

# 基于 unity 平台的无人驾驶汽车寻路与避障

## 一、无人驾驶技术的发展背景及其现状

### 1.1 无人驾驶技术的发展背景

今后交通工具演化的主流方向将向无人化、智能化靠拢，无人驾驶车辆将成为大众化的出行工具，在智能汽车《中国制造 2025》与《国家中长期科学和技术发展规划纲要（2006—2020 年）》中无人驾驶技术也被列为首选产业，而且明确提出要掌握汽车智能化、信息化、低碳化核心技术。

SAE（美国汽车工程学会）对无人驾驶技术的分级大致为 5 级，0 级及为人工驾驶，完全没有智能系统参与，而 5 级为完全的无人驾驶，不再需要人工干预。2-4 级无人驾驶系统将以不同的参与程度辅助人工驾驶。目前 L1 和 L2 技术已相对成熟。L3 和 L4 技术目前已实现量产。完全无人驾驶需要在任意路段全天候无需人工干预自动驾驶，汽车应具备自主完成加速、制动、转向等动作的能力。目前市面上的智能汽车都是以辅助驾驶（ADAS）的形式，其具有自适应巡航（ACC）、车道偏离预警(LDW)等功能<sup>[1]</sup>，能够在一定程度上实现封闭园区内的自动驾驶功能。

目前无论国内还是国外，汽车的智能化脚步越来越快。谷歌的自动驾驶部门 Waymo 已经在公共道路上进行了 800 万英里的自动驾驶测试，并且将 Waymo 的无人驾驶测试里程增加一倍仅需要耗费数个月的时间。目前，Waymo 在美国开展了了无人驾驶服务，并将凤凰城作为试点，附近约 400 名居民被允许使用手机 APP 呼叫 Waymo 的无人驾驶汽车提供班车服务，参与无人驾驶服务测试。

在中国国内的汽车公司蔚来和 Intel 公司的无人驾驶部门 Mobileye 强强联手，此次合作是基于整车平台开发 L4 级别的无人驾驶汽车的关键，Mobileye 公司提供 Mobileye EyeQ 系统芯片和相关软件，而蔚来则负责车辆自动驾驶系统的开发、集成和量产。特别是，得益于此次合作，蔚来将成为全球首批在量产车型上达到 L4 自动驾驶水平的品牌之一<sup>[2]</sup>。

### 1.2 无人驾驶技术的发展现状

#### 1.2.1 国外无人驾驶技术发展现状

早在 1950 年，国外就已经开展无人驾驶汽车的研究。1980 年左右，无人驾驶技术得到快速发展。其中美国在无人驾驶汽车的研究和应用方面有着很高的水平。美国巴雷特电

子公司于 1950 在美国开发出全球首个无人导航系统，实现自主导航并成功完成在轨测试。1980 年，美国陆军与国防高级研究计划局联合开展了自主地面车辆项目并成功研制出一辆无人驾驶汽车<sup>[3][4]</sup>。该车带有 8 个轮子，在颠簸的路面上行驶比较困难，也很难达到较高的速度。卡内基梅隆大学在 20 世纪 90 年代开发的多地形智能车辆 Navlab-v 成功通过无人驾驶汽车自动驾驶测试。20 世纪 90 年代后期，美国国防部也相继成功研制出 10 代 DEMO 系列无人驾驶汽车车型<sup>[5]</sup>。从 2003 年到 2007 年，美国 DAPRA 组织共举行了 3 场无人驾驶汽车比赛，有效推动了无人驾驶汽车技术的发展。

2010 年，作为无人驾驶汽车研发先驱的 Google 公司开始了其研制的无人驾驶汽车在实际城市道路上的测试。该公司生产的无人驾驶汽车具有较高的人工智能水平和更完整的引导车辆正确行驶的能力。同时，Google 公司采用地图引导汽车行驶的方法，在自动驾驶模式下无人驾驶汽车的行驶测试中取得了成功，但其在车与车、车与交通信号的交互方面做得还不够完善。2012 年，美国内华达机动车辆管理局准许为搭载 Google 智能驾驶系统的一辆汽车颁发牌照<sup>[6]</sup>，使得无人驾驶汽车得到更多普通人的关注。截至到 2015 年 11 月，Google 研发的无人驾驶汽车共完成了  $209 \times 10^4$  km 的路测。但是，目前 Google 公司研发的无人驾驶汽车仍然处于测试阶段，而对于开创了自动驾驶汽车商业模式的 Tesla 公司来说，其研发的无人驾驶汽车则已经实现了商业化的量产。Tesla 公司的目标之一就是在 2020 年之前实现完全自动驾驶。根据相关资料显示，自 Tesla 公司推出 Autopilot “完全自动驾驶功能”系统并将其安装在无人驾驶汽车上，搭载该系统的无人驾驶汽车至今已经完成了超过  $2.2 \times 10^9$  英里的行驶里程。

欧洲各国在无人驾驶汽车研究方面同样具有较高水平。早在 1987 年，欧洲就开启了最大的无人驾驶汽车项目 PROMETHEUS 计划，此后 8 年间，该计划成功获得了多项技术成果，为欧洲无人驾驶汽车的研究奠定了坚实的基础<sup>[7]</sup>。欧盟委员会资助的 PREVENT 计划，从 2004—2008 年，历时近 4 年，由超过 50 个汽车生产厂商和研究机构共同合作完成。该项目在使用车辆系统感知事故类型和性质的同时，将司机的驾驶状态纳入考虑范围，以避免或减少事故的发生。2006—2010 年，欧洲连续举办了五届 ELROB 无人驾驶汽车大赛，在无人车的自主导航、混合地形条件下的移动控制及目标定位等方面取得了很多重要的成果。此外，法国早在 1994 年就成功研制出轮式机器人 VAMP 和 VITA-2，该机器人在巴黎的多车道公路上成功行驶了 1 000 多公里，即使在交通拥挤的情况下，也达到了 130 km/h 的最高速度，并能独立完成并道和超车。英国也在某些专用场所中推出了无人驾驶的智能车辆，使得其无人驾驶汽车的研发水平也走在了世界前列。德国奔驰公

司在完成了对 F015 Luxury in Motion 概念车的设计后,尽管在多源技术的发展上还不太成熟,但在无人驾驶汽车领域中占据了一席之地。2015 年底,奔驰公司联合奥迪、宝马收购了诺基亚的地图业务 HERE,对高精地图领域进行了布局。而宝马公司则在 2016 年 7 月宣布将于 2021 年与英特尔和 Mobileye 公司合作,共同推出无人驾驶汽车。这也是 IT、汽车、ADAS 三巨头的首次合作。

### 1.2.2 国内无人驾驶技术发展现状

无人驾驶汽车的研究在我国始于 20 世纪 80 年代,与欧美国家相比起步较晚。由国防科技大学、北京理工大学、南京理工大学、清华大学和浙江大学于第八个五年计划期间联合研制成功的 ATB-1 是我国第一辆自主行驶测试样车<sup>[8]</sup>。在此基础上,ATB-2 也在第九个五年计划期间被成功研制。在试验中,ATB-2 的直线行驶速度能够达到 21 m/s,同时具有遥感控制等功能。随后 ATB-3 也顺利面世,其环境识别、障碍物检测和轨迹跟踪能力得到很大提高。2000 年,国防科技大学成功研制出了第四代无人驾驶汽车并取得了试验成功。2003 年,国防科技大学在我国一汽集团的赞助下,成功完成了红旗 CA7460 无人驾驶平台试验,标志着我国第一辆自动驾驶汽车的成功诞生,该车最高车速可达 47m/s,而且能够根据前方车辆的情况进行自主变道。2009—2011 年,我国先后举办了三届无人驾驶汽车大赛,为无人驾驶汽车关键技术奠定了良好基础。2011 年,一汽红旗 HQ3 无人驾驶汽车首次成功完成了从长沙到武汉的全程高速无人驾驶试验<sup>[9]</sup>,该车由国防科技大学研制成功,意味着国防科技大学在无人驾驶汽车领域的研究在国内达到了领先水平,但是该车的研发成本较高,对车型也有具体要求。2012 年,由军事交通学院研制的无人驾驶汽车成功从京津高速台湖收费站出发,顺利到达天津东丽收费站,历时一个多小时,成为首个正式认证完成公路试验的无人驾驶汽车<sup>[10]</sup>。作为国内最早布局无人驾驶技术领域的企业之一,百度公司研发的无人驾驶汽车于 2015 年 12 月完成首次路测,以最高时速 100 km/h,从北京中关村软件园的百度大厦附近出发,经京新高速公路和五环路,顺利抵达奥林匹克森林公园,全程均实现自动驾驶。2016 年,百度无人车获得了美国加州政府颁发的全球第 15 张无人车上路测试牌照<sup>[11]</sup>。2017 年 4 月,百度与 BOSCH 公司合作开发基于高精地图的自动驾驶定位系统。除了百度之外,国内也有其他企业对无人驾驶汽车领域进行了布局。2016 年 4 月,长安汽车公司研发的无人驾驶汽车从重庆出发,行驶近 2000 km,最终到达北京<sup>[12]</sup>。沿途主要在高速路段、城市综合路段行驶。尽管长安无人驾驶汽车已全面达到了无人驾驶三级水平,实现了在结构化道路上的自动驾驶,但是 在一些匝道或进站加油等

