坐标系之间可通过公式(2-2)建立关系：

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{pmatrix} f & -f \cot \theta & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{\sin \theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-2)$$

其中， f 表示焦距， θ 表示（相机坐标系 (X_c, Y_c, Z_c) ）倾斜角度，该角度是由于 X_c 轴与 Y_c 轴并不总是垂直引起的。通常来讲， θ 非常近似于 90 度，因此一般情况直接当 θ 为直角即可。但有一种情况会产生误差：我们用摄像机拍摄一张照片，因为存在射影变换导致该照片在图像坐标系中重新成像后并非 90 度。此参数不能被忽略，否则会带来标定误差。

联立公式(2-1)和(2-2)，得到公式(2-3)：

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{pmatrix} \frac{1}{k} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{l} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f & -f \cot \theta & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{\sin \theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_c} A P_c \quad (2-3)$$

其中， A 表示相机内部参数矩阵，主要有 6 个参数 $(k, l, u_0, v_0, f, \theta)$ 。尽管其内部参数是由相机自身确定，由于湿度和温度以及各种极端天气的影响都可能改变其参数，因此仍然需要标定这些参数以确保精度。

(3) 世界坐标系

选择空间中的任意一点均可作为空间坐标系的原点，然后在此基础上直接建立三维直角坐标系就得到了世界坐标系。图 2-3 展示了这些坐标系之间的关系。

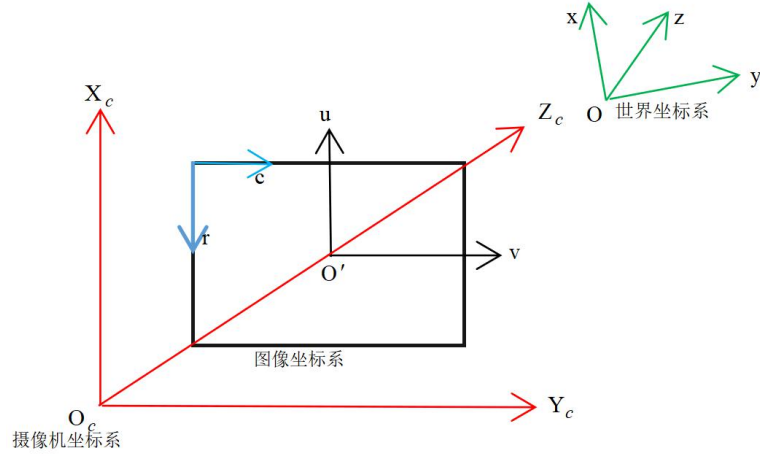


图 2-3 坐标系之间的关系

Figure 2-3 Relationship between various coordinate system

2.2.2 相机模型

在本节中，我们将重点介绍两种相机模型。第一种模型是针孔相机模型，它忽略了所有光学畸变。第二种模型则包含畸变失真。

(1) 无失真相机模型

设 (x, y, z) 表示世界坐标系中任意点 P 的坐标，而 (x_c, y_c, z_c) 表示 P 点在以摄像机为中心的坐标系中的坐标。它们之间的关系如公式(2-4)所示：

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + T \quad (2-4)$$

其中 R 表示摄像机的 3×3 旋转矩阵，T 表示摄像机的平移向量。

在图像平面中定义图像坐标系 (o', u, v) 。那么点 P 的图像平面坐标如公式(2-5)、公式(2-6)所示：

$$u = fx_c / z_c \quad (2-5)$$

$$v = fy_c / z_c \quad (2-6)$$

设 (r, c) 表示数字图像中相应像素的位置，则该像素位置与图像平面坐标系之间的关系如公式(2-7)与公式(2-8)所示：

$$r - r_0 = s_u u \quad (2-7)$$

$$c - c_0 = s_v v \quad (2-8)$$

其中 (r_0, c_0) 表示像素在原点 O' 的位置。联立公式(2-1)至公式(2-8)得到如公式(2-9)和公式(2-10)所示的表达式将像素位置、世界坐标系和各种参数关联起来。

$$\frac{u}{f} = \frac{r - r_0}{f_u} = \frac{r_{1,1}x + r_{1,2}y + r_{1,3}z + t_1}{r_{3,1}x + r_{3,2}y + r_{3,3}z + t_3} \stackrel{def}{=} \hat{u} \quad (2-9)$$

$$\frac{v}{f} = \frac{c - c_0}{f_v} = \frac{r_{2,1}x + r_{2,2}y + r_{2,3}z + t_2}{r_{3,1}x + r_{3,2}y + r_{3,3}z + t_3} \stackrel{def}{=} \hat{v} \quad (2-10)$$

其中 (\hat{u}, \hat{v}) 代表归一化的图像平面坐标, 且 $z=1$, $f_u = s_u f$ 和 $f_v = s_v f$ 分别称为行焦距和列焦距。

对于这种相机模型, 校准问题用以下术语表示: 给定足够数量的可见点, 其世界坐标 (X_i, Y_i, Z_i) 以及它们对应的观察到的像素坐标位置 (\hat{r}_i, \hat{c}_i) 都是已知的, 然后估计内部参数 r_0, c_0, f_u, f_v 以及外部参数 R 和 T 的值。一般而言, 观察到的像素位置 (\hat{r}_i, \hat{c}_i) 不等于由公式(2-9)和公式(2-10)产生的位置 (r_i, c_i) , 因为采集到的数字图像存在噪声的干扰。

(2) 几何失真模型

本节我们将介绍两种类型的失真。

1) 径向畸变

这种畸变主要是由于透镜元件的径向曲率不规则产生的。这种类型的畸变关于光轴严格对称。理想的中心透镜的径向畸变模型如公式(2-11)所示:

$$\delta_{\rho} = k_1 \rho^3 + k_2 \rho^5 + k_3 \rho^7 + \dots \quad (2-11)$$

其中, ρ 代表距离图像平面原点的径向距离, k_1, k_2, k_3 等表示径向畸变系数。图像中的点也可以用笛卡尔坐标 (u, v) 表示, 如公式(2-12)和公式(2-13)所示:

$$u = \rho \cos \varphi \quad (2-12)$$

$$v = \rho \sin \varphi \quad (2-13)$$

对应的失真可以表示为公式(2-14)和公式(2-15)所示:

$$\delta_{ur} = k_1 u(u^2 + v^2) + O[(u, v)^5] \quad (2-14)$$

$$\delta_{vr} = k_1 v(u^2 + v^2) + O[(u, v)^5] \quad (2-15)$$

2) 离心畸变

实际的光学系统存在不同程度的光心偏移状况。因此产生偏心失真。可以通过公式(2-16)和公式(2-17)进行分析描述。

$$\delta_{\rho d} = 3(j_1 \rho^2 + j_2 \rho^4 + \dots) \sin(\varphi - \varphi_0) \quad (2-16)$$

$$\delta_{id} = (j_1 \rho^2 + j_2 \rho^4 + \dots) \cos(\varphi - \varphi_0) \quad (2-17)$$

其中 φ_0 代表正 u 轴和参考线之间的角度, 该参考线被称为最大切向畸变。沿 u 轴和 v 轴产生的畸变量用 δ_{pd} 和 δ_{id} 表示, 具体如公式(2-18)所示:

$$\begin{pmatrix} \delta_{ud} \\ \delta_{vd} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta_{pd} \\ \delta_{td} \end{pmatrix} \quad (2-18)$$

其中, $\cos \varphi = u / \rho$, $\sin \varphi = v / \rho$, 并且让 $p_1 = -j_1 \sin \varphi_0$, $p_2 = j_1 \cos \varphi_0$, 联立公式(2-16)、公式(2-17)以及公式(2-18), 得到公式(2-19)和公式(2-20):

$$\delta_{ud} = p_1(3u^2 + v^2) + 2p_2uv + O[(u, v)^4] \quad (2-19)$$

$$\delta_{vd} = p_2(u^2 + 3v^2) + 2p_1uv + O[(u, v)^4] \quad (2-20)$$

2.2.3 透视变换

透视变换如公式(2-21)所示:

$$\begin{pmatrix} x & y & w' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u & v & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{pmatrix} \quad (2-21)$$

其中, (u, v) 表示图像原始坐标, (x, y) 表示变换之后的图像坐标, $(a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22})$ 是线性变换, (a_{31}, a_{32}) 代表平移, (a_{13}, a_{23}) 表示透视变换。重写公式(2-21)得到表达式如公式(2-22)和公式(2-23)所示:

$$x = \frac{x}{w'} = \frac{a_{11}u + a_{21}v + a_{31}}{a_{13}u + a_{23}v + 1} \quad (2-22)$$

$$y = \frac{y}{w'} = \frac{a_{12}u + a_{22}v + a_{32}}{a_{13}u + a_{23}v + 1} \quad (2-23)$$

用向量可表示为如公式(2-24)所示:

$$\begin{pmatrix} u & v & 1 & 0 & 0 & 0 & -xu & -xv \\ 0 & 0 & 0 & u & v & 1 & -yu & -yv \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{13} \\ a_{21} \\ a_{22} \\ a_{23} \\ a_{31} \\ a_{32} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2-24)$$

由此可见, 我们只需要给定 4 对 (u, v) 与 (x, y) 坐标即可求出未知参数。

2.2.4 双线性插值

由图 2-4 b) 图所示, 图像中存在很多空洞, 这是因为原始鱼眼图像中的畸变像素点和校正图中的像素点并不是一一对应的。图 2-4 c) 图所示, 校正图中图像

边缘位置有很大的拉伸。因此为了得到更高质量的俯视图，可以采用双线性插值算法对校正图进行插值。



图 2-4 鱼眼图的矫正结果

Figure 2-4 Correction results of fish eye image

双线性插值算法是线性插值的一种扩展，如图 2-5 所示。其中，P 是将要插值的像素点，该像素点的坐标通常为浮点数。P 点周围的四个点 Q_{11} ， Q_{12} ， Q_{22} ， Q_{21} 的坐标是整数，它们共同决定了 P 的值。通过对水平方向做插值，我们得到的结果如公式(2-25)和公式(2-26)所示：

$$f(x, y_1) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21}) \quad (2-25)$$

$$f(x, y_2) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22}) \quad (2-26)$$

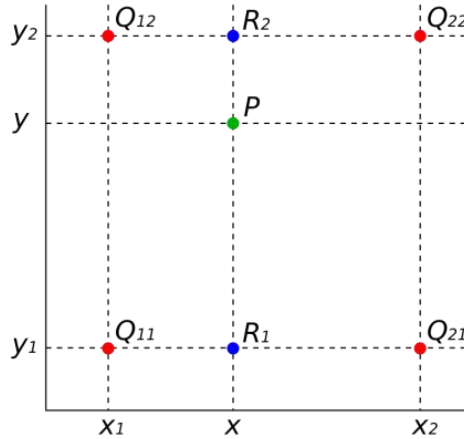


图 2-5 双线性插值

Figure 2-5 Bilinear interpolation

对垂直方向做插值，得到的结果如公式(2-27)所示：

$$f(x, y) \approx \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(x, y_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(x, y_2) \quad (2-27)$$

2.3 鱼镜头的二次标定算法

鱼镜头通常是球面镜片，虽然可以捕获 180 度视野范围，但却牺牲了图像的质量。因此，有必要消除失真，以满足视觉感官需求。

实际上，镜头供应商会提供一些参数，它们反应了物体通过鱼眼相机后发生偏移的实际高度和无偏移的参考高度之间的关系。我们可以根据这些参数完成鱼镜头的校正。但是，由于镜头的整个制造过程中，相机的光学中心会发生偏移，导致厂商所提供的参数可能不准确。

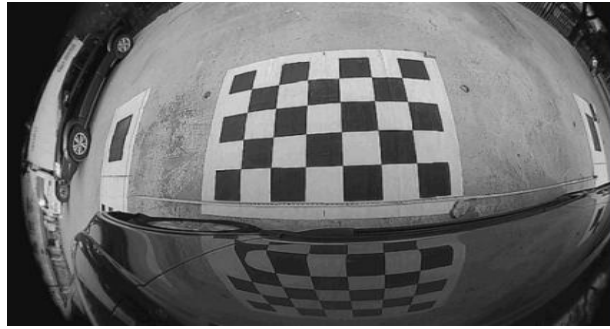


图 2-6 鱼眼图像

Figure 2-6 Fisheye image

Gao 等人^[39]指出，光学中心是影响图像校正的最重要因素。如果可以获得鱼镜头光学中心的良好估计，那么仍然可以使用镜头制造商提供的参数进行鱼眼图像的畸变矫正，常用的两个重要的约束条件分别是：(1)位于原始畸变的鱼眼图像中同一条曲线上的角点在校正图像中应该被校正为同一条直线；(2)由于鱼眼透镜的特殊结构，角点距光学中心越远，畸变越大，而接近光心的角点发生的畸变相对较小，如图 2-6 所示。

设 $d(i)$ 是角点 i 与拟合线之间的距离， $\alpha(i)$ 是每个角点的权重。根据第二个约束条件可知每个角点的权重应该是不同的，并且这些权重是根据角点到镜头光心的物理距离来设置的，如公式(2-28)所示：

$$L = \sum_{i=1}^M \alpha(i) d(i) \quad (2-28)$$

其中， M 代表总的角点数目。

为了标定鱼镜头的光学中心，使用厂家提供的相关参数获得校正后的图像，我们采用文献^[39]提出的算法。首先，我们通过检测标定布中的棋盘格角点来拟合直线。然后，在一定范围内遍历光学中心坐标，使得公式(2-28)中每条直线的 L 最小，那么相应的光学中心正是我们所要求的。

然而，棋盘格在整个鱼眼图像中所占的比例较小，如图 2-6 所示。如果只使用标定布中间的棋盘格角点进行校准，则会引起估计的光学中心不准确，从而影响

图像的最终校正。因此，我们在棋盘格两侧增加了两个黑方格，然后用黑方格的角点和棋盘格的角点做鱼镜头的二次标定。在整个标定过程中，我们需要做两次透视变换得到最终的俯视图。为了在不移动标定布或者车辆的情况下，我们采用图 2-7 所示的环视标定系统，具体铺布规则如图 2-8 所示。我们分别在四个视角中选取不同的角点作为二次标定的特征点，具体角点选取标准见表 2-1。其中，在左视图和右视图中，可以看到 B4 和 B3 离棋盘格的距离较远，考虑到其外角点可能对标定的结果产生影响。为了使二次标定后生成的俯视图质量更高，我们将其舍弃。



图 2-7 环视系统标定

Figure 2-7 Calibration of the surround system

实际上，标定布中棋盘格的角点检测相对而言比较简单，但是黑方格的角点检测将比较困难。主要原因有：(1)位于棋盘格两侧的黑方格的变形程度远远大于棋盘格的变形程度；(2)容易受到光照的干扰，尤其在地下室这种光线不足的场景，由于黑方格位于鱼眼图像的边缘位置，其像素值非常接近背景的像素值，难以从背景中分割出来；(3)由于将鱼镜头安装在车身上，地面与镜头之间存在一定的倾斜角度，使矩形黑方格成为梯形或其它不规则的图形。

表 2-1 角点选取规则

Table 2-1 Rules of choosing corners

Input:	原始的鱼眼图片
Output:	前、后、左、右视角选取的角点坐标
Step 1:	在前视图中选择 chessBoard ₁ 中的 24 个内角点和黑方格 B ₁ 与 B ₂ 的 8 个外角点；
Step 2:	在后视图中选择 chessBoard ₃ 中的 24 个内角点和黑方格 B ₁ 与 B ₂ 的 8 个外角点；
Step 3:	在左视图中选择 chessBoard ₄ 中的 24 个内角点和黑方格 B ₁ 的 4 个外角点；
Step 4:	在右视图中选择 chessBoard ₂ 中的 24 个内角点和黑方格 B ₂ 的 4 个外角点；

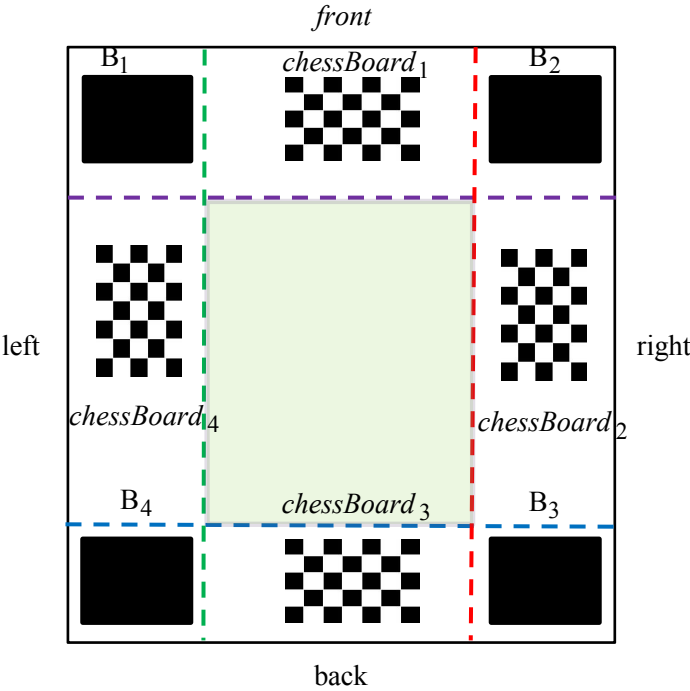


图 2-8 标定布示意图

Figure 2-8 Calibration layout diagram

为了解决上述问题，本文提出了一种基于感兴趣区域（ROI）的黑方格角点检测算法。首先在第一次标定生成的俯视图中分别提取位于棋盘格两侧包含黑方格的区域，然后计算每个区域的均值，并将其作为图像二值化的阈值，对两个 ROI 区域做二值化操作。接着进行形态学操作得到黑方格的轮廓。然而，通过这一系列操作，图像中仍然存在很多干扰轮廓。因此，本文加入三个约束条件排除其它非黑方格的轮廓，这些约束条件分别是黑方格的面积、形状和位置。该算法在不同光照条件下均能检测到黑方格的轮廓，鲁棒性更高。

