

# 深度学习的自动驾驶小车系统设计研究

马石梓

比亚迪汽车工业有限公司 广东深圳 518000

**摘要:** 由于传统的汽车决策算法需要人工设置各种复杂的决策规则,使得汽车的决策时间较长,决策效果较差,且不能适应新的环境。因此,基于增强学习的学习策略是目前机器学习和智能控制研究的重要手段。通过全局路线规划,汽车可以在网络地图上实时定位;通过PC机或移动电话客户端的通讯系统将小车的始发和目标位置进行远程传输,并将其实时状态信息反馈给汽车;采用全局路径规划、局部避障与通讯技术相结合,实现了在半开放条件下的低成本、低速度的自动操作。

**关键词:** 深度学习; 自动驾驶小车; 系统设计

## Research on Deep Learning autonomous vehicle System design

Shizi Ma

Byd Auto Industry Co., LTD., Shenzhen, Guangdong 518000

**Abstract:** Because the traditional automobile decision algorithm needs to manually set a variety of complex decision rules, making the automobile decision time is longer, the decision effect is poor, and can not adapt to the new environment. Therefore, learning strategies based on reinforcement learning are an important means in current research on machine learning and intelligent control. Through global route planning, the car can be located in real time on the network map; Through the communication system of PC or mobile phone client, the starting and target position of the car is transmitted remotely, and the real-time state information is fed back to the car; With the combination of global path planning, local obstacle avoidance and communication technology, low cost and low speed automatic operation under semi-open conditions is realized.

**Keywords:** Deep learning; Self-driving car; System design

无人驾驶技术是未来汽车驾驶技术发展的必然趋势,各大汽车公司、网络公司都希望能在这一个新的市场中抢占先机。但是,汽车工业作为一种特殊的产业,在保证乘客生命安全的前提下,不能出现任何意外,所以对车辆的安全有着非常严格的规定。所以对于汽车自动驾驶的研究,需要对其精度和可靠性有很高的要求。而无人驾驶车辆的用户则是普通的用户,所以要进行成本控制。传感器的精度和算法的精度与传感器的成本成正比,这使得传感器的价格很高,而且很难为大众所用。在过去,这样的冲突是难以处理的。由于高精度的学习技术,在任务、决策、传感器等诸多重要方面的应用,使无人驾驶系统的发展成为可能。

### 一、基于深度学习的自动驾驶技术

利用图像分析技术实现了对目标的检测与识别,由

传统的检测技术向深度学习方向发展。在此阶段,这些传统的和直觉的函数都得到了良好的效果。但是,传统的基于特征的物体检测存在着很大的困难。近年来,深度学习技术在多个状态下的检测与识别效率得到了极大的提升,远远超出了人类对此领域的认识。深度学习函数是一种能够从海量的学习资料中自动抽取相关数据的方法。目前,深度学习的方法有很多,其中最常见的方法就是利用旋转神经网络进行深度学习。利用窗口对目标进行观测和发现,可以有效地实现多个目标的识别。但是,基于扫描窗的最大缺陷是,其尺寸和位置的组合非常复杂,有时甚至不能进行运算。卷积神经网络是近几年发展起来的一种新方法,它的运算精度和效率都有很大的提高。卷积神经网络和多信道处理技术同样适用于图像识别:将图像输入到N个深度神经网络,并进行

训练。采用N个结果的平均运算，其识别率超过99%，完全超越了人工辨识的范畴。由于车辆、非机动车、行人、路标、道路、车道等，在自动驾驶过程中，存在着大量的目标识别问题。从行人和汽车的识别角度来看，基于深度学习的算法明显优于传统的识别算法，该方法能够从图像数据中提取出特征，从而提高了算法的稳定性和精度<sup>[1]</sup>。

## 二、深度学习的自动驾驶小车系统设计

### 1. 硬件设计

该系统由电源模块、控制模块、驱动模块（L298N模块）和信息采集模块组成。

控制中心部分使用了树莓派。树莓派是尺寸仅有信用卡大小的一个小型电脑。此次的设计以树莓派2为主要控制器，以树莓派面板连接USB摄像机，以获取即时的图像资讯。L298N双H桥路的驱动芯片连接着树莓派，它可以控制马达的正反方向，从而实现汽车的前后运动。树莓派主要是由GPIO接口（put/power）连接到硬件上，这样就可以进行数据交流、控制硬件操作和读出硬件的运行状况。智能汽车的数据采集主要靠USB摄像机，USB的传输速率要比串口和并口快得多，而且还可以在里面安装一个信号处理器，作为缓存，而且消耗的电能也很低。该相机与树莓派的USB接口直接相连，使用浆果派来启动和控制摄像机，并采集图像以供分析。该汽车的传动模块由电动机和传动盘马达组成，传动盘采用L298N的双H桥直流电动机驱动。通过双轮旋转，可以实现智能汽车的前后运动，也可以通过单车轮的旋转来完成转向。

### 2. 软件设计

智能小车的系统结构设计主要由小车进行数据采集，而pc则采用深度学习算法进行数据处理，并根据需要提供正确的方向指示。pc是控制面板的树莓派，在手推车上安装了一个socket服务器，用于采集相机的数据，向控制器和控制终端接收命令。同时，在PC端使用motion作为监控系统，可以实时地观察监控摄像机的影像，然后利用深度学习框架对图像进行分析，识别障碍物，用超声波传感器得到车辆与障碍物之间的距离，并根据信息判断出最佳的方向。另外，汽车的传动系统还需要PC的命令来进行操作。深度学习算法以实验室模型内的墙壁为障碍，以不同角度的图像为原始信息，以训练的方式抽取障碍的特性，以此为基础，以第一行和第二行为图像的宽、高；通过建立的深度学习框架，可以确定前方有没有障碍物，如果没有，那就通过超声波检测，将