部分还是需要依靠人工介入。同年 9 月，由京东集团自主研发的中国首辆无人配送车也已经进入道路测试阶段，并宣布即将开始试运营<sup>[13]</sup>。而滴滴公司则将无人驾驶汽车作为公司的重大战略进行布局，并宣布将很快实现无人车上路。2018 年 3 月，我国正式开放无人驾驶汽车上路测试，上汽集团和蔚来汽车两家企业获得了第一批汽车开放道路测试号牌。

国家发改委等 11 部委联合印发了《智能汽车创新发展战略》，推进了智能汽车的创新发展，为无人驾驶尤其是低速无人驾驶的发展打开了巨大的想象空间。随着我国的发展，我们对物流运输的要求与日俱增，为了解决快递“最后一公里”，物资长途运输的驾驶员疲劳驾驶，电力巡检大量消耗人力等问题，世界各大厂商如特斯拉等，均开始着手研发无人驾驶技术。无人驾驶技术的发展无疑是社会巨大的进步，比如我国也将无人驾驶机器人投入疫情防控工作中，不仅提高了工作效率也降低了人员感染的风险。而且目前国内的无人驾驶技术还无法适应各种场景，各种路段的完全自动驾驶，且无人驾驶技术无法全方位的覆盖各种车型，且在反应时间上可以做出进一步的优化。

该设计就是为汽车(主要特种车辆或无人车)设计一套较为完整的自动驾驶，路径规划及特殊情况处理的系统，该系统旨在实时控制车辆完成无人驾驶及借助数据对车辆驾驶进行仿真。

## 二. 基于 unity 平台的无人驾驶汽车寻路与避障项目介绍

unity 无人驾驶车辆的第一个核心在于算法技术，我们依靠外部设备采集到的信息需要一个强大且可靠的算法为我们的车辆做出决定。他首先融合多个传感器的信息，根据驾驶需求进行全局道路规划，在运动过程中要及时的对随机出现的障碍物进行规避，这其中一个是难点在于如何分辨环境中的障碍物，没有好的算法对障碍物和可行驶区域进行辨别就无法规避障碍物。近年来人工智能的发展或许为我们提供了答案，通过神经网络我们可以使用大量的标注好的数据集对决策系统进行训练，使得决策系统对于障碍物识别的鲁棒性大大增强。

第二个核心在于车联网技术，当所有汽车通过外部设备接入互联网中共享位置信息，我们便可以解决道路拥堵问题甚至可以解决所有不规范的驾驶行为，我们对车辆进行统一规划，可以智能调整红绿灯时常和车速，达到车辆畅通无阻，无需停车的效果，达到道路利用率最大化。统一的车辆调配和规范的驾驶决策可以极大避免人类因的主观过失导致的交通事故。

基于 unity 平台的无人驾驶汽车寻路与避障项目的具体实现技术如下：

### 2.1 Unity 平台

采用 Unity3D 这一游戏引擎作为数据处理的平台，也就是无人驾驶核心控制程序。Unity3D 由 Unity Technologies 开发，是一个用于创建三维视频游戏、三维场景模型的开发工具，是一个全面整合的专业游戏引擎。车载传感器的数据将汇集进入基于 Unity3D 开发的控制系统进行处理并由其下发动作指令。之所以选择 Unity3D 作为开发工具是因其具有以下的特点：

跨平台性：Unity3D 引擎具有良好的跨平台性，使得开发者可以不更改开发环境及代码结构就可以编译出各种平台的可执行文件，对于车载电脑的 Ubuntu16.04 系统兼容性更高。开发者使用的 C#脚本将会被转化为 CIL（Common Intermediate Language）通用中间语言的代码指令集，然后通过 JIT（动态编译）或 AOT(静态编译)生成目标平台的原生代码，以此来快速实现运行平台的转换。

GUI 开发简易：作为一款游戏引擎，其 UI 界面开发能力尤其突出，这在极大程度上方便了无人驾驶程序的开发，与 Linux 中常见的 GUI 开发工具 Qt 相比，Unity3D 引擎将 GUI 设计极大的简化，实现一些基础组建省去了编程的步骤。并且 Unity3D 引擎更适合开

发具有 3D 场景的软件，结合 3D 车辆及道路模型，可以在无人驾驶车辆运行过程中更好的观察到车辆数据的变化，以及使用 GUI 界面为车辆下一步动作做出简单显明的提示，使得操作人员及时发现行驶路线的错误，从而避免事故的发生。

**神经网络开发环境:**在无人驾驶算法中较多使用 Python 结合 Tensorflow 环境进行开发，但在无人驾驶软件开发过程中，需要使得神经网络结合进程序中，而不是运行与一个单独的 Python 环境中。Unity3D 引擎插件众多，其中包含很多用于 AI 训练的环境插件，如所使用到的 ML-AGNET。Unity Machine Learning Agents(ML-Agents)属于开源插件，借助其在无人驾驶系统开发中训练和使用智能代理<sup>[14]</sup>。借助 ML-AGNET 环境可以使用 强化学习、模仿学习、遗传进化或其他机器学习方法。ML-AGENT 插件在无人驾驶平台中起到了仿真和模拟的作用，通过使用车辆三维模型进行模拟道路运行测试来更高效更安全的测试无人驾驶代码。并且借助该环境可以通过大量模拟训练生成测试数据集并通过 Python 接口对数据进行快速提取和清洗，然后使用 Tensorflow 生成神经网络模型文件。该模型文件经由 ML-AGENT 进行转换后可在 Unity3D 中使用，当使用训练后的神经网络模型对数据进行预测时，由 Unity3D 编译的程序可独立运行不再需要 Python 及 Tensorflow 环境支持。这一优点使得多种神经网络的模型储存在无人驾驶程序中并且脱离 Python 环境运行。

**稳定性:** Unity3D 引擎具有良好的日志系统，便于采集错误信息或对系统运行情况进行观察，在运行过程中 Unity3D 只会运行一个主要线程，多个算法脚本更新将共用一个主线程以保证临界资源不发生紊乱。对于 UDP 网络传输脚本等会阻塞主线程的脚本可以使用协程的方式与主线程同步运行，避免造成主线程的长时间阻塞。

## 2.2 车辆导航定位技术

LiDAR 定位<sup>[15]</sup>和视觉定位均属于 SLAM 定位技术，该技术主要通过对比两帧数据间特征点的运动方向来判断运动方向，目前基于单目视觉的 ORB-SLAM2 算法<sup>[16]</sup>拥有较强的鲁棒性且及其节省资源，适合辅助修正导航数据。

## 2.3 数据预处理技术

数据预处理是将车载摄像头获取到的图像传入平台。数据包会经过 UDP 协议发往本地地址 127.0.0.1，Unity 程序会监听端口，检测数据是否有异常、损坏等情况。之后通过 Unity3D 引擎，将摄像头图片数据转化为具有相同纹理材质的模型，以便在 Unity3D 中使

用。

## 2.4 路径规划技术

首先获得目的地的坐标，经过全局路径规划算法规划出全局路径。在车辆行驶过程中使用局部路径规划算法，根据车辆行驶路线以及路线上出现的障碍物，在车辆局部运动时做出相应的规划。

局部路径规划算法选用的是 DWA(Dynamic Window Approach)算法，原理是通过对当前时刻车辆运行的速度空间采样，通过多组前进速度以及转向角速度的分析，预测出车辆在下一时刻的多种运动路径。最终通过评价函数从预测出的路径中选取最佳运动路径，该路径所对应的速度组合将被作为下一时刻车辆运行状态的目标<sup>[17]</sup>。