表 2-2 ROI 提取规则

Table 2-2 Rules of extracting ROI

Input:	第一次标定生成的俯视图
Output:	ROI 区域长度
Step 1:	提取左侧的 ROI 区域，如果是前视图或者后视图，那么左侧 ROI 区域的长度为 $\text{leftX}=(\text{InputImg.cols} - \text{widthOfCar}) / 2-5*\text{deltW}$ ；否则，如果是左视图或者右视图，则左侧 ROI 区域长度为 $\text{leftX}=(\text{InputImg.cols} - \text{lengthOfCar}) / 2-12*\text{deltW}+50$ ；
Step 2:	提取右侧的 ROI 区域，如果是前视图或者后视图，那么右侧 ROI 区域的长度为 $\text{rightX}=(\text{InputImg.cols} - \text{widthOfCar}) / 2 + \text{widthOfCar}$ ；如果是左视图或右视图，则右侧 ROI 区域长度为 $\text{rightX} = (\text{InputImg.cols} - \text{lengthOfCar}) / 2 + \text{lengthOfCar} - 50$ ；

关于 ROI 区域长度的提取规则, 如表 2-2 所示。其中, InputImg.cols 表示图像的宽度, widthofCar 表示车宽, lengthOfCar 表示车长, deltW 表示棋盘格上每个小方格的长度。

2.4 全景图像的生成

通过将车身周围的四幅鱼眼图像进行畸变矫正与透视变换后, 对应的四幅图像均被变换到了同一个坐标系中, 方便后期进行图像融合。如图 2-10 所示, 展示了四个视角的俯视图。

本文采取图 2-9 所示的方法构建一幅环视图^[40]。其中, 蓝色的矩形代表车辆四个视角中两两相邻的重叠视角。 O_1 表示前摄像头与左摄像头视野的重叠区域, O_2 表示前摄像头与右摄像头的视野重叠区域, O_3 表示右摄像头与后摄像头的视野重叠区域, O_4 表示左摄像头与后摄像头的视野重叠区域。

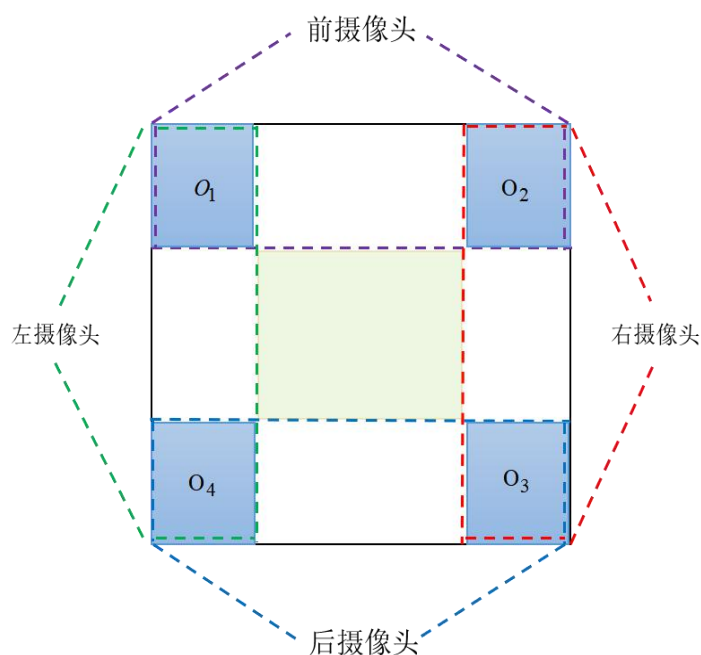


图 2-9 全景图像的生成^[40]

Figure 2-9 Panorama image generation method^[40]

在我们特殊设计的标定布中, 黑方格正好位于重合区域中, 如图 2-6 所示。因此我们分别使用四个视角中黑方格的外角点作为图像拼接的特征点, 并采用文献^[39]中提出的拼接算法对四幅图像进行融合, 得到最终的环视全景图像, 如图 2-11 所示。

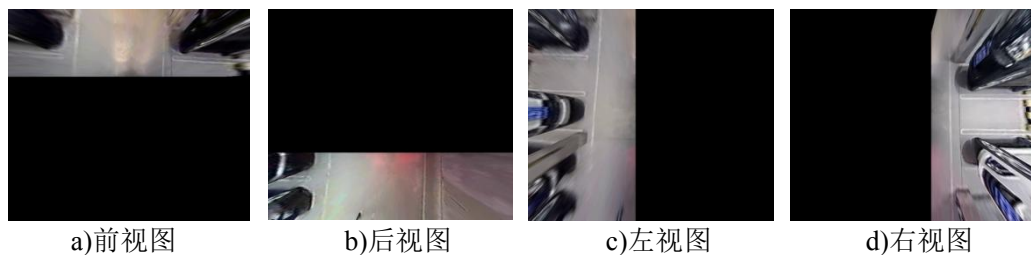


图 2-10 俯视图

Figure 2-10 Top view image



图 2-11 全景图像

Figure 2-11 Panoramic image

2.5 实验结果及分析

环视系统中各个摄像头采集的原始鱼眼图像如图 2-12 所示。为体现本算法的有效性，本文在生成俯视图的时候提取只有标定布的感兴趣（ROI）区域。

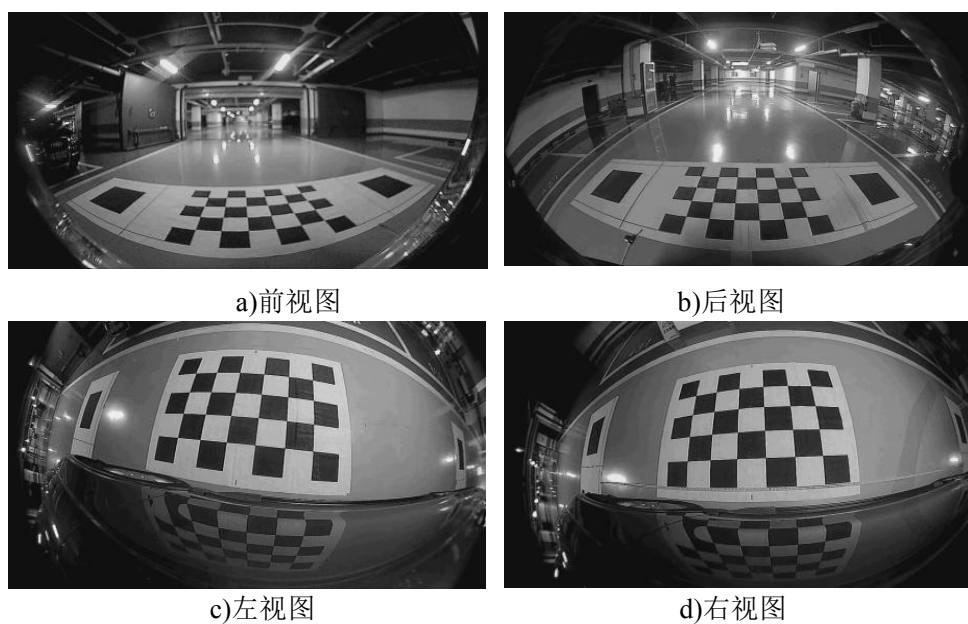


图 2-12 原始图像

Figure 2-12 Original images

为了解决黑方格在鱼镜头中成像后变成不规则图形的问题,本文首先使用标定布中间的棋盘格角点做一次标定。然后利用标定得到的光心并结合生产厂家提供的镜头参数对鱼眼图像进行畸变矫正并做透视变换得到俯视图,如图 2-13 所示。最后在俯视图中检测黑方格的外角点。

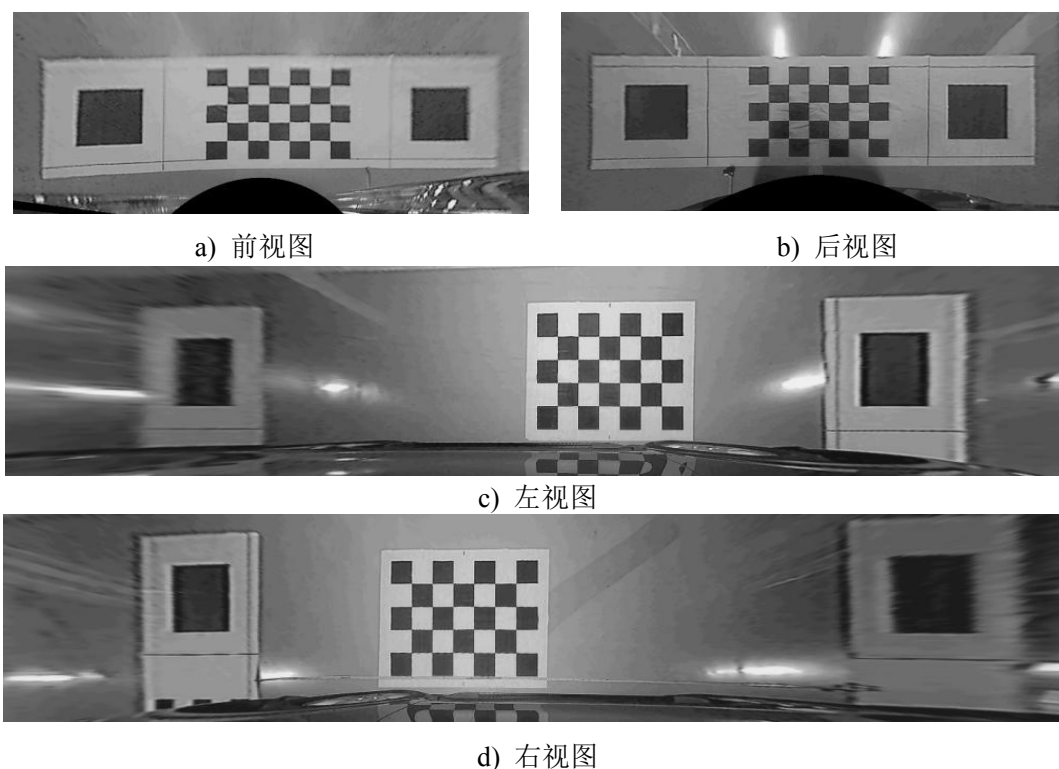


图 2-13 第一次标定得到的俯视图

Figure 2-13 Top view images obtained from the first calibration

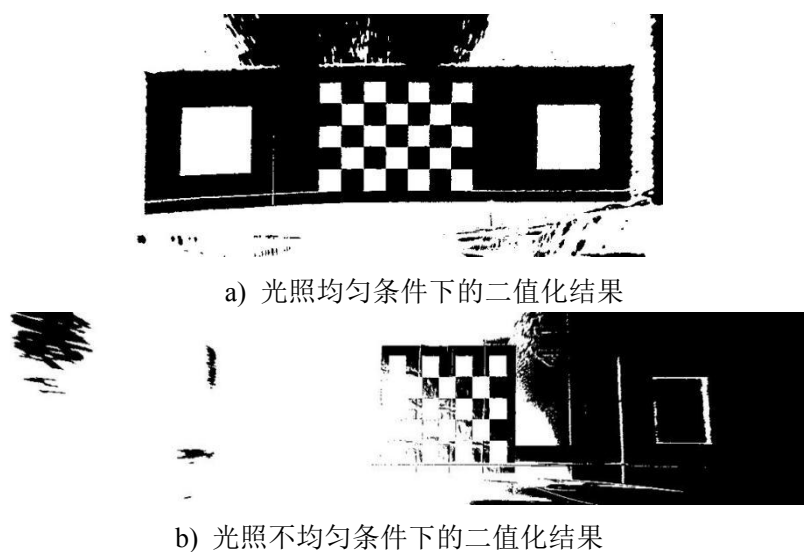


图 2-14 二值化图像

Figure 2-14 Binary image

具体的黑方格角点检测过程如下：

首先，计算整幅图像中像素的均值，将其作为二值化的阈值，对俯视图进行二值化，结果如图 2-14 所示。其中，图 a) 显示了前视图在光照均匀的条件下进行二值化的结果，棋盘格两侧的黑方格仍然存在；图 b) 显示了左视图在光照不均匀的条件下进行二值化的结果，左侧的黑方格消失。

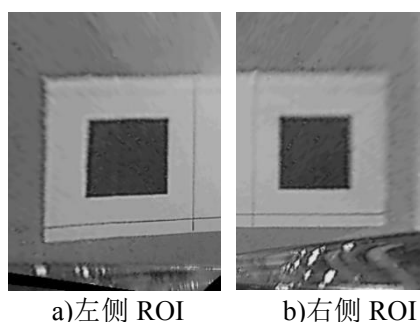


图 2-15 ROI 区域

Figure 2-15 Region of ROI

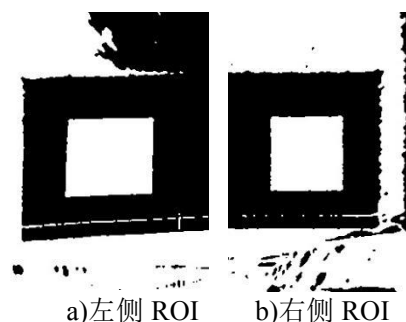


图 2-16 二值化图

Figure 2-16 Binary image

因此，为了解决上述问题，我们提出了一种基于感兴趣区域（ROI）的黑方格角点检测方法，提取的 ROI 区域如图 2-15 所示。首先，我们分别计算两个 ROI 区域像素的均值，作为二值化的阈值，对应的二值化结果如图 2-16 所示。然后在此基础上进行形态学操作，结果如图 2-17 所示。

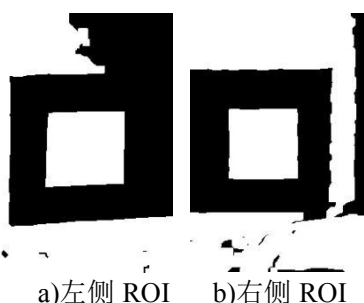


图 2-17 形态学处理结果图

Figure 2-17 Morphological operation result

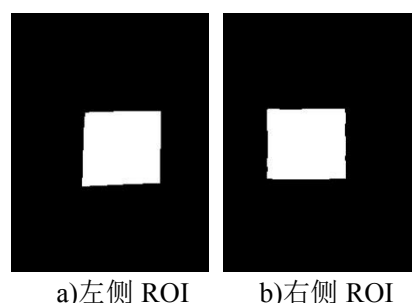


图 2-18 最终的黑方格轮廓

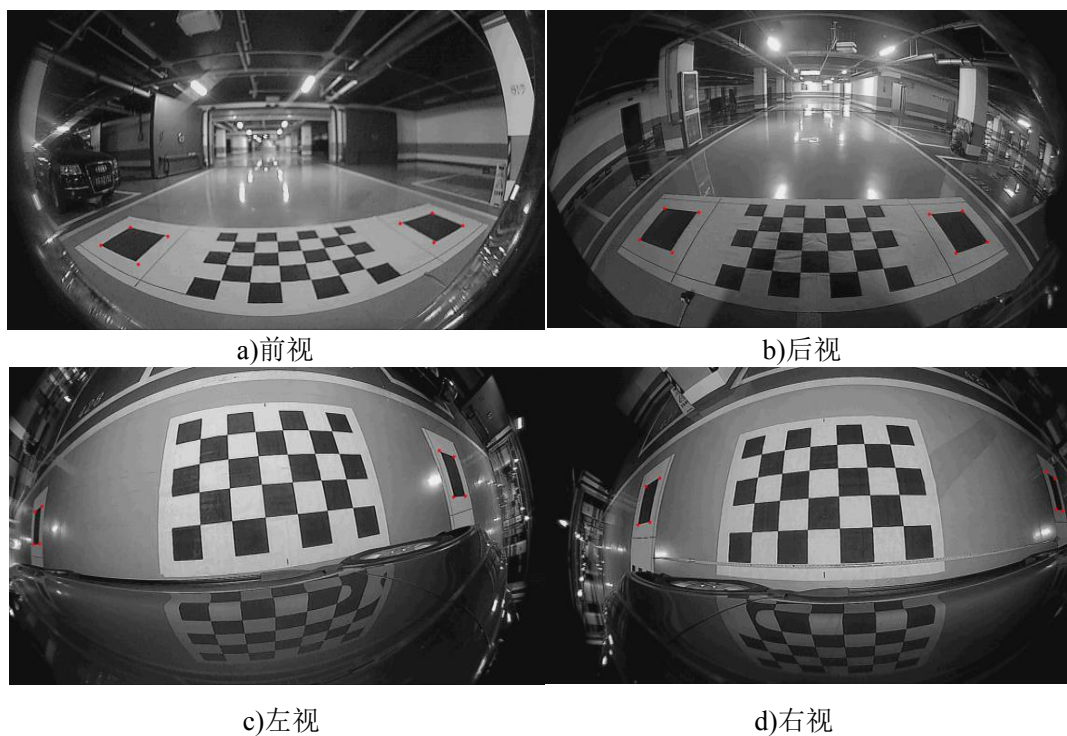
Figure 2-18 Final black block outline

为了消除其它的干扰轮廓，我们加入三个约束条件，它们分别是黑方格的面积、形状和位置，得到最终的轮廓检测结果，如图 2-18 所示。黑方格角点检测结果如图 2-19 所示。

最后，我们根据表 2-1 分别选择如图 2-20 所示四个视角中的角点做二次标定，最终生成的俯视图如图 2-21 所示。与图 2-13 所示的结果相比，经过二次标定生成的俯视图中黑方格的形状比一次标定生成的俯视图中的形状更加标准。与文献^[42]提出的校准算法相比，该算法抗光照干扰能力更强，鲁棒性更高。