### 2.4.1. 运动模型分析

无人驾驶车辆采用的是自行车模型，对车辆的运动状态进行了简化。在使用自行车模型时，需要满足以下条件：

①车辆的前轮胎有恒定的角速度和转速，后轮胎也有同样的角速度和转速，这样可以将前后四个轮胎简化为前后两个轮胎来表示，其结果类似于自行车。

②车辆的运动处于一个二维的平面，可以忽略车辆的垂直方向的运动，只关注车辆水平方向的运动，从而可以以俯视图来对车辆运动进行模拟。

车辆的运动方式是采用后轮提供驱动力，前轮提供转向力，满足了日常生活中大多数车辆的运动方式。车辆的运动模型可简化为下图：

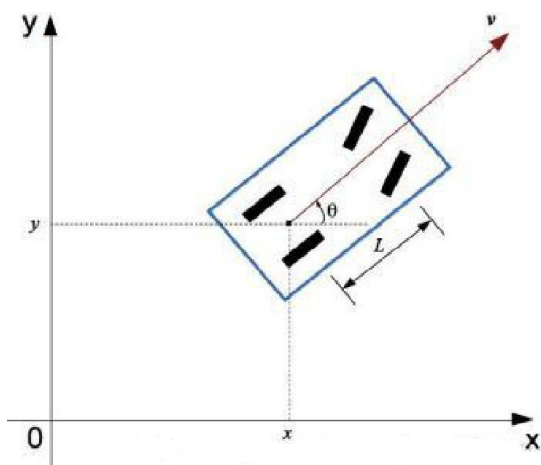


图 2-1 车辆运动模型

无人驾驶车辆相对于 X 轴的角度被标记为  $\theta$ ，无人驾驶车辆在  $\theta$  角度上的方向速度为

$v$ ，无人驾驶车辆的轴距被标记为  $L$ ，无人驾驶车辆当前的坐标（取车辆后轴中点）为  $(x,y)$ 。  
其简化后的自行车模型如下：

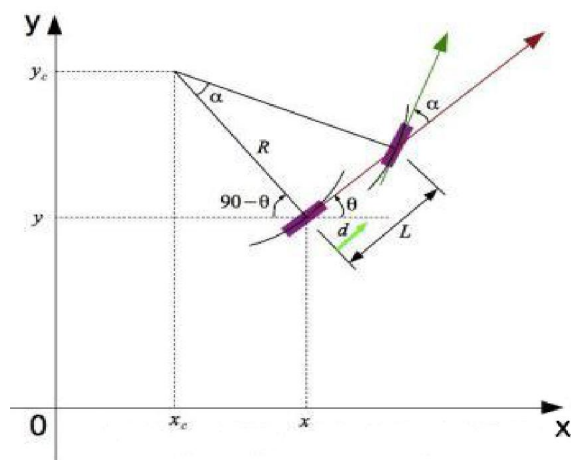


图 2-2 车辆简化后运动模型

将自行车模型转换为运动学模型后如下：

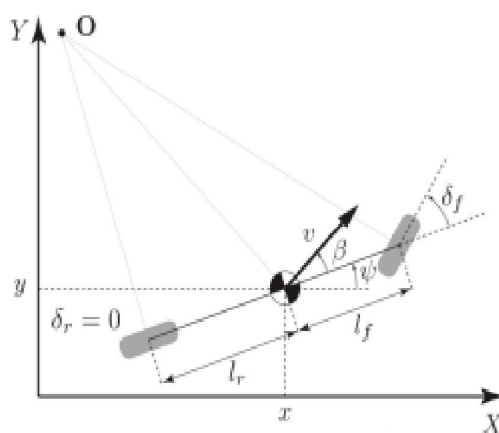


图 2-3 自行车模型运动学模型

无人驾驶车辆前轮转向角度被标记为 $\beta$

无人驾驶车辆当前位置坐标（取车辆中心位置）为  $(x,y)$

无人驾驶车辆相对于  $X$  轴的偏航角度被标记为 $\psi$

无人驾驶车辆在 $\psi$ 方向上的速度被标记为  $v$

$l_f$  与  $l_r$  之和即为无人驾驶车辆的轴距

通过无人驾驶车辆的简化自行车模型进行计算得到以下运动状态公式：



$$x_{t+1} = x_t + v_t \cos(\psi_t + \beta) \times dt$$

$$y_{t+1} = y_t + v_t \sin(\psi_t + \beta) \times dt$$

$$\psi_{t+1} = \psi_t + \frac{v_t}{l_r} \sin(\beta) \times dt$$

$$v_{t+1} = v_t + a \times dt$$

图 2-4 自行车模型运动状态公式

根据车辆行驶的速度、转向角度及轴距信息便可以简化计算车辆的运行状态。通过公式计算得车辆下一时刻 X,Y 坐标并将坐标相连成为一条轨迹。

#### 2.4.2 速度采样分析

由于安全因素限制，无人驾驶车辆需要有自身的最大行驶速度和最小行驶速度。除此之外，车辆自身的加速度与车辆发动机性能有关，不会无限制增大，具有一个限度值，所以车辆存在最大加速度和最大减速度的现实。因此，在一个周期内的车辆行驶模拟存在一个动态速度窗口，在该窗口内的速度是车辆在一个周期内可以达到的速度。例如，对车辆速度的预设值为 30ms，根据车辆的当前速度和加速度减速度信息，可以推测出在 30ms 周期内该车辆的速度变化范围。当前车辆的速度假设为 30m/s，最大加减速速度为 5m/s<sup>2</sup>，那么可以计算出下一个周期内速度范围为 29.85m/s—30.15m/s。

车辆的方向角度需根据方向盘测试得到的数据来决定，根据方向盘方向机的响应速度决定车辆的转动角度，与速度一样，车辆在下一周期的运动方向也可以模拟成一个动态方向窗口。

#### 2.4.3 运动路径评价

在根据动态速度窗口和动态方向窗口预测出下一周期车辆的速度以及方向变化范围后，可以在车辆所在的二维平面中形成大量的坐标点，每一个点与车辆当前位置坐标点的连线代表了车辆在下一个周期可能的运行轨迹。在 unity 模拟实验时，本组设计了 300 种轨迹组合预测，并且将碰撞道障碍物的运动轨迹排除在评价之外。

除去碰撞道障碍物的运动轨迹之后，根据预测的运动路径与全局规划路径的拟合程度、预测的运动路径与全局规划路径的终点的距离、预测的运动路径与障碍物的距离这三点，评价行驶路径的得分。预测的运动路径与全局规划路径的拟合程度越高，得分越高；预测的运动路径与全局规划路径的终点距离越近，得分越高；预测的运动路径与距离车辆最近的障碍物距离越远，得分越高。最后按照得分高低选出一条最优路径，使得车辆能在尽可能远离障碍物的情况下，选取一条遵循全局规划路径的，距离终点较近的一条路线<sup>[18]</sup>经过筛选后的最佳路径，其车辆速度与车辆方向盘角度信息将会被作为下一周期车辆的行驶指令。

## 2.5 车辆控制原理

在无人驾驶车辆控制方面，采用的是 PID(Proportion Integration Differentiation)控制算法。PID 算法的应用非常广泛，其原理是根据控制对象输出的反馈来进行矫正的控制方式，包括了比例、积分、微分三种控制算法。通过组合三种算法可有效地纠正被控制对象的偏差，从而达到一个稳定的状态。

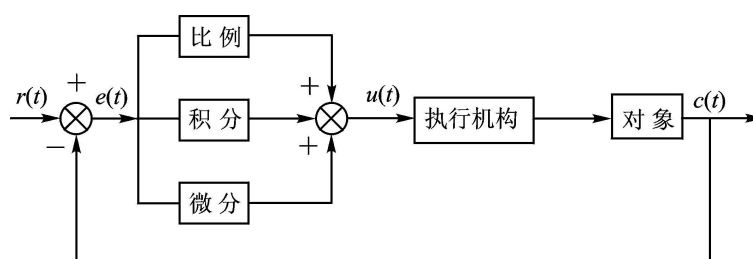


图 2-5 PID 控制原理

P 是指比例系数，I 是积分系数，D 是微分系数。比例系数 P 简单来说就是指执行器函数的斜率，在计算时一般标为  $K_p$ 。执行器的输出值

$$U = K_p * (\text{currentValue} - \text{totalValue})$$

$\text{currentValue} - \text{totalValue}$  是当前值与目标值之间的差值，简称为误差。比例调节就是根据当前的值与目标值的差值，乘以了一个  $K_p$  的系数，来得到一个输出值，这输出值直接影响了下次当前值的变化。

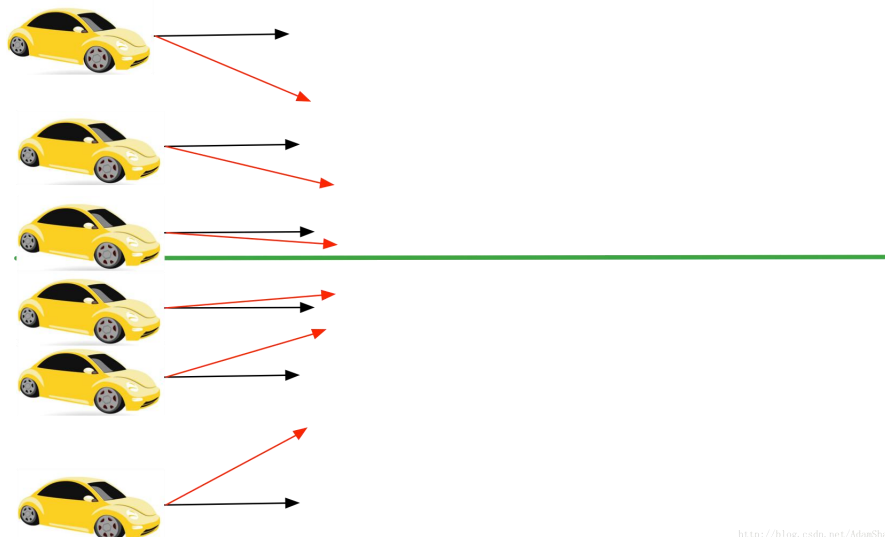


图 2-6 P 调节影响汽车运动状态

如果只有比例调节的话，系统会震荡的比较厉害。比如你的汽车现在运行的速度是 60km/h，现在你想通过你的执行器去控制这个汽车达到恒定的 50km/h，如果你只用  $k_p$  进行比例调节话。 $U = K_p * (60 - 50)$ ，假设  $K_p$  取值为 1，此时得到  $U$  执行器的输出值是 10，结果当你执行器输出后，发现汽车一下变成了 35Km/h，此时  $U_2 = K_p * (35 - 50)$ ，此时得到  $U$  执行器的输出值是-15，结果当你执行器输出后，发现汽车变成了 55Km/h，由于惯性和不可预知的误差因素，你的汽车始终无法达到恒定的 50km/h。始终在晃动，相信如果你在车上，你一定吐的很厉害。所以光有比例系数进行调节，在有些场合是没有办法将系统调稳定的。

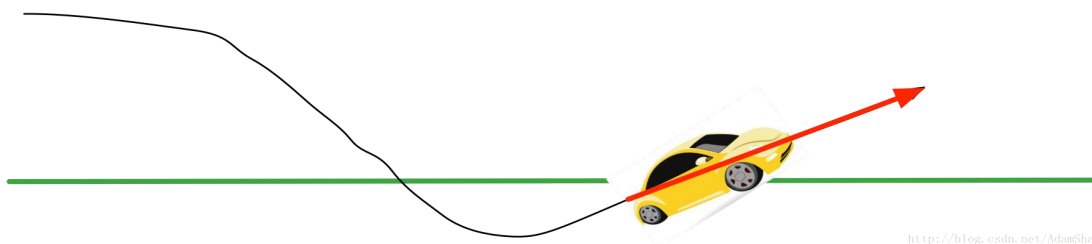


图 2-7 进行 P 调节后车辆产生震荡

所以可以为了减缓震荡的厉害，则会结合使用比例 P 和微分 D。微分 D，实际上是对误差进行微分。加入误差 1 是  $err(1)$ 。误差 2 是  $err(2)$ 。则误差  $err$  的微分是  $(err2 - err1)$ 。乘上微分系数 D，大家叫做 KD，则当执行器第 1 次调节后有了第 1 次的误差，第 2 次调节后有了第 2 次的误差，则结合 P 系数。就有了 PD 结合，根据每次调节时，误差的值的经验推算，你就能选取出 D 的系数。假如误差是越来越小的，那么微分后肯定是一个负值。

负值在乘以了一个D系数 加上了比例调节的值后肯定值要比单纯使用比例调节的值要小，所以就起到了阻尼的作用。有了阻尼的作用就会使得系统区域稳定。PD 结合的公式经过上面的分析后为

$$U(t) = K_p * err(t) + K_d * derr(t)/dt$$

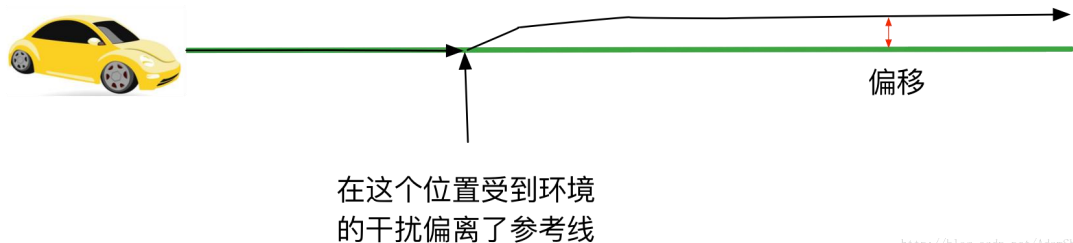


图 2-8 PD 调节后车辆产生偏移

积分 I，实际上是对误差的积分，也就是误差的无限和。kI 的值越大，积分时乘的系数就越大，积分效果越明显。所以，I 的作用就是，减小静态情况下的误差，让受控物理量尽可能接近目标值。微分控制的缺点是对干扰噪声敏感，使系统抑制干扰的能力降低。为此可在微分部分增加惯性滤波环节。

$$U(t) = K_p * err(t) + K_i * \sum_{i=0}^k e(i) + K_d * derr(t)/dt$$

PID 算法可以自动对控制系统进行准确且迅速的校正。

## 2.6 道路识别

这里我们采用的是全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)。与传统 CNN 在卷积层之后使用全连接层得到固定长度的特征向量进行分类(全连接层+softmax)不同，FCN 可以接受任意尺寸的输入图像，然后通过反卷积层对最后一个卷积层的 feature map 进行上采样，使它恢复到输入图像相同的尺寸，从而可以对每个像素都产生了一个预测，同时保留了原始输入图像中的空间信息，最后在与输入图等大小的特征图上对每个像素进行分类，逐像素地用 softmax 分类计算损失,相当于每个像素对应一个训练样本

优点：

1、可以接受任意大小的输入图像，而不用要求所有的训练图像和测试图像具有同样的尺寸。

2、更加高效，因为避免了由于使用像素块而带来的重复存储和计算卷积的问题。

FCN 整体的网络结构分为两个部分：全卷积部分和反卷积部分。其中全卷积部分借用了一些经典的 CNN 网络（如 AlexNet, VGG, GoogLeNet 等），并把最后的全连接层换成卷积，用于提取特征，形成热点图；反卷积部分则是将小尺寸的热点图上采样得到原尺寸的语义分割图像。

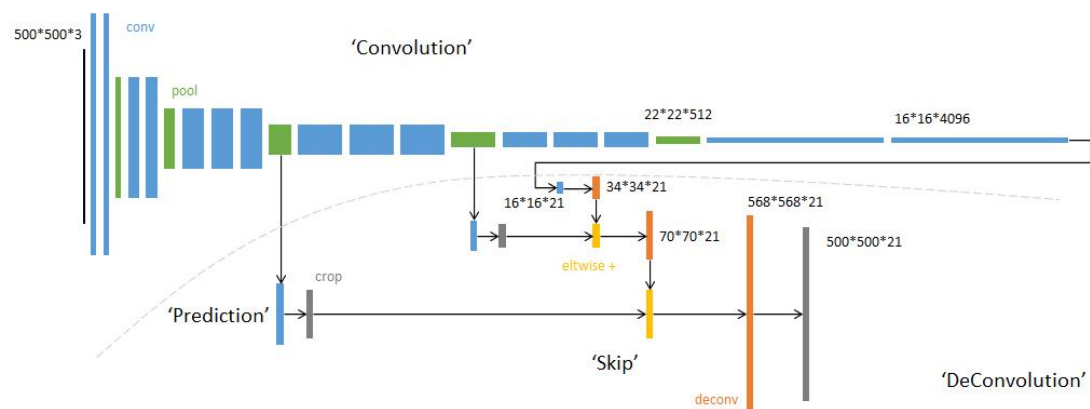


图 2-9 FCN 网络结构

输入和输出：

网络的输入可以为任意尺寸的彩色图像；输出与输入尺寸相同，通道数为： $n$ （目标类别数）+1（背景）。

全卷积：

网络在 CNN 卷积部分不用全连接而是替换成 卷积的目的是允许输入的图片为超过某一尺寸的任意大小。

上采样（Upsampling）：

由于在卷积过程中，我们的 heat map 变得很小（比如长宽变为原图像的  $\frac{1}{4}$ ），为了得到原图像大小的稠密像素预测，我们需要进行上采样。