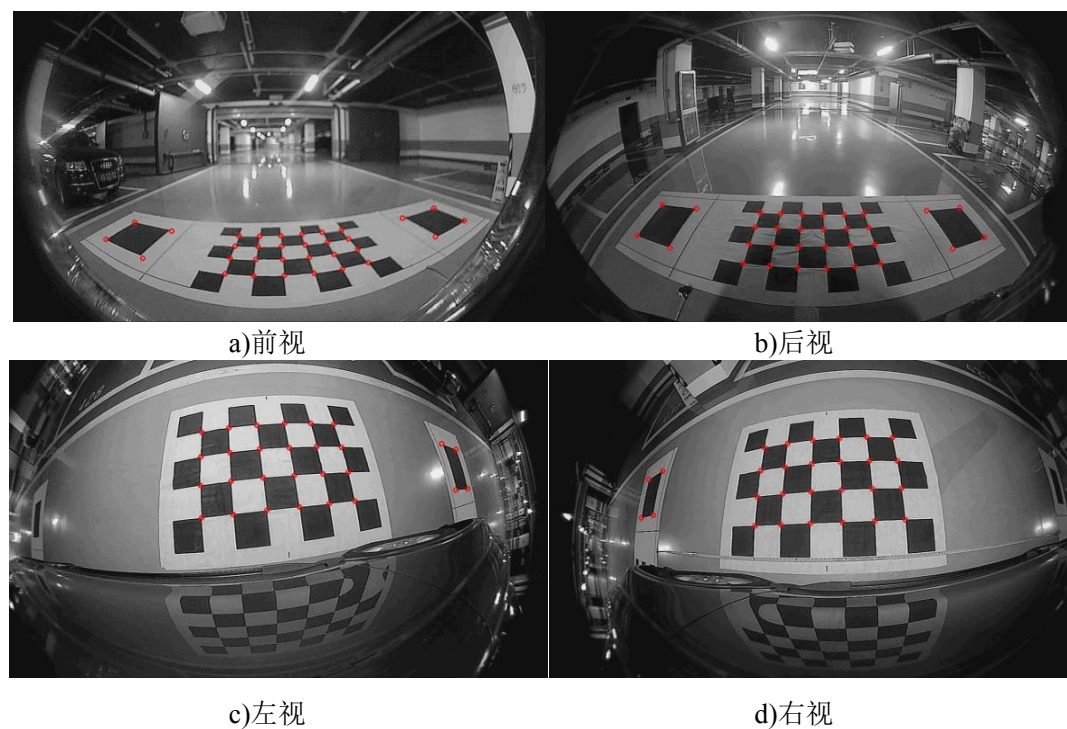
我们还与传统的鱼镜头标定算法进行了对比，标定的光心如表 2-3 所示。不

同算法的矫正结果如图 2-22 所示，可以看出我们的算法取得了最好的结果。



2-19 黑方格角点检测结果

Figure 2-19 Black block Corner detection result



2-20 二次标定使用的角点示意图

Figure 2-20 Schematic diagram of the corner point used for second calibration

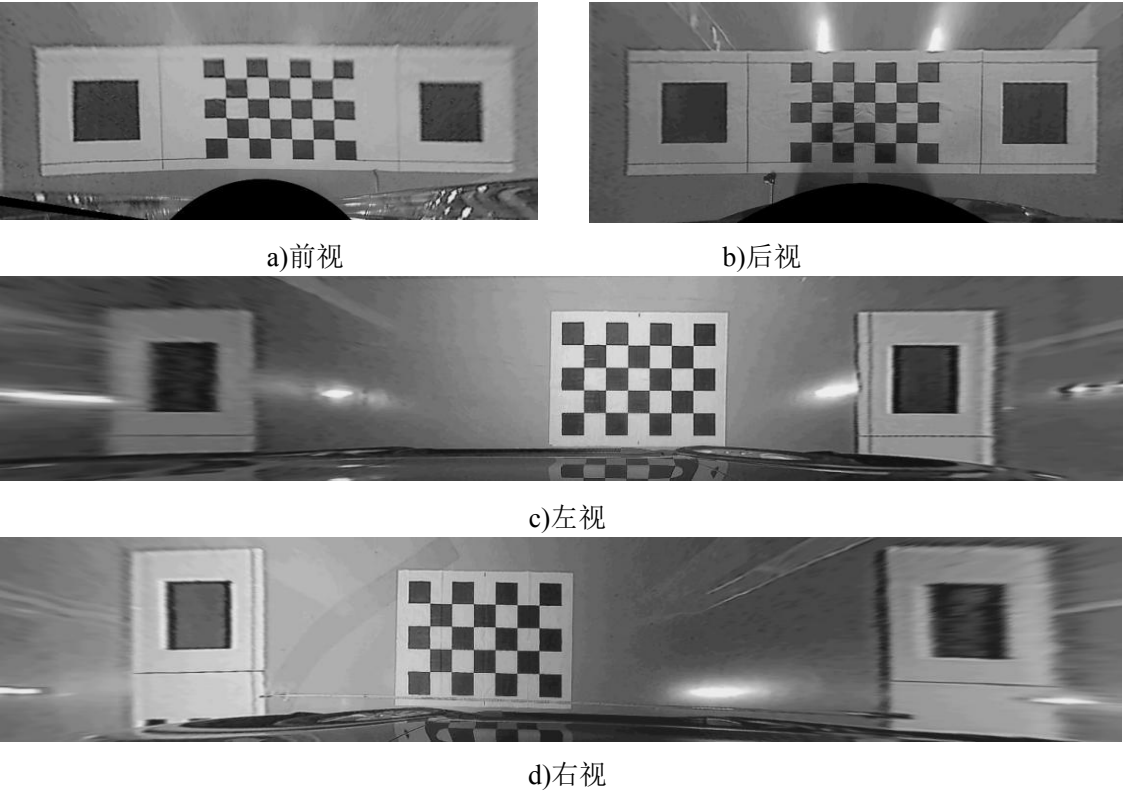


图 2-21 二次标定生成的俯视图

Figure 2-21 Top view image generated by second calibration

表 2-3 不同方法的光心标定结果

Table 2-3 Different methods of optical center calibration results

镜头序列	双经度法	球面坐标定位法	文献 ^[39] 的方法	我们的方法
前摄像头	(638.5,359)	(638.5,359)	(610,341)	(695,331)
后摄像头	(621,359)	(621,359)	(612,390)	(664,400)
左摄像头	(624,359)	(624,359)	(610,380)	(607,345)
右摄像头	(655,359)	(655,359)	(670,390)	(685,368)

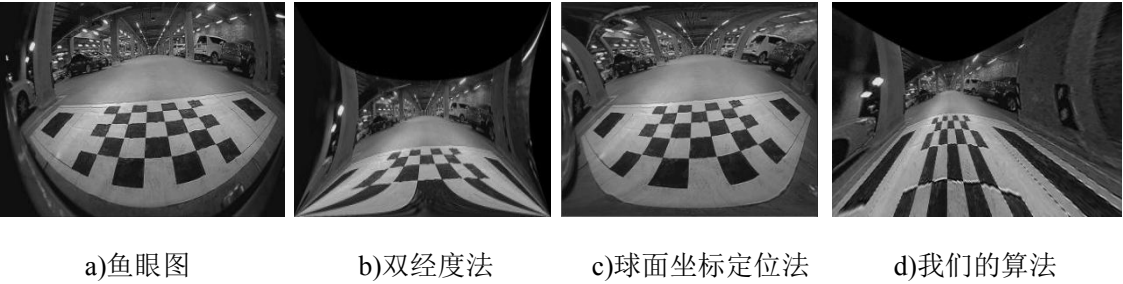


图 2-22 不同方法的对比结果

Figure 2-22 Comparison of different methods

最后通过透视变换、线性融合得到全景图像，如图 2-23 所示。从图中可以看出，全景图没有明显的接缝，能够为驾驶员消除视觉盲区。

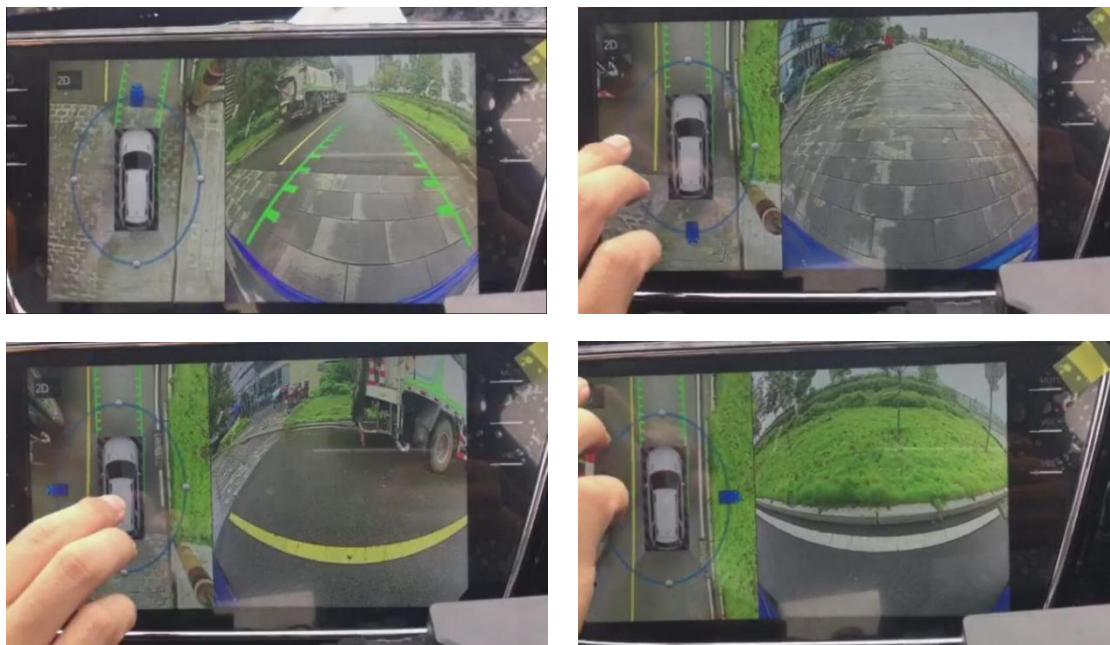


图 2-23 环视系统

Figure 2-23 Around view system

2.6 本章小结

在本章中，首先分析了当前环视监控系统存在的不足，并且给出了本文提出的低成本车载环视系统的构建流程图。其次，概述了相关的基础技术，主要包括常见坐标系、相机模型、透视变换以及双线性插值算法，然后阐述了本文所提的鱼鱼镜头二次标定算法，最后介绍了全景图的生成方法。在实验验证阶段，通过与几种传统方法进行对比，证明我们的算法取得了最好的实验效果。

3 基于几何特征的车位线检测算法

3.1 引言

车位检测作为自动停车系统中最为关键的一个环节，已经吸引了大批研究者。目前研究最广泛的车位检测算法主要有两类，一类是基于测距传感器技术，另一类是基于视觉的算法。

在基于测距传感器的车位检测算法中，最常用的传感器是超声波雷达。该方法根据超声波的物理反射原理，得到车辆和附近障碍物的距离，判断其构成的空间是否满足一个车位的大小。但是该方法高度依赖于相邻车辆的存在，且无法判断半个车位等特殊情况。

在基于视觉的车位检测算法中，通常采用的做法是，在车辆上安装一定数量的摄像头，然后通过摄像头检测绘制在路面上的车位线，其检测精度并不依赖相邻车辆，误判现象低于雷达检测算法，而且呈现方式比较直观，因此可以弥补基于测距传感器技术的不足。实际上，这类算法主要是通过使用传统的线特征或者角特征来检测车位。其中，直线检测主要有 Radon 变换、Hough 变换、距离变换等检测算法，角检测主要有 Harris 角点检测算法。但是这类算法对图像质量要求较高，泛化能力较差。所以，基于视觉的车位检测算法目前还存在一定问题。

本文提出了一种基于几何特征的全自动车位线检测算法。该算法融合了传统直线特征和机器学习方法，并且在室内停车场和室外停车场等不同光照条件下，都能很好的检测到平行和垂直两种车位。

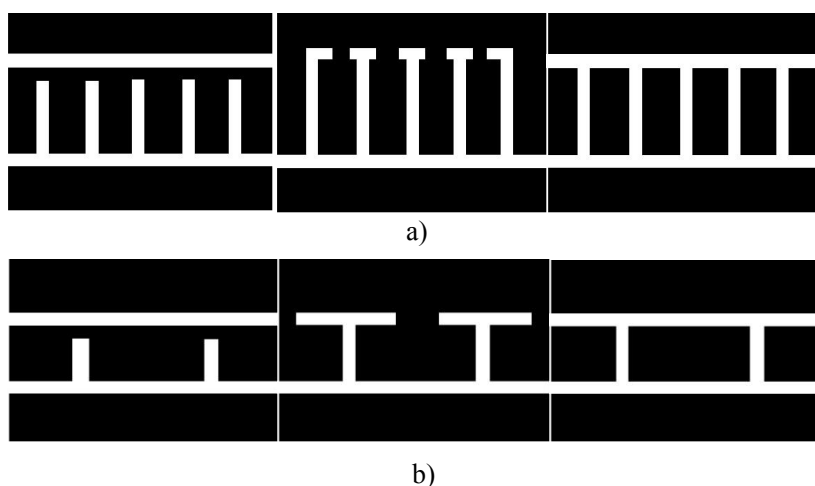


图 3-1 典型的车位标识线。a)平行车位，b)垂直车位

Figure 3-1 Typical types of parking slot markings. a) parallel parking slot, b) vertical parking space

图 3-1 显示了典型的车位线，它们具有以下几何特征：(1)车位入口处是由 T

形或者 L 形标记点构成的；(2)车位入口处的主引导线垂直于车位分离线，并且车位分离线是具有固定距离的平行线对。

3.2 本章算法框架

图 3-2 显示了本文所提出的方案的总体框架。输入一张鸟瞰图 (BEV)，我们首先进行预处理操作，主要步骤包括将原始彩色图转为灰度图、双边滤波、Gamma 变换和 Canny 边缘检测。实际上，司机在停车场中以低速行驶寻找车位的时候，车位线一般会出现在驾驶员的左侧或者右侧位置。因此，我们提出了一种基于感兴趣区域 (ROI) 的方法，只在包含车位线的 ROI 中进行车位线检测。这样将显著减少算法的处理时间。

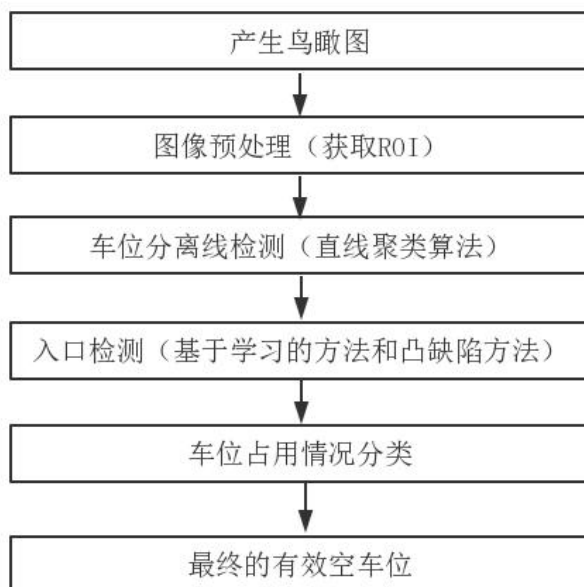


图 3-2 算法的总体框图

Figure 3-2 Overall block diagram of the algorithm

图 3-3 给出了具体定义 ROI 的方法。图中的 w_1 表示在环视全景 (AVM) 图像中汽车的宽度， w_2 表示 AVM 图像的宽度， w_3 和 w_4 分别是左侧 ROI 和右侧 ROI 的宽度。其几何约束为： $w_3 = w_4 = (w_2 - w_1) / 2$ 。

本章算法主要包括车位分离线检测和车位入口检测。在车位分离线检测阶段，我们提出了一种新的直线聚类算法，该算法以 LSD 直线检测算法为基础，然后根据图 3-4 所示的几何约束得到候选的平行车位分离线对；在车位入口检测阶段，我们提出了一种基于多视角融合的学习算法，并采用凸缺陷算法对车位入口的标记点进行分类。最后通过灰度直方图判定车位的占用情况。

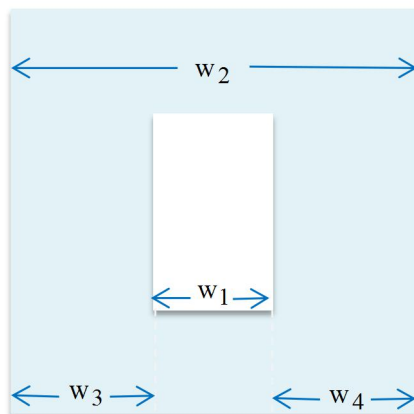


图 3-3 ROI 的定义方法

Figure 3-3 ROI definition method

车位标识线在 AVM 图像中被描绘为具有固定距离的平行线对，其几何约束如图 3-4 所示。图中灰色的矩形区域表示车位分离线， w_2 表示车位分离线的宽度， w_1 表示一个车位的宽度。一条车位分离线由一对具有固定距离的平行线对构成，即图中的红线和蓝线。如果红线和蓝线之间的距离为 w_2 ，并且它们的方向角也一样，那么就认为这两条直线可以构成一条车位分离线；另外，如果两条平行的车位分离线之间的距离为 w_1 ，那么就认为这两条车位分离线可以构成一个有效车位。

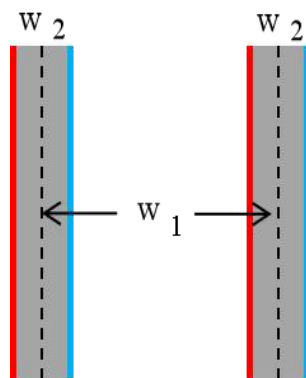


图 3-4 车位线的几何约束

Figure 3-4 Geometric constraints of the parking slot markings

3.3 车位标识线检测算法

3.3.1 图像预处理

车位检测系统的准确性和可靠性受到图像质量的限制，主要反映在信噪比、图像前景和背景之间的对比度以及图像的可变性等方面。预处理能够改善图像的

质量，对特征提取和图像分析的结果产生显著的积极影响，更加有利于局部和全局特征检测。图 3-5 给出了预处理的步骤。

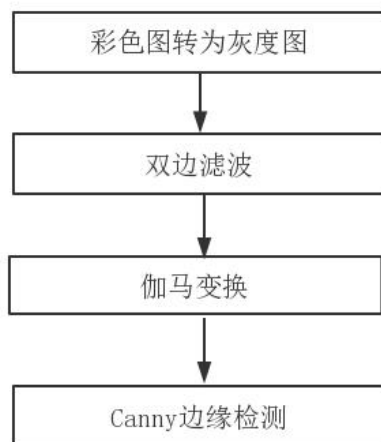


图 3-5 预处理步骤

Figure 3-5 Steps of preprocessing

在预处理模块中，首先需要将采集的彩色图转为灰度图，通过灰度化，能够减弱光线和色彩等因素对每幅全景图中车位线检测的干扰，从而加快检测速度。为了保存边缘信息，我们选择双边滤波，然后将滤波的结果进行伽马变换，修正获取的图像中因为相机光线不足或者光线过亮问题。最后，我们利用 Canny 算子对鸟瞰图做边缘检测。预处理结果如图 3-6 所示。

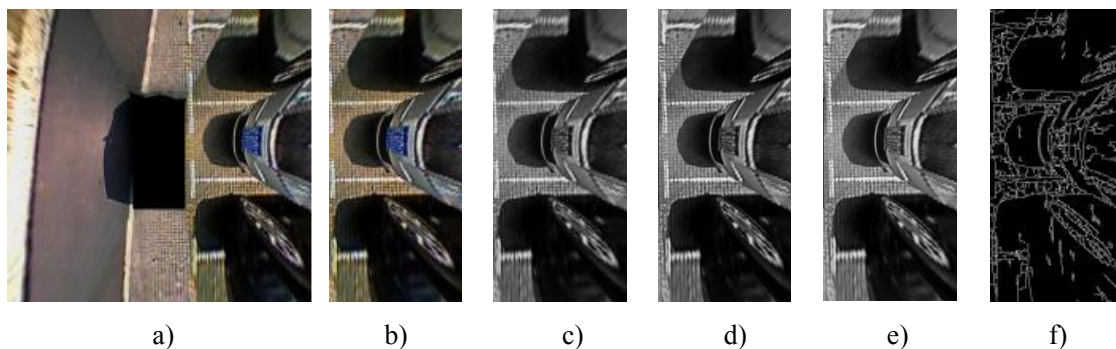


图 3-6 图像预处理结果。a)原图，b) ROI 图，c) 灰度图，d) 滤波结果图，e) 伽马变换结果图，f)边缘检测图

Figure 3-6 Image preprocessing result. a) original image, b) ROI image, c) gray image, d) filtered image, e) gamma transformation image, f) edge image.