一个直观的想法是进行双线性插值，而双线性插值很容易用反向卷积（backwards convolution）通过固定的卷积核来实现。反向卷积又可以被称为反卷积（deconvolution），在近期的文章中通常被称为转置卷积（transposed convolution）。

在实际应用中，作者并没有固定卷积核，而是让卷积核变成可学习的参数。

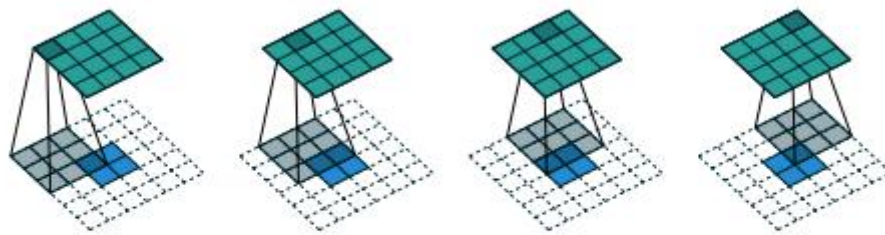


Figure 4.1: The transpose of convolving a  $3 \times 3$  kernel over a  $4 \times 4$  input using unit strides (i.e.,  $i = 4$ ,  $k = 3$ ,  $s = 1$  and  $p = 0$ ). It is equivalent to convolving a  $3 \times 3$  kernel over a  $2 \times 2$  input padded with a  $2 \times 2$  border of zeros using unit strides (i.e.,  $i' = 2$ ,  $k' = k$ ,  $s' = 1$  and  $p' = 2$ ).

图 2-10 转置卷积

### 跳级结构 Skips:

如果利用之前提到的上采样技巧对最后一层的特征图进行上采样的到原图大小的分割，由于最后一层的特征图太小，我们会损失很多细节。因而作者提出增加 **Skips** 结构将最后一层的预测（有更富的全局信息）和更浅层（有更多的局部细节）的预测结合起来，这样可以在遵守全局预测的同时进行局部预测。

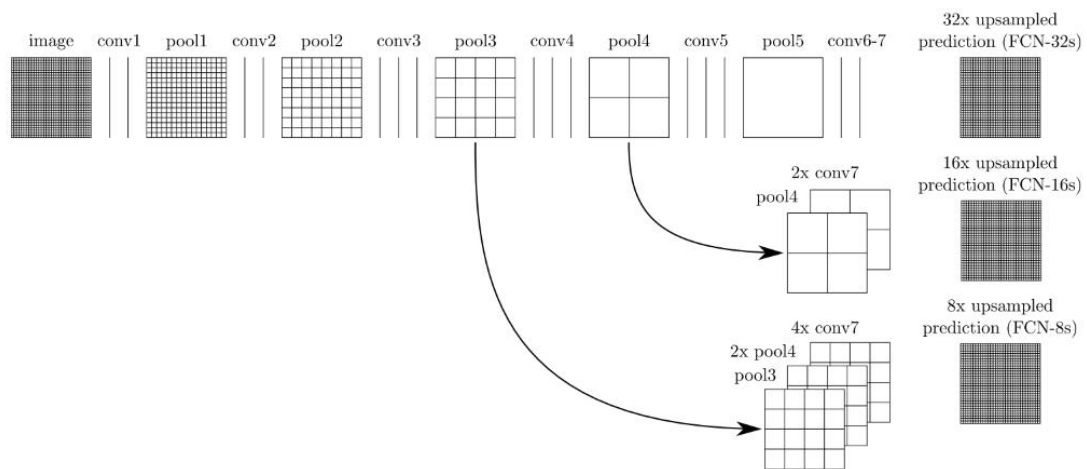


图 2-11 FCN 网络跳级结构

我们将底层（stride 32）的预测（FCN-32s）进行 2 倍的上采样得到原尺寸的图像，并与从 pool4 层（stride 16）进行的预测融合起来（相加），这一部分的网络被称为 FCN-16s。随后将这一部分的预测再进行一次 2 倍的上采样并与从 pool3 层得到的预测融合起来，这一部分的网络被称为 FCN-8s。

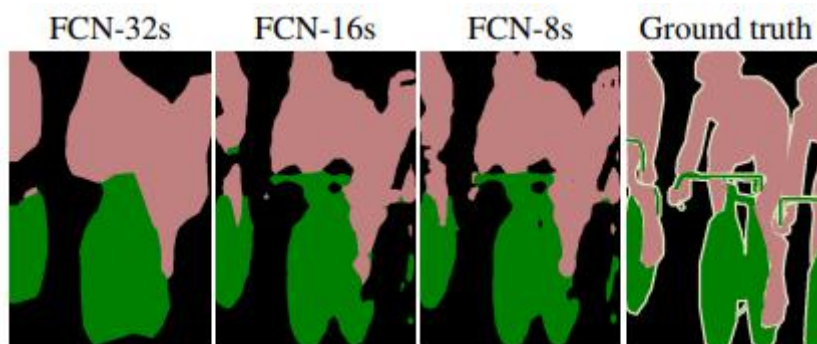


图 2-12 FCN 网络模拟运行图

在仿真环境中模拟了综合传感器的传入数据，通过制作 360 条检测射线模拟真实运行环境中的激光雷达数据并将数据实时解析运算，观察车辆模型实际运动情况以检验算法的正确性。为满足车辆摄像头数据的仿真通过 Tensorflow C#环境搭建了基础 FCN 神经网络框架，该框架可以加载已训练好的 Tensorflow 神经网络模型文件并且加载模拟道路视频进行测试，本框架可以实时显示语义分割网络对视频信号的处理结果，并将分割的可行驶区域展现在画面中。

## 2.7 车辆与场景的仿真

得益于 Unity3D 强大的 3D 场景渲染能力，使用了基于真实车辆的车辆模型对车辆状态进行可视化。所使用的车辆模型可以还原真实车辆的轴距、轮胎直径、轮胎摩擦力、轮胎转向角度、整车质量、车辆动力等信息，按照所使用的真实车辆进行参数配置。

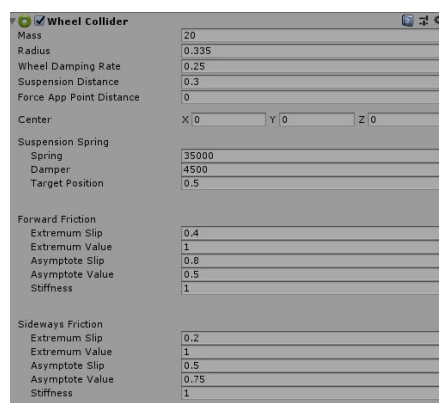


图 2-13 车轮物理量图



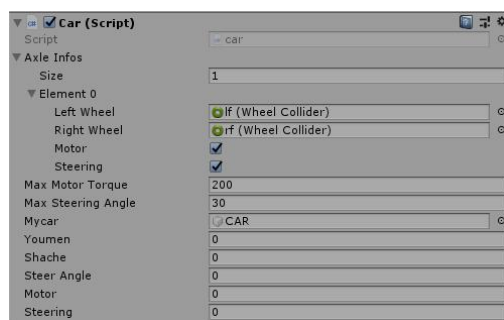


图 2-14 车辆物理数据图

在软件运行中，将获取的传感器信息实时体现在画面中，例如车辆朝向信息将反映在车辆的模型朝向中，车辆的速度、刹车状态、挡位、油门大小、车灯指令等信息将通过车身 ECU 设备获取并显示在画面中。基于本次测试的实验场地对场地进行了 GPS 标定和地图匹配，通过 unity3d 场景展示出车辆在地图中的运行位置信息：



图 2-15 模拟道路图

算法仿真：算法的仿真为无人驾驶系统的开发提供了新的思路，例如，很难测试有雪或雾的天气。此外，还有一些极端情况如具有危险性的避障或躲避行人测试，如果直接使用真实车辆测试将会带来很大风险。可以通过仿真来模拟这些情况并验证无人驾驶算法的可行性、可靠性。



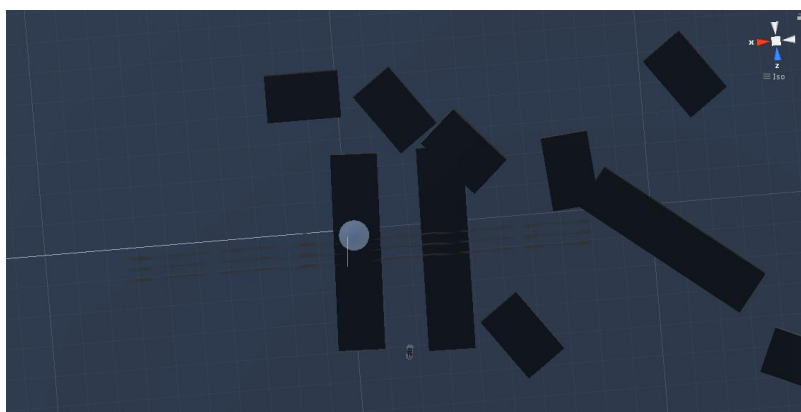


图 2-16 无人驾驶避障模拟场地图

游戏引擎可以帮助高效地进行全堆栈闭环仿真，特别是在感知模块的仿真方面。如使用游戏引擎创建一个赛车游戏，可以重建一个三维环境，在其中可以模拟摄像机、激光雷达和其他输入信号。

当使用游戏引擎进行模拟时，我们拥有所有的模型物理信息，并且可以输出最准确的真实值供无人驾驶系统训练。可以动态地改变世界，可以有不同的时间，不同的天气，不同的路况，这些都很容易在仿真中实现。

在 Unity3D 中使用了具有真实物理特性的车辆模型，因此在对车辆避障算法的测试中，可以通过放置障碍物或手动制作赛道的方式为车辆打造测试环境。

在仿真环境中模拟了综合传感器的传入数据，通过制作 360 条检测射线模拟真实运行环境中的激光雷达数据并将数据实时解析运算，观察车辆模型实际运动情况以检验算法的正确性。为满足车辆摄像头数据的仿真通过 Tensorflow C#环境搭建了基础 FCN 神经网络框架<sup>[19]</sup>，该框架可以加载已训练好的 Tensorflow 神经网络模型文件并且加载模拟道路视频进行测试，本框架可以实时显示语义分割网络对视频信号的处理结果，并将分割的可行驶区域展现在画面中。

针对局部路径规划算法-DWA 算法进行了可视仿真场地，在场地中模拟车辆将按照 DWA 算法指引进行自动路线规划，通过这一仿真场地使其可以直观地感受到车辆的规划过程，其每一次路径预测将被显示在画面中。该仿真平台在调节 DWA 算法的参数如评价函数中发挥了重要的作用，DWA 算法各个参数对总体路径选择的影响被直观的体现给开发者。

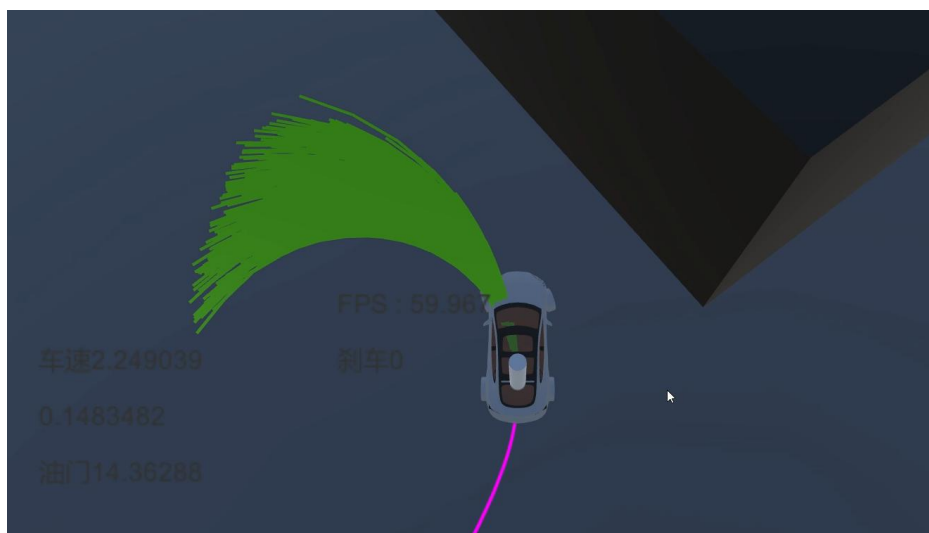


图 2-17 无人驾驶路径规划仿真界面图



图 2-18 无人驾驶路径规划仿真界面图

### 三. 基于 unity 平台的无人驾驶汽车寻路与避障项目的创新设计

#### 3.1 用宽度学习网络替换深度学习网络

之前学习深度学习时，感觉近几年算法越来越复杂，各种创新层出不穷，但鲜有在网络结构上的颠覆性创新。在第四届亚洲人工智能技术大会上陈俊龙院士讲解的宽度学习，是一种不依赖深度结构的神经网络结构，其优秀的运算速度和简洁的结构可以说是机器学习界的一股清流，这使我们眼前一亮。讲座结束后我们一起分析了这个算法，考虑能否将其应用到这次比赛项目当中。

收益：相对于“深度”结构来说，“宽度”结构由于没有层与层之间的耦合而非常简洁。同样，由于没有多层连接，宽度网络亦不需要利用梯度下降来更新权值，所以计算速度大大优于深度学习。在网络精度达不到要求时，可以通过增加网络的“宽度”来提升精度，而增加宽度所增加的计算量和深度网络增加层数相比，可以说是微乎其微。基于宽度学习的计算速度优势，理论上适用于预测实时性要求较高的系统。而车辆行驶过程中对于突发状况（比如，突遇车祸，前车紧急制动，车辆乱闯红灯、胡乱变道等）的紧急应对避让至关重要。也就是说，该结构在车辆进行紧急避让时会表现的很好。而对于检测正常的标志物（障碍物）时，更快的计算速度带给我们更好的避让效果。这在无人驾驶领域有着非比寻常的意义。

可行性：BLS(宽度学习系统)的设计是，首先，从输入数据生成映射的特征，形成特征节点。其次，将映射的特征增强为具有随机权值的增强节点。所有映射特性和增强节点的连接都被输入到输出中。设计了伪逆的岭回归来求得期望的连接权值。通过在特征节点和增强节点上的广泛扩展，为网络设计了广泛学习算法。增量学习算法的发展是为了快速重塑在广泛扩展无需再训练过程，如果网络认为要扩大。需要注意的是，一旦学习系统完成建模，由于广泛的扩展，可能会存在一定的冗余。采用低秩近似可以使系统更加简化。摘要低秩逼近作为一种新的科学计算工具，已被建立起来，用于解决传统方法难以解决的大规模线性和多线性代数问题。

宽度网络的实质是一种随机向量函数链接神经网络（random vector functional link neural network, RVFLNN）。与 CNN 不同，该网络并不通过反向传递改变特征提取器的核，而是通过求伪逆计算每个特征节点和增强节点的权重。这就好比我们找来 100 个不懂数学的孩子，他们对于任何问题（如  $1+1=?$ ）的回答都是 0-9 中的任意一个数字，但这些

孩子有自己的偏好，也就是说，他们回答的随机分布不同。网络的目的是如何通过这 100 个孩子的回答预测出所提问题的答案。

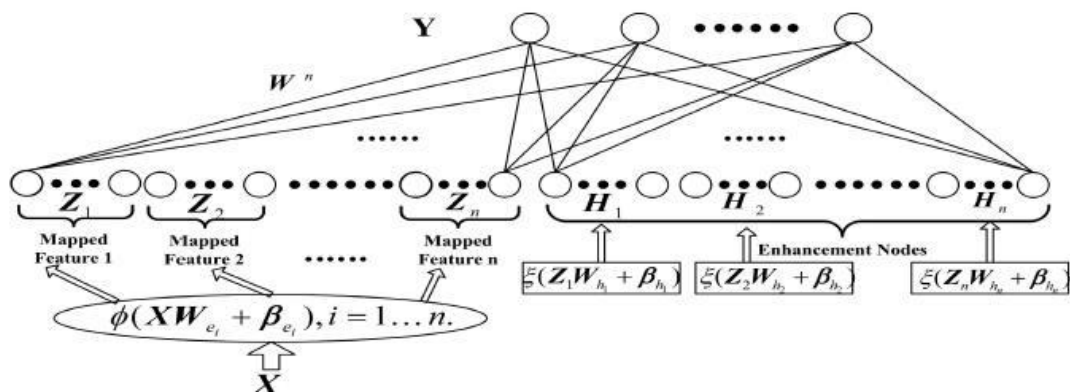


图 3-1 宽度学习网络结构图：每个网络的输入由特征节点与增强节点构成

迄今为止，宽度学习的发展十分迅速，已经从最初的手写数字识别应用发展到了可以应用于大数据教育，食品安全识别，货运系统货物检测等具体领域。目前，宽度学习网络与人工智能无人驾驶汽车技术的交互相对较少，不失为一个新的探索领域。在对宽度学习和无人驾驶领域都有了一定的了解后，本小组经过讨论一致认为在未来，宽度学习肯定会涉及无人驾驶领域，并且有所建树。所以，本小组认为宽度学习网络应用于无人驾驶汽车是可行的。