3.3.2 平行车位分离线检测算法

对于从上一小节获取的边缘图像，我们采用直线聚类算法对车位分离线进行

检测，然后结合车位自身的宽度和方向角这两个几何约束条件，把相邻的车位分离线进行组合进一步判断是否满足有效的平行车位线对，从而得到候选车位。图 3-7 给出了车位标线检测的步骤。

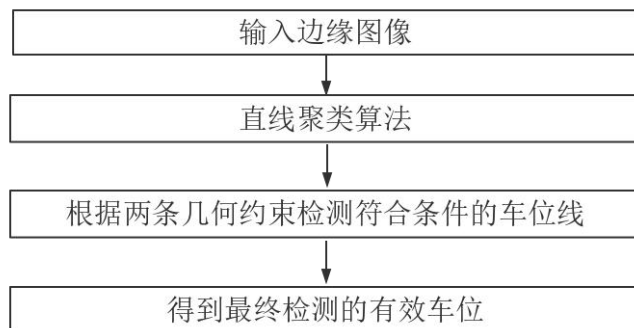


图 3-7 车位检测步骤

Figure 3-7 Steps of parking slot markings detection

具体的直线检测过程如下所述：

首先，我们使用 LSD 算法检测车位分离线，因为该方法比 Hough 变换算法更快，更能满足我们车载环视系统的实时性要求。LSD 直线检测算法于 2010 年被 Rafael Grompone 等人^[41]提出。该算法的输入为图像的灰度图。LSD 算法为了减小全景图像中出现的锯齿效应，首先进行图像缩放，然后根据 2×2 模板计算梯度。由于 LSD 算法的检测结果受到梯度幅值的排列顺序的影响，因此需要对梯度幅值按一定的规则排序。在全景图像中，有很多非车位线的背景像素，其对应的梯度值很小，而图像中车位线的像素对应的梯度较大，因此，LSD 算法通过设定一个阈值从而过滤背景像素的干扰。然后在排好顺序的梯度幅值中选取一个种子点，按照一定规则对符合条件的像素进行区域生长，得到线段支撑区域。接着对线段支撑区域通过外接矩形做矩形近似，然后根据亥姆霍兹原理^[42]进行线段验证。

但是，由于 LSD 算法属于一种局部算法，因此对于一条被遮挡的长线段或者受到局部模糊等干扰，长线段会被分割成多条小线段。这给车位标识线的检测带来了困难。为了解决上述问题，我们提出了一种基于改进 LSD 的直线聚类算法，该方法可以准确地识别不同光照条件下路面上的车位标识线。下面介绍我们的直线聚类算法。

如图 3-8 中 b) 图所示，由于路面上的干扰，一条车位线被分成了很多小线段，这将给车位线检测增加困难。为了解决这个问题，我们在 LSD 直线检测的基础上，提出一种新的直线聚类算法，具体的直线聚类算法规则如表 3-1 所示。

然后我们根据车位的几何特征，判断聚类后的车位标识线能否构成一个车位，直线聚类结果如图 3-8 c) 图所示。图 3-8 d) 图给出了最终的车位分离线检测结果。

表 3-1 直线聚类规则

Table 3-1 Rules of line clustering

Input:	LSD 直线检测结果
Output:	新的直线类
Step 1:	遍历每一条根据 LSD 算法检测到的直线段, 设定一个阈值, 先根据该阈值将线段长度小于该阈值的线过滤;
Step 2:	初始化新的直线类, 并设置 flag 为 false;
Step 3:	遍历新的直线类, 如果相邻线段之间的距离 distance 小于 ε , 相邻线段的方向角小于 θ , 设置 flag 为 true, 重新计算新直线的起点和终点;
Step 4:	如果 flag 为 false, 将得到的新直线放入直线类集合中。

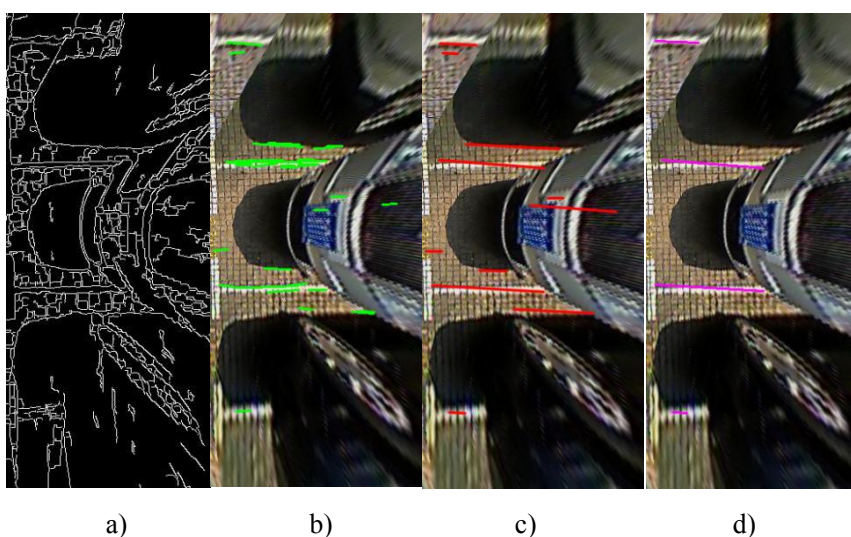


图 3-8 车位线检测结果。a)边缘检测结果, b) LSD 检测结果, c) 直线聚类结果, d) 最终的车位线

Figure 3-8 Result of parking slot markings detection. a) edge detection result, b) LSD detection result, c) line clustering result, d) final parking slot markings.

3.3.3 车位入口标记点检测算法

根据前面几个小节介绍, 虽然已经可以得到候选车位, 但是由于目前的候选车位并不包含车位的入口信息, 因此, 并不能够引导驾驶员进行安全可靠的泊车。于是, 本文提出了一种基于学习的方法来检测典型的矩形车位入口处的标记点 (T 形或者 L 形标记点), 从而得到车位入口坐标。图 3-9 展示了车位入口检测结果。

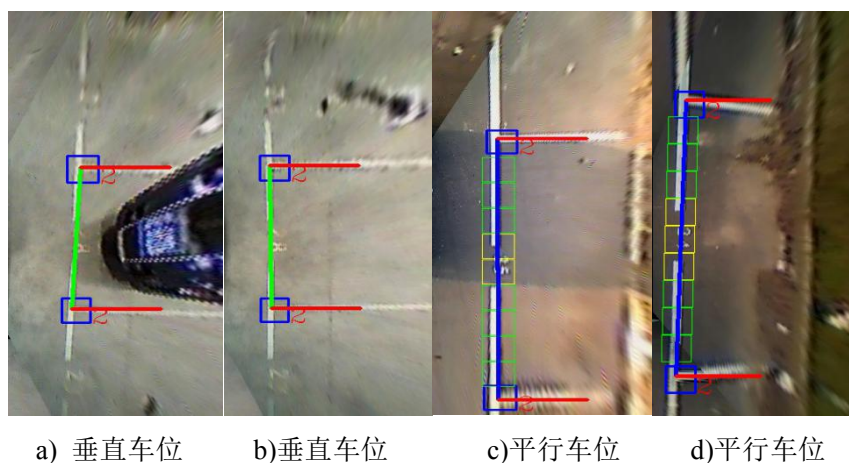


图 3-9 车位入口检测结果

Figure 3-9 Parking entrance detection result

本文提出的基于学习的标记点识别系统如图 3-12 所示。该检测系统采用 T 形或 L 形标记点作为输入，然后我们使用 AdaBoost 级联分类器^[43]、Haar 特征和 LBP 特征对标记点进行训练，从而完成数据分类，最后采用凸缺陷算法对车位入口处的标记点进行分类，输出最终的分类结果。下面将简单介绍本文中使用的特征和分类器。

(1) Haar 特征

Haar 特征^[44]被广泛用于人脸检测，也可以称之为矩形特征。该特征能够将图像的灰度变化情况呈现出来，因此在计算机视觉领域中，它被很多研究者用来作为目标检测的一种特征描述算子。

图 3-10 显示了常见的特征，其特征模板的构成非常简单，只要将黑色和白色两种矩形按照一定的规则组合起来就可以得到常用的特征模板了。对应的特征值 S_value 的计算也不难，只需要将所有白色矩形区域内的像素求和得到 S_1 ，并将所有黑色矩形区域内的像素也求和得到 S_2 ，然后特征值由 $S_value = S_1 - S_2$ 计算可得。

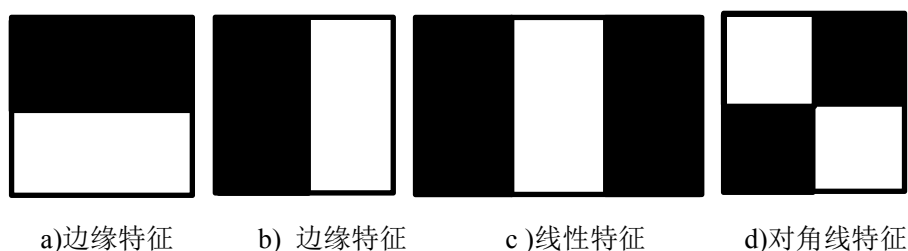


图 3-10 Haar 特征模板示意图

Figure 3-10 Haar feature template schematic

(2) LBP 特征

LBP 特征，即局部二进制模式。该特征因为其旋转不变性和灰度不变性这两个优点而被用在纹理特征的提取中。将窗口中心点的灰度值与领域内每个点的灰

度值都进行比较, 就可以获得 LBP 特征。LBP 算子^[45]的定义如公式(3-1)所示:

$$A_{LBP}(P, R) = \sum_{q=0}^{P-1} S(g_q - g_c) \cdot 2^q, S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (3-1)$$

其中, P 代表采样点数, R 代表半径, g_c 为窗口中心像素对应的灰度值, g_q 表示领域第 q 个采样点所对应的灰度值。

(3) AdaBoost 分类器

Adaboost 算法是通过迭代进行计算的, 主要用在二分类问题中。它是根据弱分类器的线性组合从而得到强分类器。其中, 弱分类器的性能只比随机猜测强。但是仅仅根据弱分类器就能得到一个非常准确又强大的分类器。图 3-11 为级联分类器示意图。其计算方法如公式(3-2)所示:

$$F(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t f_t(x) \quad (3-2)$$

其中, x 代表特征向量, $F(x)$ 是强分类器, $f_t(x)$ 是弱分类器, α_t 是若分类器的权重, T 为总的弱分类器个数。另外, 弱分类器和强分类器都可以输出 +1 或者 -1, +1 表示正样本, -1 表示负样本。在进行分类时的判据如公式(3-3)所示:

$$\text{sgn}(F(x)) \quad (3-3)$$

训练的时候, 按顺序训练每一个弱分类器从而获取对应的权重。初始的样本使用一样的权重, 随着训练的进行, 由前面训练的弱分类器错误分类的样本对应的权重加大, 正确分类的样本对应的权重减少。于是, 在后期的训练中, 弱分类器会把重点放在难分类的数据上。

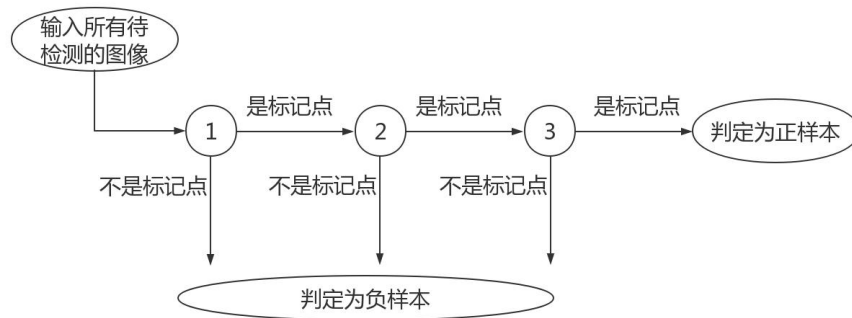


图 3-11 级联分类器示意图

Figure 3-11 Cascading classifier schematic

为了对车位入口处的标记点进行检测, 就要从各种复杂路面中将标记点进行定位并分割出来。通常, 需要对训练的正样本进行预处理, 这种预处理对识别性

能有很大影响。一般对正样本的预处理步骤有：(1)对所获得的正样本的大小进行归一化；(2)将彩色图像转换为灰度图像以加快训练速率。

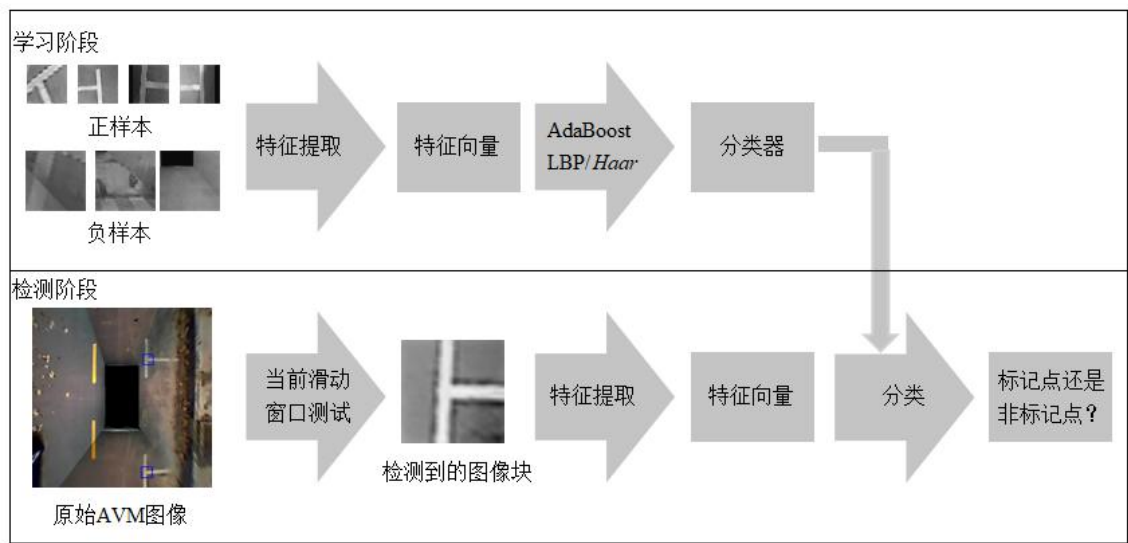


图 3-12 标记点识别系统

Figure 3-12 Marking point recognition system

在我们的整个标记点识别系统中，其核心主要是特征提取和分类识别，这两部分直接决定了系统最终识别的性能。在设计分类器之前，我们必须首先准备大量的训练样本和测试样本，以涵盖各种特殊情况。然而，由于目前该领域极度缺乏训练样本集，因此，我们提出了一种多视图融合方法，从而大大增加了训练样本的数量。所提出的方法比以前的研究具有更高的适用性。

3.3.4 车位入口标记点分类识别算法

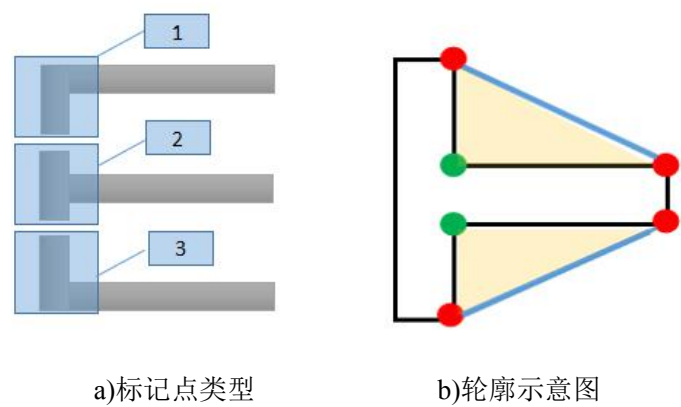


图 3-13 凸缺陷算法示意图

Figure 3-13 Schematic diagram of convex defect algorithm

为了将车位标记点的类型区别开，我们采用凸缺陷算法。本文所提的算法中

我们将车位的标记点分为三类角点，分别用数字 1、2 和 3 来表示，如图 3-13 a) 图所示，在图 3-13 b) 图中，我们给出了一个典型标记点的轮廓图。

表 3-2 凸缺陷算法判定标记点类别

Table 3-2 Convex defect algorithm to determine the marker point category	
Input:	T 形或者 L 形标记点
Output:	标记点的类别
Step 1:	遍历所有的凸缺陷，如果 defects(i)(3)大于给定阈值 distance,并且凸缺陷的角度在 75 度到 120 度之间，则将这些凸缺陷放入集合 finalDefects 中。
Step 2:	统计 finalDefects 中凸缺陷的个数； $p1=defects(i)(2)$, $p2=(defects(i)(0)+defects(i)(1))/2$;
Step 3:	若凸缺陷个数为 1，则该标记点为 L 形，继续比较 p_2 和 p_1 的 y 坐标，如果前者大于后者，返回类别 1，否则返回类别 3；
Step 4:	若凸缺陷个数为 2，则该标记点为 T 形，直接返回类别 2；

图 3-13 b)中，黑色的线代表一个标记点的外部轮廓，蓝线表示检测到的凸包，红色的点表示起点和终点，绿色的点表示最远点，两个三角形区域表示检测到的缺陷。标记点类型是根据表 3-2 中的规则实现的。其中， i 表示缺陷的数目， $defects(i)(0)$ 和 $defects(i)(1)$ 分别代表起点和终点； $defects(i)(2)$ 代表最远点； $defects(i)(3)$ 代表最远点到凸包的距离。