### 3.2 无人驾驶汽车的交警手势识别

在日常的行车过程中，智能化的检测和判断道路上交通信号和路况是实无人驾驶的最重要的技术。针对目前复杂的城市路况和突发的紧急事故现场，交警现场指挥仍然是保证交通秩序的最有效方式。随着高级辅助驾驶或无人驾驶对实际路况准确的判断需求越来越明显，特别是处理人为介入交通指挥的一些场景，通过计算机及其附属设备识别现场指挥交警的手势显得尤为重要。而目前识别交警手势的方法主要是通过车载的摄像头获取图像后，由计算机通过对使用图片进行阈值分割、形态学变化等方法进行预处理，得到图片有用信息的区域(如交警形态、指示牌等)，然后通过预设电脑中人为总结的先验知识，如有用信息区域的连通性、形状、窗宽高比值、相对空间位置等再对有用信息区域做一个二次判断和处理，直至在图片中找到(如交警使用指示牌动作的)我们想要的图片区域，最后根据计算机算出该区域与计算内预设的交警标准指挥姿态图片的置信度的高低，通过预设的阈值，得到实际路况下交警在执行什么样的动作。该种方案的不足之处在于无法适应多变的场景，尤其是对摄像头所捕捉到的图片质量有着较高的要求。然而，实际情况却是捕

捉到的图片的质量参差不齐。

收益及可行性：对此，本项目提出一种基于无人驾驶汽车的交警手势识别方法。按下述步骤进行：a.基于宽度学习神经网络建立手势识别训练模型；b.将由无人驾驶汽车的车载摄像头采集的图像信号输入到手势识别训练模型；c.手势识别训练模型对图像信号进行训练，以识别图像信号中的交警手势，将识别结果输入到分类器进行手势分类得到标准手势信息。本发明能够满足智能驾驶领域对现场指挥交警的手势识别的需求，且对识别效率高，识别速度也快，能够更好的随交警手势利用驾驶软件去进行车辆控制。该系统的建立是基于 RVFLNN 的思想。当需要新的特征节点和增强节点时，可以对设计的模型进行宽度的扩展。并设计了相应的增量学习算法。如果网络认为需要扩展，增量学习是为在广泛扩展中快速重建而开发的，而无需再训练的过程。

### 3.3 无人驾驶车辆联网平台

2018 年，网约车公司优步测试的一辆无人车在亚利桑那州撞到了一名推着自行车过马路的女性，成为无人车致行人死亡的第一例。另外，在全球范围内，无人驾驶都有发生过事故，使得人们对无人驾驶的安全性和可靠性存在顾虑。现实中路上的情况复杂多变，道路拥挤、地面标线不清楚的城市路况。除此之外，多变的天气状况也是一个主要难题。而目前的无人驾驶不够成熟，还需要对多种紧急的极端状态进行测试，从实验中得出最优解，确保汽车与行人的安全，才能安心的投入使用。对此，我们考虑加入使用手机平台语音助手的支持。用手机语音助手来控制汽车。支持控制的内容包括：解锁车辆、闪烁车灯、鸣笛、远距离定位以及检查剩余电量等。

除此之外，针对于商用车辆，例如工业园区清扫车辆、自动洒水车辆等，平台还应针对性的加入全部车辆查看功能，并且可以通过平台获得管理员权限，对所有车辆进行调度，以解决拥堵、人流密集时刻停止运行和避开人流等功能。

## 四、设计效果与结果

### 4.1 仿真平台

使用的是 Unity3D 作为仿真平台进行的无人驾驶测试。Unity 提供一整套软件解决方案,可用于创作和变现实时互动的 2D 和 3D 内容。可在此平台上实现机器学习的算法。本实验的主机平台为 windows 10 家庭版,同时安装有 Tensorflow 和 pip 库。硬件情况如下: Intel i7+NVIDIA GTX1060+16G RAM。

### 4.2 设计结果

我们期望本设计产品可以应用于更加多方位的应用场景且可适应更加极端的情况下。例如对于重庆市来说,重庆市的车辆已经超过 400 万辆居全国第三且桥梁较多,一般车速都非常快,使得道路清洁变成了一件危险的工作。同时,本产品作用于无人的快递派送、码头仓库的内部厂房的物流运输、外出打车都有不错的表现。如图 4-1 所示,对于道路上的停放的车辆可以自动检测出道路上的障碍并自动避让。实验效果如图 4-3 所示,小车可以根据路上的规划线来辨别自己的道路。作为基础功能,无人车的自动寻路功能是重中之重。但是,自动寻路的基础是对于道路的识别,我们的算法通过大量的数据训练后可以清晰的区分出道路并以此来创建出自己的模型.如图 4-2 所示,左上角的图片清晰地识别出了道路并限制在道路内行动。通过对于模型的不断训练、研究、试错,我们找到了无人车对于道路识别的最优的识别参数。同时当小车通过雷达信号检测到转弯时,会自动减速提高安全性。当然小车也会自动检测到障碍物的出现并自动绕开,如图 4-4 所示。最终,没有任何碰撞的到达设定好的目标点。

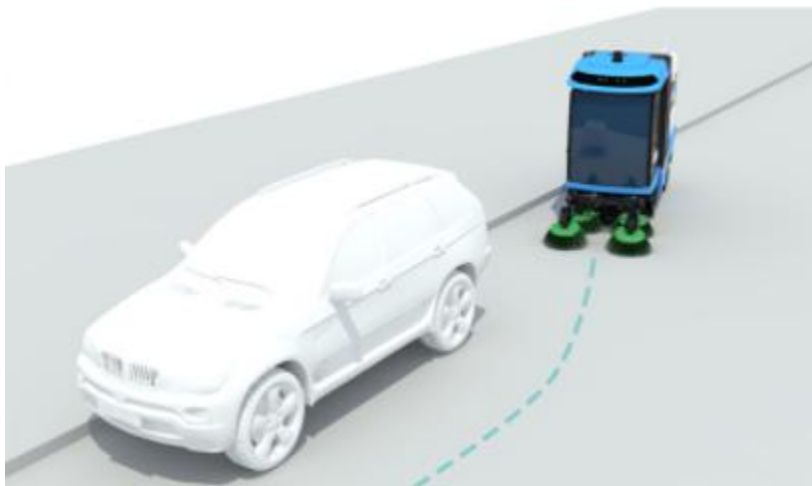


图 4-1 障碍物检测并绕行



图 4-2 道路识别检测

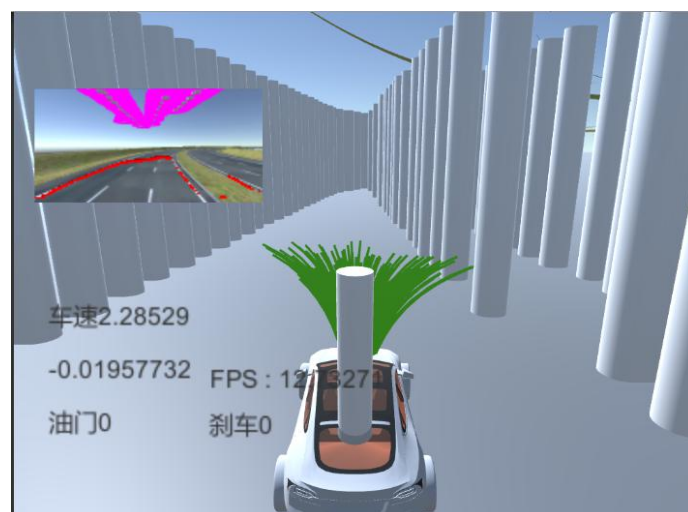


图 4-3 道路检测模拟



图 4-4 障碍物自动避让



### 4.3 设计效果

除了上述已经实现的功能外，我们同时对无人驾驶汽车有着更高的期待。本产品首先基于宽度学习的视觉检测使得对于来车或突发的物体侵入有了更快的反应。宽度学习的运算速度是我们所看重的。同时，无人车作为智能化的代表，他需要可以应对各种紧急的情况。例如在道路拥堵的情况下，一般会由交通警察进行道路的疏导，此时交警的指挥的指令应是最高指令，所以无人车还应该可以识别出交警做出的各种指令手势，如图 4-5 所示。除此之外，建立相关的软件平台也是必不可少的，如图 4-6 所示。在平台上会有着更加丰富和个性化的设置，例如我们可以在软件上追踪无人车的定位和车辆的各种性能参数以便我们可以更加准确的了解到车子的健康状况；也可以在冬天的时候提前将车子启动，创造一个舒适的乘车体验同时也是对发动机的一种保护。当然软件的功能还有很多，这里就不一一赘述了，总而言之就是为了让我们生活更加便利。

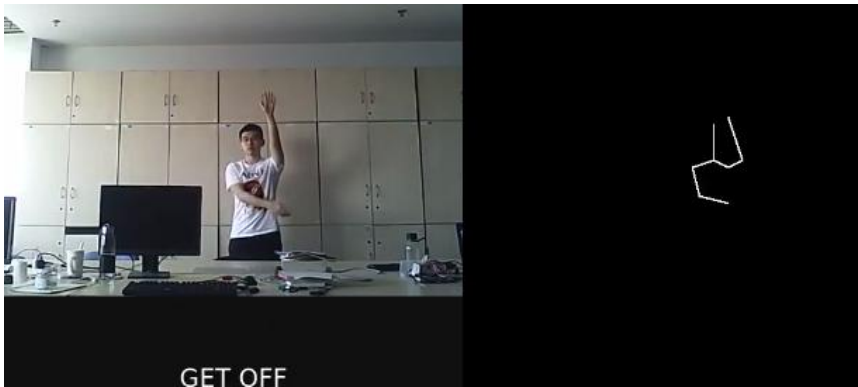


图 4-5 交警指挥手势

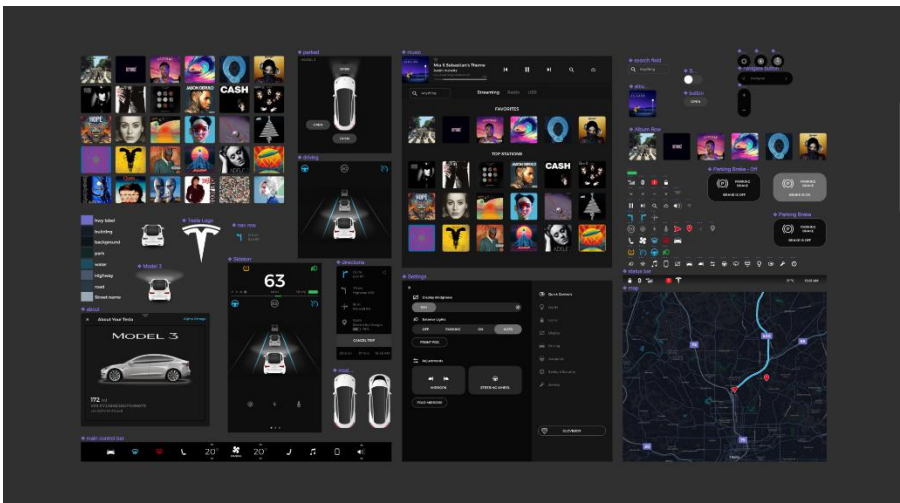


图 4-6 软件界面

伴随着 5G 的发展，带宽与网速的高速更新，当我们的无人车拥有了这些功能之后，



便可大幅度的提升在真实道路上行驶的安全性，同时也可以有更多的应用场景。对于决策和执行层面，目前汽车自动驾驶技术只存留于单车智能方向。未来利用 5G 技术低时延、高可靠、高速率和大容量的能力，自动驾驶技术很有可能实现多车互联。这样不仅可以帮助车辆之间进行位置、速度、行驶方向和行驶意图的沟通，还可利用车辆间的无线互联，让多个车辆进行协作式决策，合理规划执行方案。在未来无人汽车将会于智能交通体系连接在一起，形成正真的交通体系，通过大数据分析来帮助无人车制定最优的路径。

## 五. 总结与展望

在本次实验过程中我们从无到有实现了一个无人驾驶碰撞检测及自动寻路的仿真测试，基于 unity 平台的无人驾驶车辆模型能够自动寻找路径，从起点抵达终点，在途中会检测出障碍物，并基于 FCN 算法实现碰撞检测及避让的实现，基于 DWA 算法对于路径进行自动规划与寻找。在后续的研究中，我们将结合深度学习继续提高障碍物的检测的速度与精度，并且能在较短时间内做出应答，也将继续对行人，交通信号灯，交通标志，等进行检测，对特殊车辆进行检测以及及时的避让。对于更加复杂的场景能够做到安全有效的自动驾驶。

无人驾驶的脚步已经势不可挡，我们正在加速步入现代化、高科技化的社会中，科技的发展使得车辆由传统的人工驾驶转为无人驾驶的脚步成为必然。无人驾驶系统不仅代表了科技的发展也代表了生产力的解放和人们生活水平的提升，无人驾驶系统将我们从重复且耗费时间的工作中解放出来，不仅节省了社会劳动时间，减少了人力的参与，也将会使得道路系统以更高效更规范的模式运行。尤其在交通运输行业，无人驾驶的出现无疑带了巨大的变革，以往大型货运车辆常常选择在夜晚车流量较少的时段工作，长途夜间行车必然会带来诸如疲劳驾驶等不安全因素，并且大型货运车辆存在较大盲区，在城市、闹市区等路段时常因盲区太大而发生交通事故酿成惨剧。更严重的是大型车辆多出现违规超载等问题，也是需要迫切解决的问题。

无人驾驶的出现正如民航的出现一样，它不仅代表着工业运输的升级也代表着人们生活方式的升级，它为我们带来的将是更美好更和谐更便捷的城市生活。

## 参考文献

- [1] Badue C , Guidolini, Rânik, Carneiro R V , et al. Self-Driving Cars: A Survey[J]. 2019.
- [2] 乔维高, 徐学进. 无人驾驶汽车的发展现状及方向[J]. 上海汽车, 2007(07):43-46.
- [3]张泽权. 高度自动驾驶接管触觉警示研究 [J] . 科技创新与应用, 2018( 35) : 59—60.
- [4]刘斌斌, 刘万伟, 毛晓光, 等. 无人驾驶汽车决策系统的规则正 确性验证 [J] . 计算机科学, 2017, 44( 4) : 72—74. LIU B B, LIU W W, MAO X G, et al. Correctness verification of rules for unmanned vehicles' decision system [J] . Computer Science, 2017, 44( 4) : 72—74.
- [5]王光宇. 浅析人工智能在交通领域的主要技术及应用前景 [J] . 中国新通信, 2018, 20( 21) : 100—101.
- [6]卢志强. 基于专利数据分析的无人驾驶汽车技术全景观研究 [J] . 科技风, 2018( 7) : 63.
- [7]端木庆玲, 阮界望, 马钧. 无人驾驶汽车的先进技术与发展 [J] . 农业装备与车辆工程, 2014, 52( 3) : 30—33. DUANMU Q L, RUAN J W, MA J. Development and advanced technology of driverless car [J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2014, 52( 3) : 30—33.
- [8]张曼雯. 我国无人驾驶汽车发展现状 [J] . 产业与科技论坛, 2018, 17( 8) : 18—19.
- [9]赵盼. 城市环境下无人驾驶车辆运动控制方法的研究 [D] . 合肥:中国科学技术大学, 2012.
- [10]方启龙. 基于无人车辅助导航的交通标线识别方法研究 [D] . 合肥:安徽大学, 2012.
- [11]赵卓. 无人武器对装甲车辆和未来战争的影响 [J] .中国高新科技, 2018( 13) : 66—68.
- [12]无人驾驶首个技术标准近期即将公布 [Z] . 中兴通讯技术, 2016, 22( 4) : 57. 11] 智慧物流在京东仓储领域的实践与前瞻 [Z] . 互联网天地, 2017( 5) : 12—17.
- [13]张贺飞. 无人车驶向快车道 [J] . 现代企业文化( 上旬) , 2018 ( 4) : 80—81.
- [14] 王科俊, 赵彦东, 邢向磊. 深度学习在无人驾驶汽车领域应用的研究进展[J]. 智能系统学报, 2018, v.13;No.69(01):59-73.
- [15]方辉, 杨明, 杨汝清. 基于地面特征点匹配的无人驾驶车全局定位[J]. 机器人, 2010, 32(1):55-60.
- [16]Mur-Artal, Raul, Tardos, Juan D. ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for

Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics:1-8.

[17] Fox D , Burgard W , Thrun S . The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1):23-33.

[18] 尹晓红, 余自强, 曹墨,等. 基于能量优化的无人驾驶车轨迹跟踪控制[J]. 轻工机械, 2013(01):46-49.

[19] Evan Shelhamer, Jonathan Long, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[M]. IEEE Computer Society, 2017.