图 3-14 为根据凸缺陷算法得到的标记点分类结果。可以看到，该算法能将标记点正确分类。其中，蓝色的方框代表标记点的位置，方框附近的数字就表示标记点类型，1 和 3 表示 L 形状的标记点，2 则表示 T 形状的标记点。

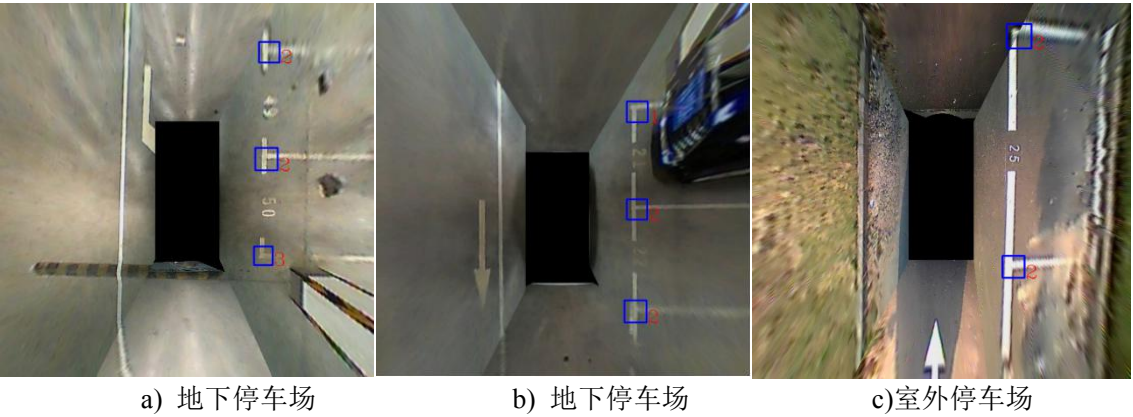


图 3-14 标记点分类结果

Figure 3-14 Marking point classification result

3.4 实验结果及分析

3.4.1 实验数据集

为了评估本文提出的方法，我们根据文献^[33]中提出的数据集进行了实验。实验中，我们一共选取了 353 张测试图像，包括 258 个室外停车位和 95 个地下停车位。该测试数据集中的图像由鱼眼相机获取，分辨率为 600×600 像素。另外，该测试数据集包括各种复杂的照明和地面条件，例如地下室场景中的昏暗灯光，室外停车场的阴影或路面上的大量污渍。

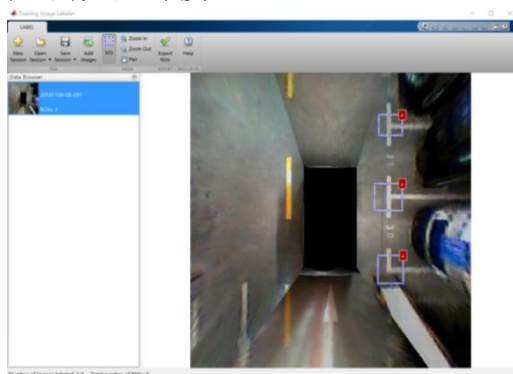
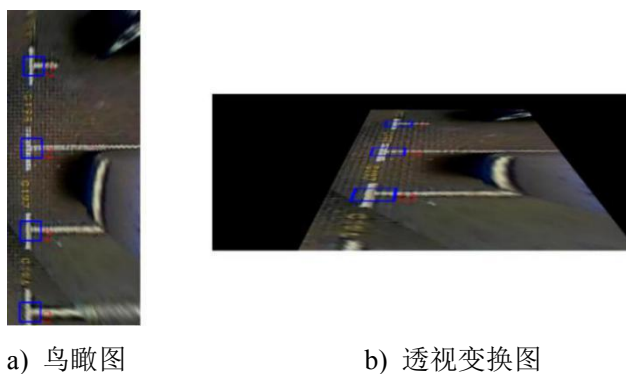


图 3-15 训练集标注方法

Figure 3-15 Training set annotation method

实验用到的训练集中，我们一共标记了 5100 张 AVM 图像。标记方法如图 3-15 所示。训练集也是由环视系统所捕获，且分辨率和测试集的分辨率相同。为了增加训练样本的数目，我们根据所获取的 AVM 图像进行透视变换，如图 3-16 所示，其中 a) 图为原始的鸟瞰图 (BEV) 图像，b) 图是经过透视变换的图像。我们一共获得了 16690 个正样本和 30000 个负样本。其中，正样本的大小为 30×30 ，负样本的大小为 40×40 。所有样本都转为灰度图从而加快训练速度，如图 3-17 所示，a) 图为训练正样本，b) 图为训练负样本。



a) 鸟瞰图

b) 透视变换图

图 3-16 透视变换结果

Figure 3-16 Perspective transformation result

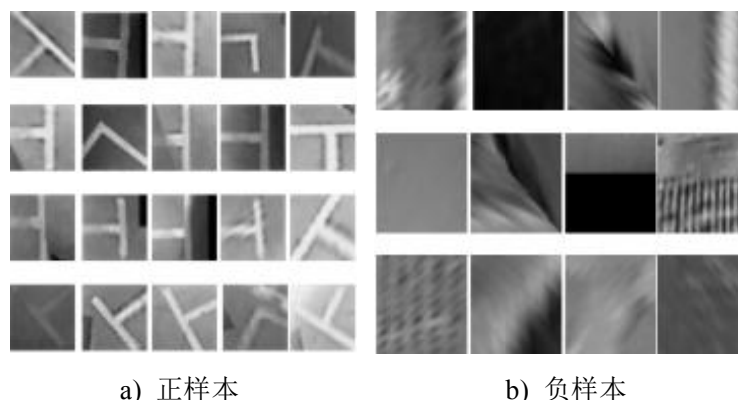


图 3-17 训练样本集

Figure 3-17 Training sample set

3.4.2 性能评估

为了与之前的基于学习的方法^[33]进行比较，我们使用了两个指标：召回率（Recall）和精度（Precision），如公式(3-4)与公式(3-5)所示。

$$precision = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ positives} \quad (3-4)$$

$$recall = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ negatives} \quad (3-5)$$

为了验证本文所提出的多视图融合方法更有效，我们训练了两种分类器。第一种分类器只使用鸟瞰视角的训练样本，第二种分类器则使用多视角融合的训练样本。我们把第一种分类器称为 BEV 分类器，第二种分类器称为 MV 分类器，图 3-18 显示了 BEV 分类器和 MV 分类器进行标记点检测的结果。从图中可以看出，使用 MV 分类器的检测结果优于 BEV 分类器的检测结果。

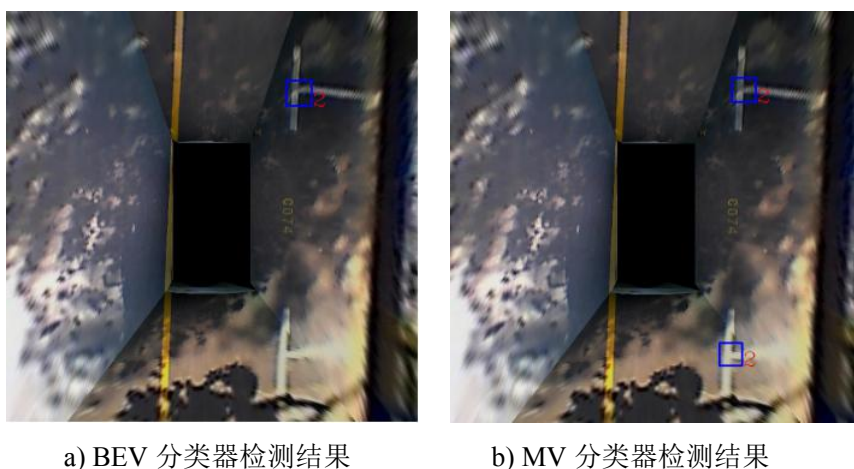


图 3-18 不同分类器检测结果对比

Figure 3-18 Comparison of test results of different classifiers

表 3-3 两种分类器检测标记点的性能比较

Table 3-3 Performance comparison of two marking-point detection methods

Type	#marking point	#TP	#FP	Precision	Recall
BEV classifier	284	267	11	96.0%	94.0%
MV classifier	284	275	15	98.2%	96.8%

表 3-4 两种方法在地下停车场数据集中的性能比较

Table 3-4 Performance comparison of two methods using underground database

Method	#slot	#TP	#FP	Precision	Recall
Method in [33]	95	89	3	96.7%	93.7%
Proposed method	95	92	3	96.8%	96.8%

表 3-5 两种方法在室外停车场数据集中的性能比较

Table 3-5 Performance comparison of two methods using outdoor database

Method	#slot	#TP	#FP	Precision	Recall
Method in [33]	258	244	3	98.8%	94.6%
Proposed method	258	252	6	97.7%	97.7%

表 3-6 两种方法在综合数据集中的性能比较

Table 3-6 Performance comparison of two methods using combined database

Method	#slot	#TP	#FP	Precision	Recall
Method in [33]	353	333	6	98.2%	94.3%
Proposed method	353	344	9	97.5%	97.5%

表 3-3 给出了 MV 分类器和 BEV 分类器进行标记点检测的比较结果。其中，# marking point、# TP 和 #FP 分别表示标记点的数量，正确识别的标记点数和错误识别的标记点数。通过此表我们发现，MV 分类器的召回率为 96.8%，精度为 98.2%，而 BEV 分类器的召回率为 94.0%，精度为 96.0%。这表明相比于 BEV 分类器，MV 分类器在精度和召回方面分别提升了 2.2%和 2.8%。这主要是因为通过透视变换，训练样本的数量增加了一倍，这使得分类器的性能更加可靠。

表 3-4 显示了文献^[33]与本文的算法在地下停车场数据集中的比较测试结果。在此表中，# slots，# TP 和 #FP 分别表示车位的个数，正确识别的车位个数和错误识别的车位个数。该方法的召回率和精度均为 96.8%，而在文献^[33]中，召回率为 93.7%，精度为 96.7%。这表明所提出的方法与文献[32]中的方法相比，在精度和召回方面分别提升了 0.1%和 3.1%。这主要是因为地下停车场环境中，灯光昏暗，地面有强烈的反射光，而所提出方法可以在这些照明条件下更好地检测停车线。

表 3-5 显示了文献^[33]与本文的算法在室外停车场数据集中的比较测试结果。虽然我们所提出的方法比文献^[33]中所提的算法精度低 1.1%，但召回率却高 3.1%。这

是因为所提出的算法能够检测更多正确的车位。

表 3-6 显示了文献^[33]与本文的方法使用综合测试数据集的比较结果。根据此表可以看出, 本文所提出的方法在召回率和精度方面达到 97.5%, 而文献^[33]中的方法显示精度为 98.2%, 召回率为 94.3%。就精度而言, 本文所提出的方法比文献^[33]中的低 0.7%。这是因为文献^[33]所提出的方法在无法检测到标记点时不产生停车位, 在这种情况下, 我们可以比较召回率。如表 4 所示, 可以看出, 与文献^[33]中的方法相比, 本文所提出的方法的召回率提高了 3.2%, 这表明本文所提出的方法优于文献^[33]所提出的方法。

图 3-19 给出了在各种照明条件下的最终停车位检测结果。这些结果表明该方法性能良好。它根据几何约束使用直线聚类方法检测分离线, 并使用基于多视角融合的学习方法检测车位入口, 这样可以增加 TP 的数量。

目前, 大多数基于传统视觉的停车位检测算法尚未对停车位的占用进行分类。事实上, 停车系统的主要目的仍然是找到一个有效的空闲停车位。文献^[30]中的方法根据超声波传感器对占用情况进行分类。与文献^[30]不同, 本文采用灰度直方图对停车位的占用情况进行分类^[32]。分类结果如图 3-20 所示, 绿色框表示停车位为空, 红色框表示停车位被占用。

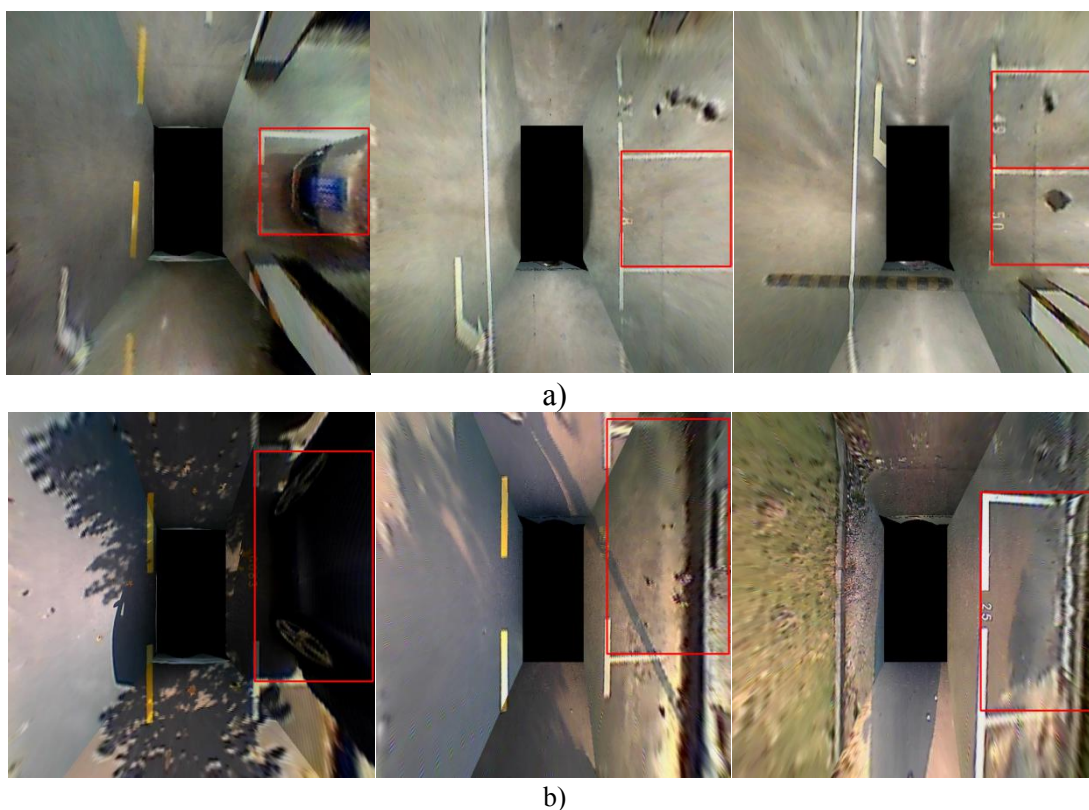


图 3-19 车位检测结果。a)地下停车场, b)室外停车场

Figure 3-19 Parking slot detection results. a) underground parking lot, b) outdoor parking lot

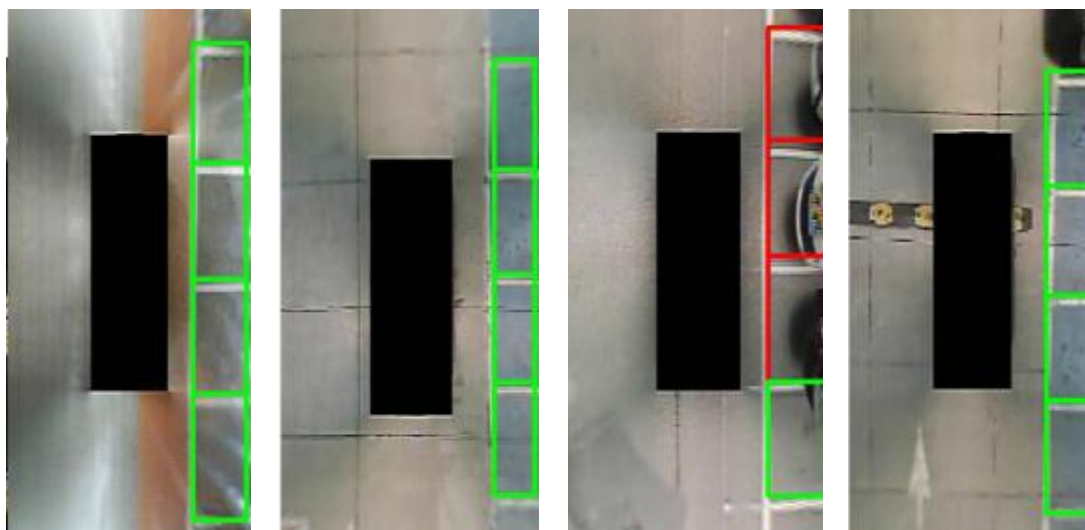


图 3-20 车位占用情况分类结果

Figure 3-20. Parking occupancy classification result

3.5 本章小结

在本章中，详细介绍了基于几何特征的车位检测算法，该算法通过融合直线聚类算法和基于学习的方法，在地下停车场和室外停车场中不同光照条件下，均能自动检测出典型的平行和垂直两种车位，抗干扰能力更强，鲁棒性更高。首先，我们提出了一种直线聚类算法对车位标线进行检测，然后采用基于学习的方法对车位入口的 T 形或 L 形标记点进行检测，并采用凸缺陷算法对标记点的形状进行分类。为了增加训练样本，我们提出了一种基于多视觉融合的算法。最后采用灰度直方图对车位的占用情况进行分类。在实验验证阶段，我们在同济大学公开的 AVM 数据集上进行测试，通过 Recall 和 Precision 对我们的实验进行评估。

4 基于语义分割的实时车位定位算法

4.1 引言

近几年来，传统的基于机器学习和模式识别的相关技术和算法已经被广泛的应用在停车位标线检测领域，但是大多数算法的实现都是基于统计学习方法的技术和基于图像处理算法。这类检测算法通用的做法是，利用图像处理算法对停车位标线做边缘检测、图像阈值化处理、图像形态学操作和直线拟合。拟合方法主要有 Hough 变换，Radon 变换以及 Ransac 拟合等。但是此类算法对图像的质量要求较高，泛化能力较差，并且没有识别车位上的障碍物，在实时性方面也存在不足。因此停车位检测仍然是一项极具挑战的任务。

随着深度学习在计算机视觉技术中的成功应用，尤其是在图像分类识别领域。许多研究者提出了卷积神经网络做目标检测，目前，目标检测主要有基于区域和基于回归的方法。其中，基于区域的目标检测方法主要包括 R-CNN^[46]、Fast RCNN^[47]、Faster RCNN^[48]、SPP-Net^[49]以及 R-FCN^[50]等，此类目标检测算法在实时性方面存在不足。而基于回归的算法主要有 YOLO^[51]、SSD^[52]、YOLOv2^[53]和 YOLOv3^[54]，此类算法通过回归直接得到物体坐标和对应的分类得分，能够满足实时性。

但这些目标检测网络都是针对通用目标而研究的，对于停车位标线的检测，由于其特征相对简单，且基于环视的车位数据集相对有限，在各种复杂多变的停车场中，有必要对其进行针对性的研究与优化。

因此，本文提出了一种基于语义分割的实时车位定位算法。该算法相比于第 3 章只能检测标准矩形车位的方法而言，能够检测出更多类型的车位，比如斜车位、非字型车位，并且应用场景更广泛。

4.2 算法框图

图 4-1 给出了本章的算法框图。给定一张输入图像，首先采用 Deeplabv3+语义分割网络对车位线进行语义分割得到车位分割结果，为了对车位占用情况进行分类，我们使用改进的 YOLOv3 算法对车位中的车辆和地下停车场中存在的柱子进行识别，然后融合语义分割和识别的结果，得到有效的空车位。

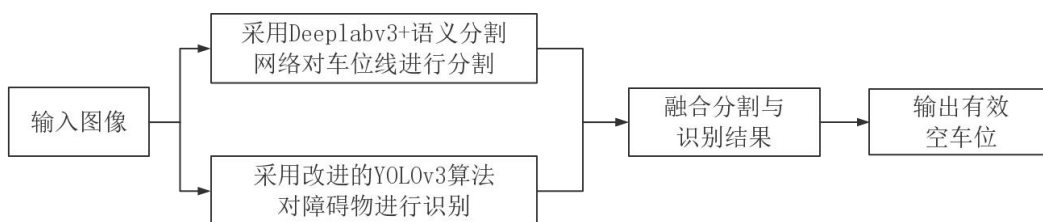


图 4-1 本章的算法框图

Figure 4-1. Algorithm block diagram of this chapter

4.3 改进的 YOLOv3 算法

我们的算法主要分为两部分，分别是特征提取和分类识别。本文所提出的算法能够在满足实时性的条件下保证较高的精度。其中，我们选择 Darknet 基础框架为特征提取器，分类识别方面我们仍然采用 YOLOv3 的基础算法。因此，在本节内容我们只重点介绍所提出的特征提取器。图 4-2 是采用改进的 YOLOv3 算法进行车位检测与识别的流程框图。

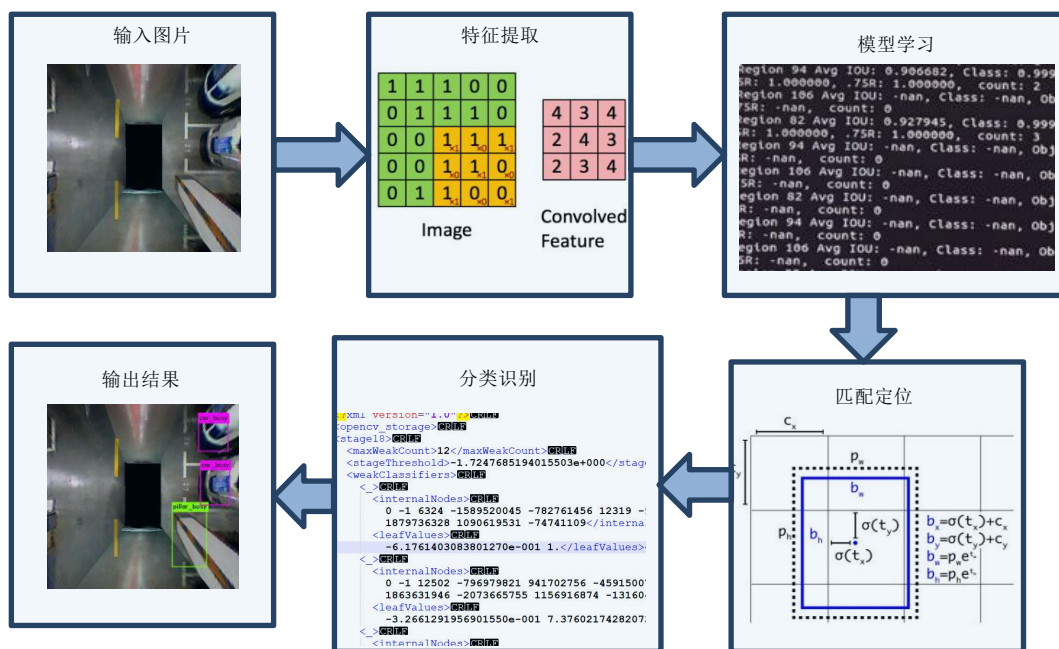


图 4-2 采用改进的 YOLOv3 算法检测车位流程图

Figure 4-2. Flow chart of using the improved YOLOv3 algorithm to detect parking slot

特征提取器的设计对于车位线的关键特征提取、学习能力的好坏是车位线检测以及识别的关键。我们之所以采用 Darknet 网络结构作为深度学习框架，是因为

它根据残差块的连接方法，将 Residual 结构融入到框架中。通过使用该结构，就能在非常深的网络中，仍然可以很好的收敛。但是，在我们的车位线检测中，由于车位的特征相对简单，而且基于车载环视的训练样本目前还很缺乏，所以使用太深的网络非常容易产生过拟合。因此，我们提出了如表 4-1 所示的特征提取网络结构。

表 4-1 特征提取网络结构

Table 4-1 Feature extraction network structure

类型	卷积核个数	卷积核大小	输入图像尺寸	输出图像尺寸	残差块个数
卷积层	32	$3 \times 3 / 1$	$416 \times 416 \times 3$	$416 \times 416 \times 32$	
卷积层	64	$3 \times 3 / 2$	$416 \times 416 \times 32$	$208 \times 208 \times 64$	
卷积层	32	$1 \times 1 / 1$	$208 \times 208 \times 64$	$208 \times 208 \times 32$	× 1
卷积层	64	$3 \times 3 / 1$	$208 \times 208 \times 32$	$208 \times 208 \times 64$	
残差层			$208 \times 208 \times 64$	$208 \times 208 \times 64$	
卷积层	128	$3 \times 3 / 2$	$208 \times 208 \times 64$	$104 \times 104 \times 128$	
卷积层	64	$1 \times 1 / 1$	$104 \times 104 \times 128$	$104 \times 104 \times 64$	× 2
卷积层	128	$3 \times 3 / 1$	$104 \times 104 \times 64$	$104 \times 104 \times 128$	
残差层			$104 \times 104 \times 128$	$104 \times 104 \times 128$	
卷积层	256	$3 \times 3 / 2$	$104 \times 104 \times 128$	$52 \times 52 \times 256$	
卷积层	128	$1 \times 1 / 1$	$52 \times 52 \times 256$	$52 \times 52 \times 128$	× 6
卷积层	256	$3 \times 3 / 1$	$52 \times 52 \times 128$	$52 \times 52 \times 256$	
残差层			$52 \times 52 \times 256$	$52 \times 52 \times 256$	
卷积层	512	$3 \times 3 / 2$	$52 \times 52 \times 256$	$26 \times 26 \times 512$	
卷积层	256	$1 \times 1 / 1$	$26 \times 26 \times 512$	$26 \times 26 \times 256$	× 6
卷积层	512	$3 \times 3 / 1$	$26 \times 26 \times 256$	$26 \times 26 \times 512$	
残差层			$26 \times 26 \times 512$	$26 \times 26 \times 512$	
卷积层	1024	$3 \times 3 / 2$	$26 \times 26 \times 512$	$13 \times 13 \times 1024$	
卷积层	512	$1 \times 1 / 1$	$13 \times 13 \times 1024$	$13 \times 13 \times 512$	× 4
卷积层	1024	$3 \times 3 / 1$	$13 \times 13 \times 512$	$13 \times 13 \times 1024$	
残差层			$13 \times 13 \times 1024$	$13 \times 13 \times 1024$	
平均池化		全局			
连接数		3			
分类					

在我们所提出的特征提取网络结构中，对于一幅 416×416 分辨率的 3 通道图像，我们首先使用 32 个 3×3 的卷积核，步长都是 1 个像素，对输入图像卷积得到第一层卷积以后大小为 $416 \times 416 \times 32$ 的特征图。接着对得到的特征图继续使用 64 个 3×3 卷积核，并通过设置其步长为 2 进行下采样，得到尺寸为 $208 \times 208 \times 64$ 的特征图。然后对该特征图执行 $1 \times$ 、 $2 \times$ 、 $6 \times$ 、 $6 \times$ 、 $4 \times$ 表 4-1 所示的残差块结构，且通过设置步长为 2 个像素的 3×3 卷积核将对应的残差块网络的输出特征图进行下采样，分别得到尺寸为 $104 \times 104 \times 128$ 、 $52 \times 52 \times 256$ 、 $26 \times 26 \times 512$ 、 $13 \times 13 \times 1024$ 分辨率的特征图。另外，在我们对网络添加的残差块结构中，只有特征图的大小和卷积核的数目不一样，其它参数都一样。

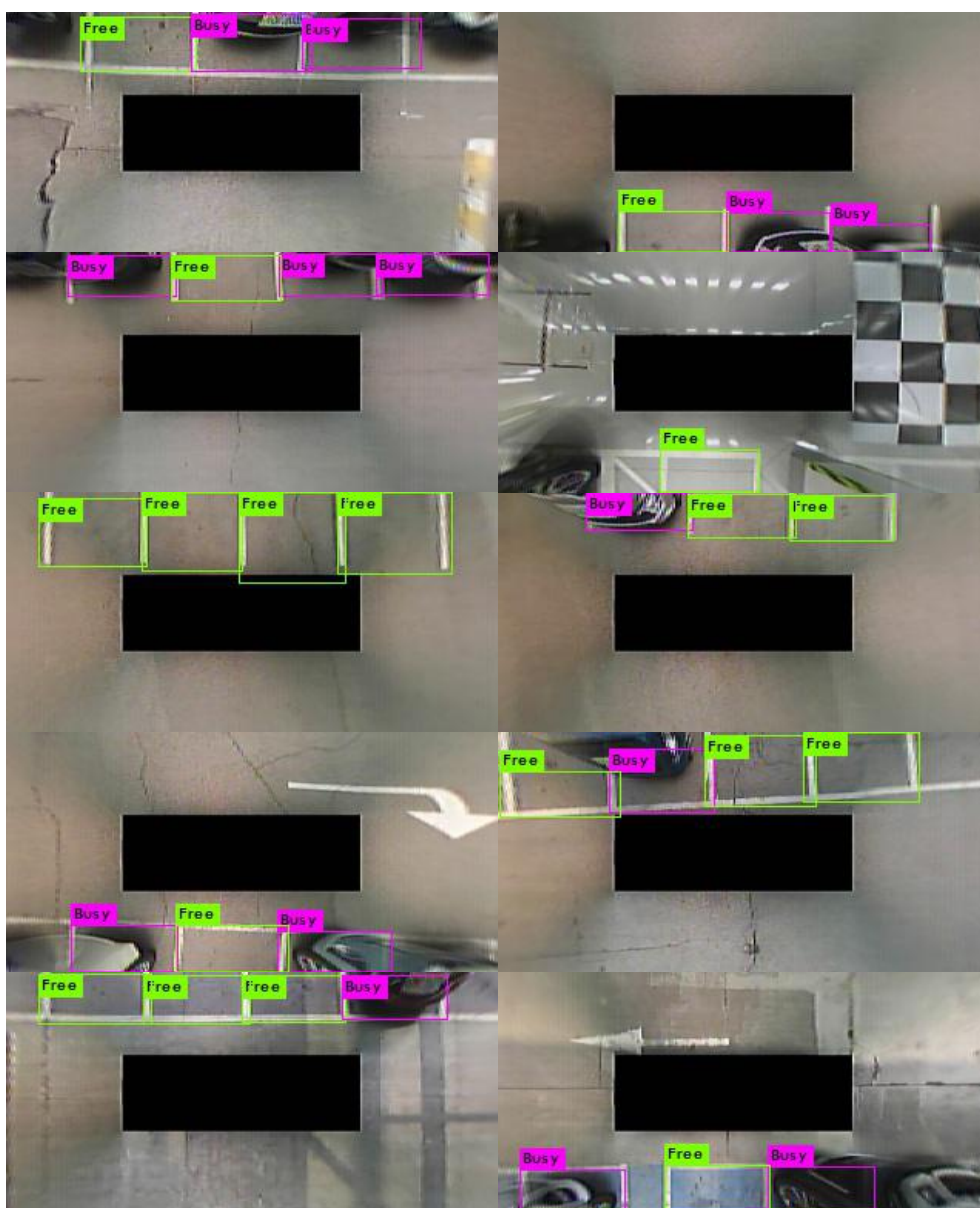


图 4-3 环视系统车位检测结果

Figure 4-3. Parking detection results in the around view system



图 4-4 停车场管理系统车位检测结果

Figure 4-4. Parking space detection results in the parking lot management system



图 4-5 鱼眼图像车位检测结果

Figure 4-5. Parking space detection results in the fisheye images

我们分别在三个应用场景中应用本小节提出的算法来进行车位检测，分别为环视系统、停车场管理系统和鱼眼相机系统。车位检测结果分别对应图 4-3、图 4-4 以及图 4-5 所示。

在这三种应用场景中，可以看出，本文的算法在环视系统和停车场管理系统中都能够很好的检测出车位，并可以准确的对车位占用情况进行分类。其中，我们用 Busy 表示车位被占用，Free 表示车位为空。但是在鱼眼图像中，车位线扭曲严重，导致本文所提的算法只能检测形变较小的车位线，对于形变太大的车位线，则不能检测出来。为了能直接检测弯曲的车位线，本文采用了基于语义分割的 Deeplabv3+网络，具体原理将在下一节内容进行介绍。

4.4 车位标识线语义分割网络

本小节的内容主要简单介绍 Deeplabv3+的基本原理。Liang-Chieh Chen 等人在 2018 年提出了 Deeplab 系列的全新版本，即 Deeplabv3+语义分割网络。图 4-6 给出了采用 Deeplabv3+分割车位线的基本原理图^[55]。

Deeplabv3+主要包括两部分，分别是编码器部分和解码器部分。其中，在编码器部分，该网络选择 Xception 网络结构为特征提取器。特征提取网络中主要包括

深度可分离卷积、和 Resnet 相似的残差块连接方式以及许多其他常见操作。与 ResNet-101 相比, Xception 网络鲁棒性更强。另外, 其分类精度 Top-1 在 ImageNet 数据集中提高了 0.75%, 而分类精度 Top-5 在 ImageNet 数据集中提高了 0.29%。并且通过融合 ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling)模块, 物体的分割鲁棒性更高。然后该网络将相比原图减小了 16 倍的图像级特征图作为卷积层的输入, 该卷积层中的卷积核大小为 1×1 , 256 个通道, 并保存卷积得到的特征图用以解码器部分。

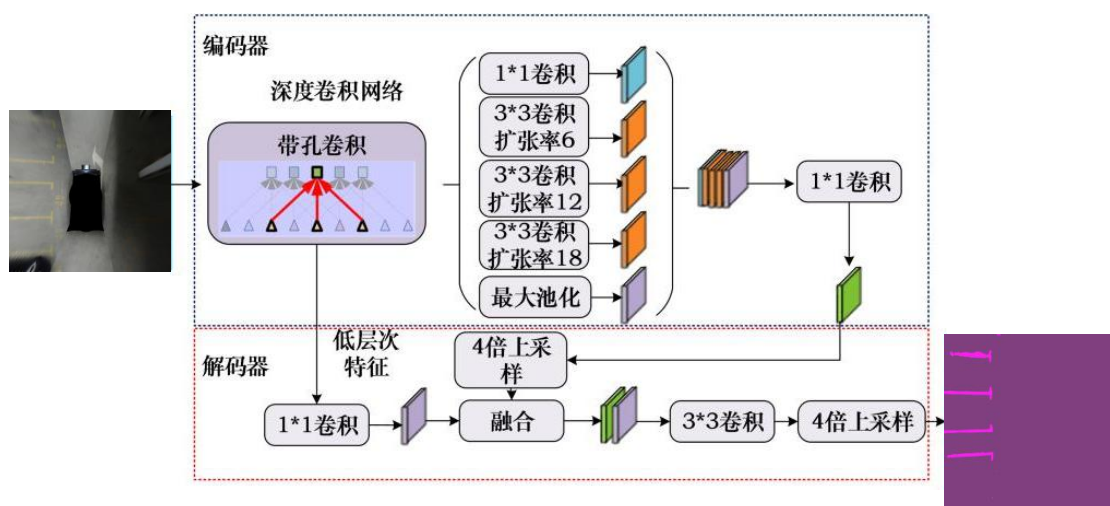


图 4-6 车位线语义分割原理图^[55]

Figure 4-6. Parking slot markings semantic segmentation schematic^[55]

在网络的解码器模块, 通过采用 FCN 中的跳步连接方法将较低层次的特征和比较高级的特征进行连接。为了能够降低特征图的通道数, 该网络通过使用尺寸为 1×1 , 通道数为 48 的卷积核先对较低层次的特征图进行卷积, 然后融合通过 4 倍上采样得到的高层次特征图, 最后采用 3×3 的卷积核进行卷积再做 4 倍上采样从而得到和原图一样的分辨率, 即可得到和原图相同大小的分割结果。

4.5 实验结果及分析

4.5.1 数据集的可视化标注

本章算法中用到的数据集主要包括两部分, 一个是由文献^[33]提供的 AVM 图像, 另一个数据集是鱼眼图像集。其中, 在 AVM 数据集中, 有 2550 张训练数据样本, 1274 张测试数据样本。分辨率都是 600×600 像素。鱼眼数据集中, 有 852 张训练样本, 160 张测试样本, 分辨率都是 1024×1024 像素。我们采用 YOLO mark 标注工具和 Labelme 标注工具对我们的数据集进行标注, 分别得到 YOLOv3 和语义分割网络训练所需要的标签。图 4-7 显示了在 AVM 数据集中制作的可视化标注, 图 4-8 给出了在鱼眼图像中制作的可视化标注。其中, a)图显示了使用 yolo mark

标注的方法，b)图显示了使用 labelme 标注的方法。

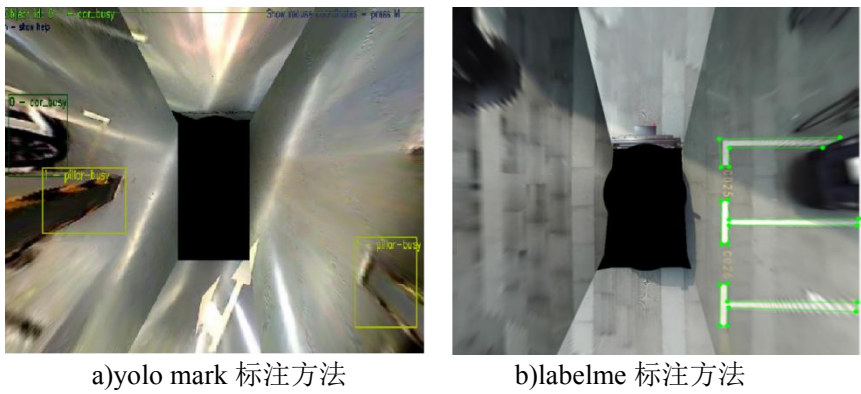


图 4-7AVM 数据集的可视化标注方法

Figure 4-7. Visual annotation method for AVM dataset

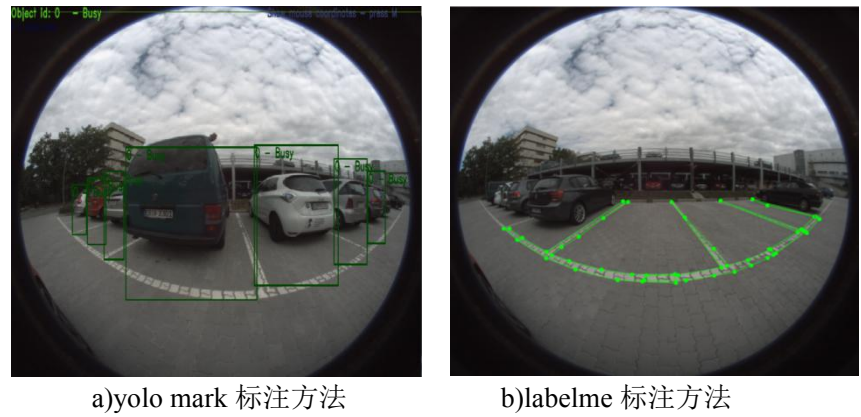


图 4-8 鱼眼数据集的可视化标注方法

Figure 4-8. Visual annotation method for fisheye dataset

4.5.2 实验环境配置

具体的实验环境配置如表 4-2 所示。其中，我们采用 Darknet 作为我们改进的 YOLOv3 算法的深度学习框架，在语义分割网络中，我们采用 Tensorflow 为深度学习框架。

表 4-2 软硬件配置

Table 4-2 Software and hardware configuration	
名称	相关配置
中央处理器内存	16x Intel Xeon E5-2620 v4 , 2.10GHz DDR4 2400MHz EEC Reg 16GB
GPU	1xNvidia GeForcer GTX 1080Ti
GPU 加速库操作系统	CUDA 8.0,CUDNN5.1
操作系统	Ubuntu 16.04
数据处理	C++, Python, Opencv
深度学习框架	Darknet, Tensorflow

4.5.3 改进的 YOLOv3 算法性能评估

我们采用 YOLO v3 官方公布的初始训练权重来初始化我们的网络，然后再根据我们自己的数据集对网络结构中的主要参数进行微调，从而获得性能良好的网络。表 4-3 给出了我们网络中的参数值。

表 4-3 网络中的参数值

Table 4-3 Value of parameters in the network	
参数名称	设定的值
动量 (momentum)	0.9
批量大小 (batch size)	32
权重衰减 (weight decay)	0.0005
学习率 (learning rate)	0.001
非极大值抑制 (nms)	0.5

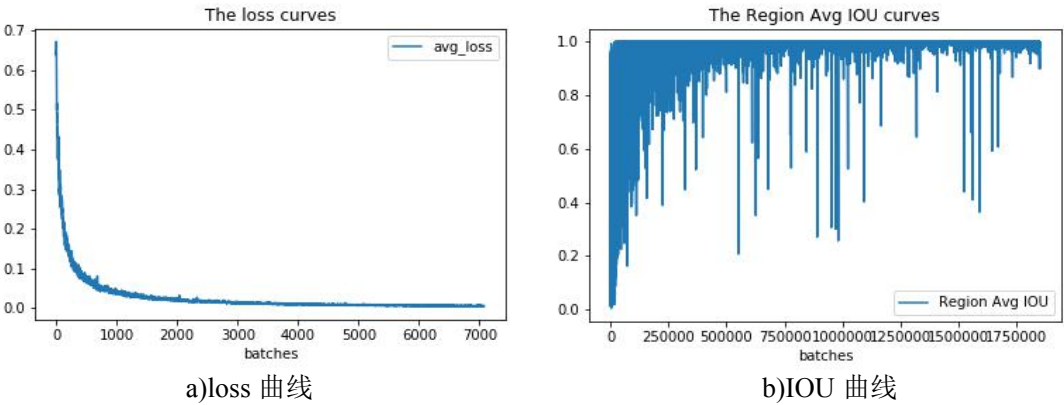


图 4-9 训练过程中的可视化曲线

Figure 4-9. Visualization curve during training

为了评价我们的网络模型，我们绘制了 Loss 曲线和 IOU 曲线，如图 4-9 所示。从 Loss 曲线图中可以看出最终的 loss 值下降到约 0.03 并且趋于稳定，这说明我们的网络收敛很好，训练效果很不错。从 IOU 曲线图中我们可以看到，IOU 的值也很接近 1，这说明我们的网络模型性能比较好。



图 4-10 鱼眼图像车辆检测结果

Figure 4-10. Vehicle detection results of outdoor parking lot in fish eye images

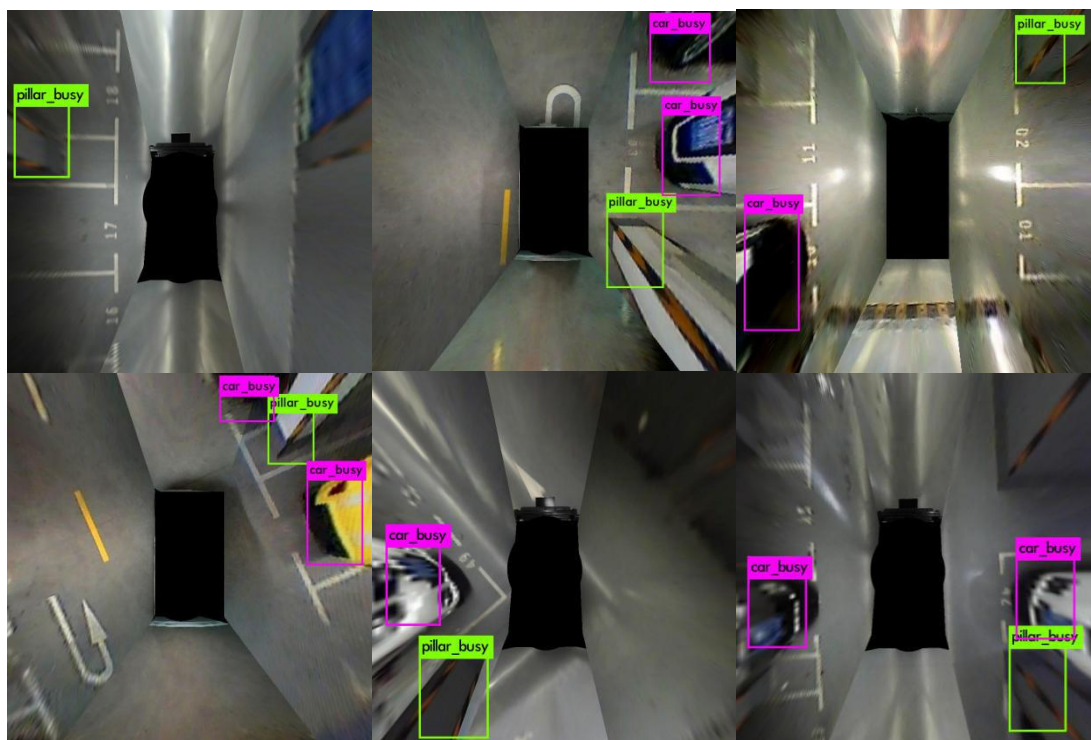


图 4-11 地下停车场车辆与柱子检测结果

Figure 4-11. Vehicle and pillar detection results of underground parking lot

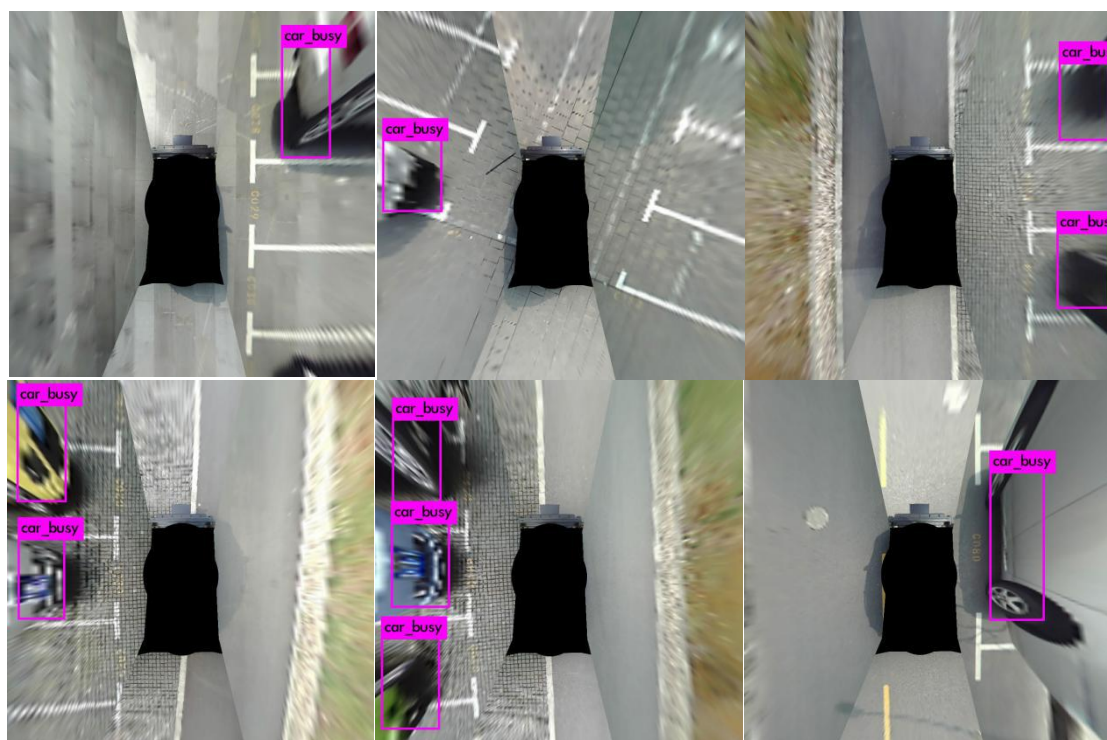


图 4-12 室外停车场车辆检测结果

Figure 4-12. Vehicle detection results of outdoor parking lot

另外，我们还从精度和召回率这两个评价指标对我们的改进的 YOLOv3 算法进行评估。如表 4-4 所示，我们分别在 AVM 数据集和鱼眼数据集中进行测试。在

AVM 数据集中，得到的精度为 97.53%，召回率为 98.91%；在鱼眼数据集中，得到的精度为 92.9%，召回率为 94.51%。相对于 AVM 数据集而言，鱼眼数据集中的精度和召回率均偏低。这是因为，鱼眼图像中不同位置的目标发生形变的程度不一样，只有靠近光心的畸变较小，我们提出的算法容易检测出车辆。而离光心越远，扭曲程度越严重，导致部分车辆不容易检测出来，从而导致 TP 数目下降，精度和召回率相对较低。

表 4-4 不同数据集中车辆与柱子检测结果

Table 4-4 Vehicle and pillar detection results in different datasets

数据集类型	Precision	Recall
AVM 数据集	97.53%	98.81%
鱼眼数据集	92.9%	94.51%

图 4-10，图 4-11 及图 4-12 显示了我们的算法在不同数据集上进行车位上车辆和柱子检测的结果。其中，图 4-10 是在鱼眼数据集上的检测结果。图 4-11 和图 4-12 是分别在地下停车场和室外停车场这两种不同光照条件下的环视系统检测结果。从检测结果中我们可以看出，改进的 YOLOv3 算法检测性能良好。

4.5.4 融合结果

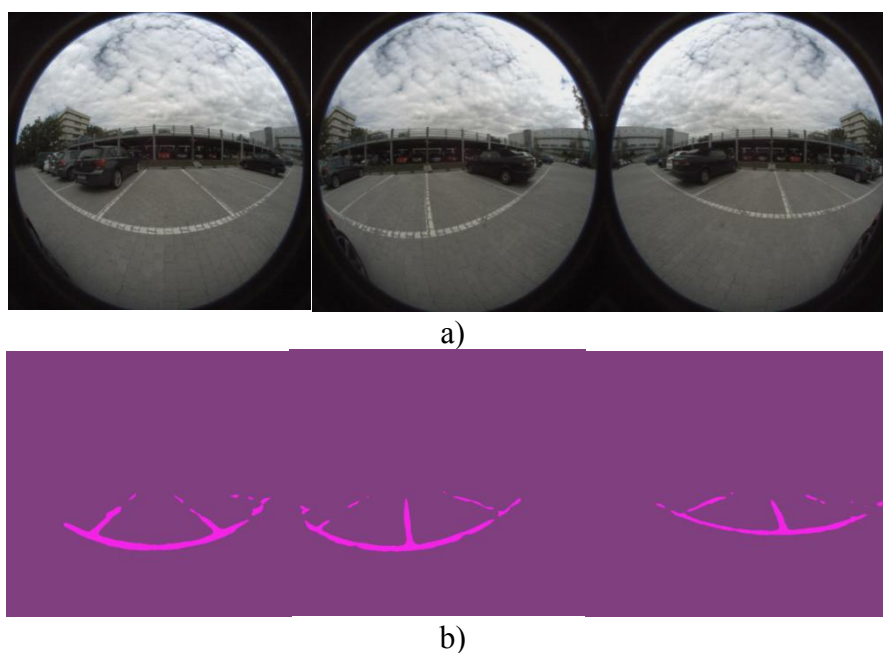


图 4-13 鱼眼图像分割结果。a)原图，b)分割结果图

Figure 4-13 Fish eye image segmentation result. a) original image, b) segmentation image

我们采用 DeepLabv3+语义分割网络分别对两个数据集中的车位线进行分割得

到分割结果图，如图 4-13，图 4-14 以及图 4-15 所示。然后采用改进的 YOLOv3 算法对车位中的车辆和柱子进行检测得到障碍物位置坐标，最后将分割和检测的结果相融合，得到最终的有效空车位，如图 4-16 和图 4-17 所示。

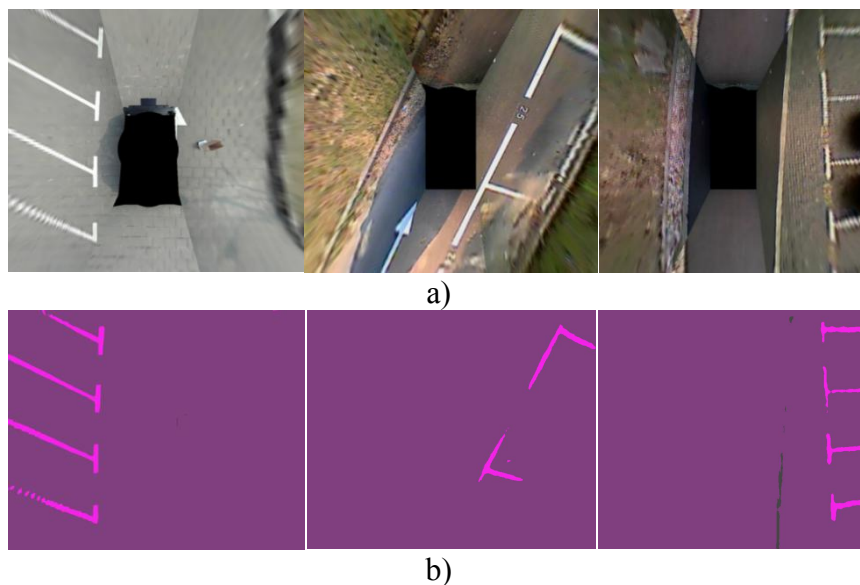


图 4-14 室外停车场车位分割结果。a)原图，b)分割结果图

Figure 4-14 Outdoor parking lot parking segmentation result. a) original image, b) segmentation image

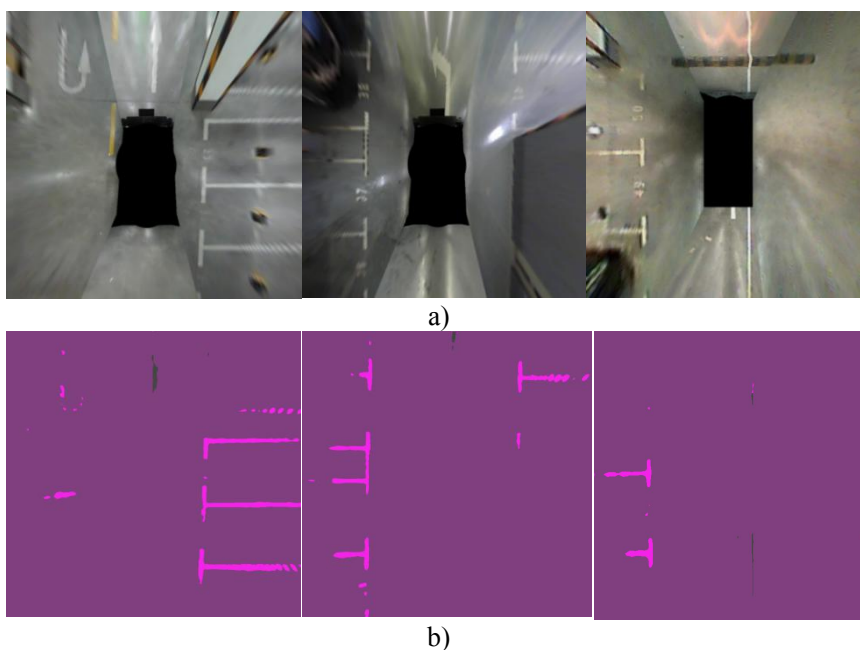


图 4-15 地下停车场车位分割结果。a)原图，b)分割结果图

Figure 4-15 Underground parking lot parking segmentation result. a) original image, b) segmentation image

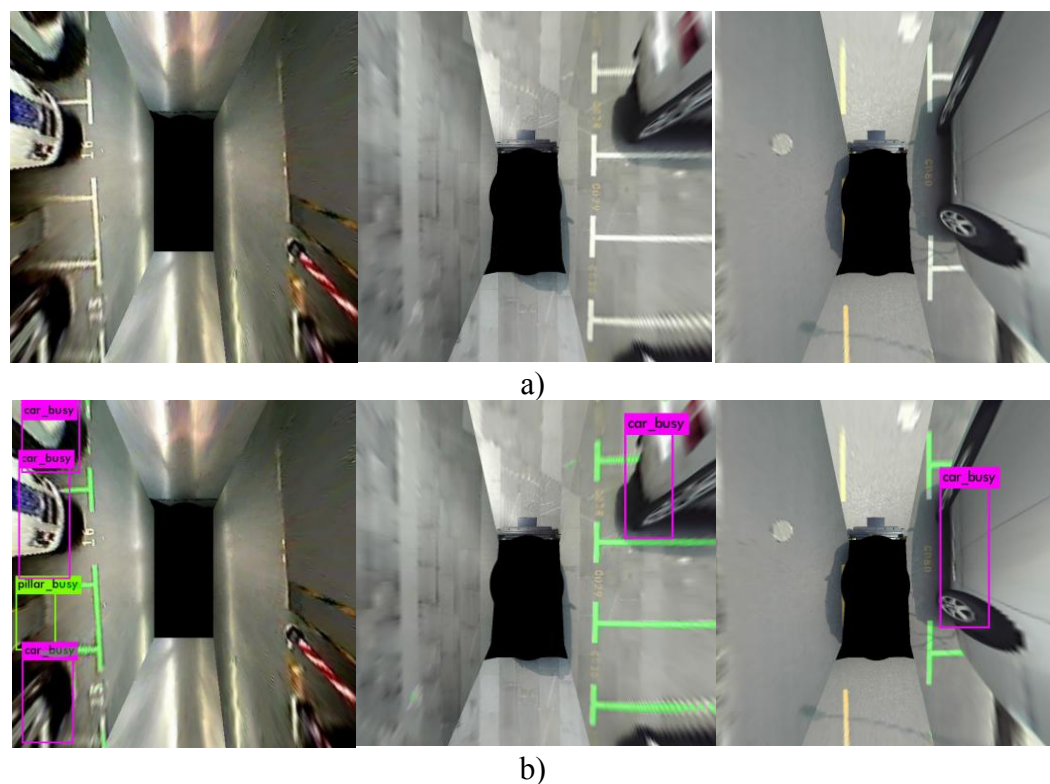


图 4-16 环视系统车位定位结果。a)原图，b)融合结果

Figure 4-16 Parking position result of AVM images. a) original image, b) fusion result

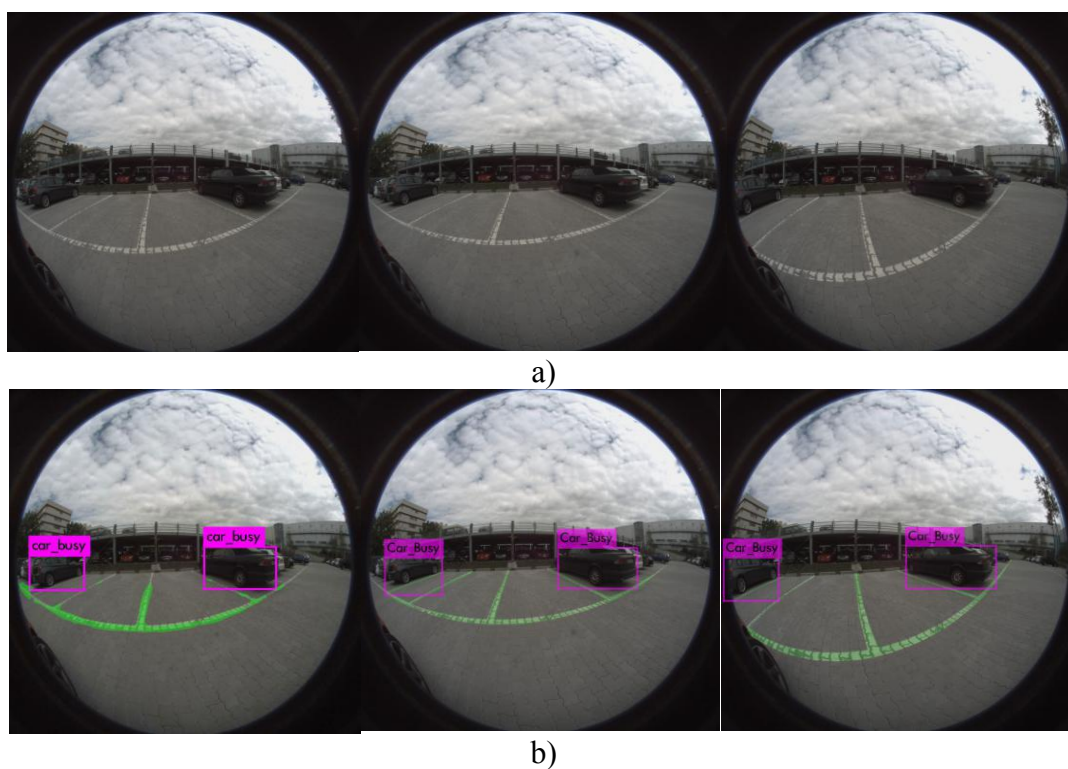


图 4-17 鱼眼图像中车位定位结果。a)原图，b)融合结果

Figure 4-17 Parking space detection results in the fisheye images. a) original image, b) fusion result

4.6 本章小结

在本章中，我们介绍了一种基于语义分割的实时车位定位算法。相比于传统的算法而言，该算法能直接在鱼眼图像中检测车位线，有更高的适用性，并且能够在复杂多变的停车场环境中，自动检测出各种形状的车位线，可靠性更高。本文还对车位上的障碍物进行识别，主要包括车辆和柱子识别，从而准确的区分车位的占用情况。在实验验证阶段，我们分别在 AVM 数据集和鱼眼数据集中进行测试，并且通过绘制 Loss 曲线和 IOU 曲线以及评价指标 Recall 和 Precision 对本文所提出的基于改进 YOLOv3 的算法进行评估。

5 总结与展望

5.1 总结

本文以多摄像头融合的低成本车载环视系统为基础，研究了一种鱼眼镜头的二次标定算法，并且提出了两种不同的基于视觉的停车位标线检测方法。在室内停车场和室外停车场等不同光照情况下能自动检测各种类型的车位标线，并且对车位的占用情况进行区分，准确率与可靠性较高，具体的总结如下：

(1) 本文通过在汽车的前保险杠、后保险杠和两个后视镜下方安装四个鱼眼相机，构建了一个低成本的车载环视系统。并设计了一种特殊的标定布，提出一种二次标定算法对环视系统进行标定，与传统的标定算法相比，该算法在标定过程无需人工干预，能够完全实现自动化。我们分别与传统鱼眼相机标定方法进行对比，证明我们的算法取得了最好的效果。

(2) 提出了一种基于几何特征的车位检测算法。首先，我们提出了一种基于 LSD 的直线聚类算法检测平行车位线对，然后通过基于学习的方法检测车位入口，抗干扰能力更强，鲁棒性更高。为了能增加训练样本，我们又提出了一种多视角融合的方法。最后，通过精度和召回率这两种评价指标对验证了本文所提算法的有效性。

(3) 研究了一种基于语义分割的实时车位定位算法，该算法能直接在鱼眼图像中检测车位，适用性更高。并且，本文对车位中的车辆和柱子等障碍物进行识别，从而可以准确区分车位的占用情况，更能满足现代辅助泊车系统的需求。最后，我们通过绘制 Loss 曲线和 IOU 曲线，并根据 Recall 和 Precision 这两个评价指标对我们所改进的 YOLO v3 网络进行分析与验证。

5.2 展望

尽管本文深入的研究了基于视觉的车位检测算法，但是因为个人科研水平不够并且科研时间紧迫，因此，本文的研究内容依然有很多不足之处需要改进，具体如下：

(1) 输入图片的质量直接影响了车位检测的精度，本文在生成全景图的时候，忽略了四个不同高度不同角度的鱼眼相机因光照不均产生的干扰。为了能帮驾驶员呈现更高质量的驾车环境图像，需要对全景图进行色彩均衡。

(2) 本文所提的算法虽然是一种全自动方法，但是基于视觉的方法只能通过摄像头检测路面上存在车位线的情况。因此，未来打算融合基于视觉和基于测距传感器的车位检测方法，通过相互弥补不足，进行空车位检测。

(3) 本文的算法只能在低速场景中能够很好的自动检测车位线，未来将继续从实时性方面考虑，得到一个精度更高、速度更快的车位检测系统。

参考文献

- [1] Deng W , Luo Y , Luo X , et al. Research on Video-Based Monitoring Algorithm of Parking Spaces[J]. Electronic Measurement Technology, 2012:261-264.
- [2] Jung H G , Lee Y H , Kim J . Uniform User Interface for Semiautomatic Parking Slot Marking Recognition[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(2):616-626.
- [3] Jung H G, Choi C G, Yoon P J, et al. Novel user interface for semi-automatic parking assistance system[J]. Proc. 31st FISITA World Autom. Congr, 2006: 1-10.
- [4] Jung H G, Kim D S, Yoon P J, et al. Two-touch type parking slot marking recognition for target parking position designation[C]//2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2008: 1161-1166.
- [5] Suhr J K , Jung H G , Bae K , et al. Automatic free parking space detection by using motion stereo-based 3D reconstruction[J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(2):163-176.
- [6] Unger C , Wahl E , Ilic S . Parking assistance using dense motion-stereo[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(3):561-581.
- [7] Wahl R N E , Unger C , Dipl.-Ing. Armin Zeller... 3D-environment modeling as an enabler for autonomous vehicles[J]. ATZ worldwide, 2010, 112(2):4-8.
- [8] Kaempchen N, Franke U, Ott R. Stereo vision based pose estimation of parking lots using 3D vehicle models[C]//Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE. IEEE, 2002, 2: 459-464.
- [9] Jung H G , Kim D S , Kim J . Light-Stripe-Projection-Based Target Position Designation for Intelligent Parking-Assist System[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(4):942-953.
- [10] Ozawa S . An Approach to Detect Vacant Parking Space in a Parallel Parking Area[J]. Ieice Technical Report, 2005, 105(688):1-5.
- [11] Seger U, Knoll P M, Stiller C. Sensor vision and collision warning systems[R]. SAE Technical Paper, 2000.
- [12] Jung H G , Cho Y H , Yoon P J , et al. Scanning Laser Radar-Based Target Position Designation for Parking Aid System[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(3):406-424.
- [13] Zhou J, Navarro-Serment L E, Hebert M. Detection of parking spots using 2D range data[C]//2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2012: 1280-1287.
- [14] Scheunert U, Fardi B, Mattern N, et al. Free space determination for parking slots using a 3D PMD sensor[C]//2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2007: 154-159.
- [15] Loeffler A, Ronczka J, Fechner T. Parking lot measurement with 24 GHz short range automotive radar[C]//2015 16th International Radar Symposium (IRS). IEEE, 2015: 137-142.
- [16] Schmid M R, Ates S, Dickmann J, et al. Parking space detection with hierarchical dynamic occupancy grids[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2011: 254-259.
- [17] Dubé R, Hahn M, Schütz M, et al. Detection of parked vehicles from a radar based occupancy grid[C]//2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings. IEEE, 2014: 1415-1420.
- [18] Xu J, Chen G, Xie M. Vision-guided automatic parking for smart car[C]//Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000 (Cat. No. 00TH8511). IEEE, 2000: 725-730.

- [19] Jung H G, Kim D S, Yoon P J, et al. Structure analysis based parking slot marking recognition for semi-automatic parking system[C]//Joint IAPR International Workshops on Statistical Techniques in Pattern Recognition (SPR) and Structural and Syntactic Pattern Recognition (SSPR). Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 384-393.
- [20] Schmid M R, Ates S, Dickmann J, et al. Parking space detection with hierarchical dynamic occupancy grids[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2011: 254-259.
- [21] Suhr J K, Jung H G. Fully-automatic recognition of various parking slot markings in Around View Monitor (AVM) image sequences[C]//2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2012: 1294-1299.
- [22] Suhr J K, Jung H G. Full-automatic recognition of various parking slot markings using a hierarchical tree structure[J]. Optical Engineering, 2013, 52(3):037203.
- [23] Houben S, Komar M, Hohm A, et al. On-vehicle video-based parking lot recognition with fisheye optics[C]//16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). IEEE, 2013: 7-12.
- [24] Du X, Tan K K. Autonomous Reverse Parking System Based on Robust Path Generation and Improved Sliding Mode Control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(3):1225-1237.
- [25] Wang C, Zhang H, Yang M, et al. Automatic parking based on a bird's eye view vision system[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2014, 6: 847406.
- [26] Suhr J K, Jung H G. Sensor Fusion-Based Vacant Parking Slot Detection and Tracking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(1):21-36.
- [27] Lee S, Hyeon D, Park G, et al. Directional-DBSCAN: Parking-slot detection using a clustering method in around-view monitoring system[C]//2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2016: 349-354.
- [28] Lee S, Seo S W. Available Parking Slot Recognition based on Slot Context Analysis[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2016, 10(9):594-604.
- [29] Suhr J K, Member, IEEE, et al. Automatic Parking Space Detection and Tracking for Underground and Indoor Environments[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(9):5687-5698.
- [30] Jae S, Ho J. A Universal Vacant Parking Slot Recognition System Using Sensors Mounted on Off-the-Shelf Vehicles[J]. Sensors, 2018, 18(4):1213.
- [31] Jung H G, Kim D S, Yoon P J, et al. Parking slot markings recognition for automatic parking assist system[C]//2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2006: 106-113.
- [32] Li L, Li C, Zhang Q, et al. Automatic parking slot detection based on around view monitor (AVM) systems[C]//2017 9th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2017: 1-6.
- [33] Li L, Zhang L, Li X, et al. Vision-based parking-slot detection: A benchmark and a learning-based approach[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2017: 649-654.
- [34] Jiang W, Wu Y. DFNet: Semantic Segmentation on Panoramic Images with Dynamic Loss Weights and Residual Fusion Block[J]. arXiv preprint arXiv:1806.07226, 2018.
- [35] Kato K, Suzuki M, Fujita Y, et al. Image synthesis display method and apparatus for vehicle

- camera: U.S. Patent 7,139,412[P]. 2006-11-21.
- [36] Ehlgen T, Pajdla T. Monitoring surrounding areas of truck-trailer combinations[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision Systems. 2007.
- [37] Yuan Y, Wang D, Wang Q. Anomaly Detection in Traffic Scenes via Spatial-Aware Motion Reconstruction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(5):1198-1209.
- [38] Huang K S, Trivedi M M, Gandhi T. Driver's view and vehicle surround estimation using omnidirectional video stream[C]//IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No. 03TH8683). IEEE, 2003: 444-449.
- [39] Gao Y, Lin C, Zhao Y, et al. 3-D surround view for advanced driver assistance systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(1): 320-328.
- [40] Zhang B, Appia V, Pekkucuksen I, et al. A surround view camera solution for embedded systems[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2014: 662-667.
- [41] Von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing On Line, 2012, 2: 35-55.
- [42] Kobe D H. Helmholtz ' s theorem revisited[J]. American Journal of Physics, 1986, 54(6): 552-554.
- [43] 唐徙文, 曾义. 人脸检测级联分类器快速训练算法[J]. 计算机仿真, 2007, 24(12):324-327.
- [44] 许庆, 高峰, 徐国艳. 基于 Haar 特征的前车识别算法[J]. 汽车工程, 2013, 35(4):381-384.
- [45] Tan X, Triggs B. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition[C]//International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007: 235-249.
- [46] Gkioxari G, Girshick R, Malik J. Contextual Action Recognition with R*CNN[J]. International Journal of Cancer Journal International Du Cancer, 2015, 40(1):1080-1088.
- [47] Girshick R. Fast r-cnn[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 1440-1448.
- [48] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 91-99.
- [49] Purkait P, Zhao C, Zach C. Spp-net: Deep absolute pose regression with synthetic views[J]. arXiv preprint arXiv:1712.03452, 2017.
- [50] Dai J, Li Y, He K, et al. R-fcn: Object detection via region-based fully convolutional networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2016: 379-387.
- [51] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [52] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd: Single shot multibox detector[C]//European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [53] Yang W, Zhang J, Wang H, et al. A vehicle real-time detection algorithm based on YOLOv2 framework[C]//Real-Time Image and Video Processing 2018. International Society for Optics and Photonics, 2018, 10670: 106700N.
- [54] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv preprint arXiv:

1804.02767, 2018.

- [55] 王俊强,李建胜,周华春,张旭.结合 Deeplabv3+与条件随机场的遥感影像典型要素提取[J].计算机工程,2019:1-8

作者简历及攻读硕士学位期间取得的研究成果

一、作者简历

2013 年 9 月—2017 年 6 月 西北师范大学 物理与电子工程学院 电子信息工程

2017 年 9 月—2019 年 6 月 北京交通大学 计算机与信息技术学院 电子与通信工程

二、发表论文

- [1] Li Q, Lin C, Zhao Y. Geometric Features-Based Parking Slot Detection[J]. Sensors, 2018, 18(9): 2821.

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：李倩 签字日期：2019 年 5 月 30 日

学位论文数据集

表 1.1: 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号	UDC	论文资助
鱼眼镜头标定； 环视系统；辅助 驾驶；车位线检 测	公开			
学位授予单位名称*		学位授予单位代 码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工程硕士	硕士
论文题名*		并列题名		论文语种*
车载环视系统下的车位线检测				中文
作者姓名*	李倩		学号*	17125158
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西直 门外上园村 3 号	100044
工程领域*		研究方向*	学制*	学位授予年*
电子与通信工程		多媒体信息处理	2 年	2019 年
论文提交日期*	2019 年 5 月 31 日			
导师姓名*	林春雨		职称*	副教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
	许宏丽		李晓龙、诸强	
电子版论文提交格式 文本 () 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: application/msword; application/pdf				
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地		权限声明
论文总页数*	70			
共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 21 项。				