车辆与障碍物之间的距离进行比对。如果超过设置，小车将继续前进；如低于设置，小车呼叫马达向右90度转向，并持续向前<sup>[2]</sup>。

## 三、深度学习在自动驾驶中的应用

### 1. 自动驾驶环境感知中的深度学习

神经网络被广泛地用于汽车的环境感知。其中，基于语义的物体检测、语义分割、自车运动估算以及目标追踪是汽车环境感知的关键技术。

#### （1）环境物体检测

对象探测是利用相机影像或雷射点云来确定物体的边缘，并对其分类进行判定。在一般情况下，目标的特征提取、目标特征的提取以及目标分类的设计三个阶段。第一个步骤是从大型图片（或点云）中抽取部分感兴趣的区域，从而减少整个处理过程中的数据量。第二个步骤通常是人工构建的，例如Harr特征、HoG特征等，然后将AAdaBoost和SVM等分类方法相结合，从而达到对目标的识别。与此相比，DNN可以在不需要人工进行特征识别的情况下，实现了对信号的自动识别，从而减少了干扰的难度，提高了探测的性能。该系统采用了摄像机和激光雷达，前者只提供高分辨率的二维影像，而后者则提供了具有深度信息的立体点云。下面将介绍使用DNN进行目标识别的一般算法，它们也是目前自动驾驶中常用的目标探测技术。

#### 1) 摄像头图像的二维物体检测

二维目标的探测有两种：两阶段法和一步法。前者把问题分成两个步骤：一是从图像中抽取似物性区，二是对候选区域进行再一次的校正与辨识，该方法精度较高，但计算速度稍慢。后者是通过图像来直接检测物体的边界和分类，运算速度较快，但是精度较差。

#### 2) 激光雷达点云的三维物体检测

点云可以直接为目标对象提供三维图像的深度信息，从而加快图像的提取与分类，但是由于三维点云的稀疏特性，使得图像的检测精度和目标识别精度都受到了极大的制约。

#### （2）语义分割

在语义划分中，每个像素点都有预先设定的分类（如行人、自行车、机动车、道路等），这是实现场景理解的先决条件，它包含了像素（Pixel Level）和“实例”（Instance Level）的语义分割。第一种方法是先将一组预先定义的分类给图片中的每一个像素。

#### 1) 像素语义分割

Long等首先提出采用DNN进行像素层次的语义划

分, 利用现有CNN (AlexNet, VGG-16等) 生成分层的特性, 将全部连接层全部替换成卷积层, 然后输出空间图而非分类概率。本文首次证实了DNN在语义上的应用是可行的, 它使得全卷积网络 (FCN) 成为语义分割的基础<sup>[3]</sup>。

## 2) 实例语义分割

与二维图象检测一样, 事例分割又可分成两种: Proposal.based和Proposal.free。首先, 将目标检测到的区域信息中抽取实例掩码 (Mask), 并将其归类。这种算法依赖于建议的精确度, 并且提出与分类之间存在着独立性, 因而分块速度很慢。而后者则把事例划分成像素级别的标注, 并能对每一个例子进行分块和分类, 虽然运算速度很快, 但精度不高。

## 3) 道路可行区域检测

精确、可靠的可行区估算是实现无人驾驶汽车的一个关键问题, 也是实现无人驾驶系统的有效途径。由于受到车辆、行人、自行车等障碍物的阻挡, 车辆、行人、自行车等交通工具的遮蔽, 使得可通行的区域没有规则的形状, 很难采用目标识别的方法。目前KITTI数据集中的最佳可驾驶区域检测就是此类算法。

## (3) 自车运动估计

自车运动估算采用可视里程计 (Visual Odometry) 和激光雷达里程计 (LiDAR-based Odometry), 这两种方法都是利用两个相邻的两个步骤的图像或雷达数据, 来估算物体的运动变化, 并将其累积起来, 即所谓的帧间估计。但是, 移动转换的累积误差在任何时候都会与实际值有偏差。SLAM是一种解决估计偏差的方法, 它包含了帧间估计和闭环检测两种方法, 而后者则是通过不断构造三维环境图, 并对闭环进行辨识, 对历史轨迹进行优化, 以减小估算偏差。SLAM是以图像为主要信息来源的, 它被广泛地用于帧内估计和闭环检测。该算法不需要进行特征抽取、特征匹配、几何操作等<sup>[4]</sup>。

## (4) 目标跟踪

该方法通过对车辆、行人轨迹的预测、碰撞碰撞判断等多种方法的应用。与对象分类方法不同, 它只提供了图像中的目标初始状态, 并对其后续的状态进行了估算, 由此得到了目标的运动轨迹。按照被追踪的对象数量, 可将其划分为单一对象追踪 (SOT) 和多目标追踪 (MOT)。

### 1) 单目标跟踪

在网络训练中, 深度学习最大的困难在于训练数据很少 (只有一帧标记), 因此大部分的算法都采用了离线

数据进行预习。另外, 目前已有的几种基于深度学习的算法与滤波技术相结合, 可以从每个被检测的物体周围获取大量的正、负样本, 并对其进行特征抽取, 然后进行相关滤波训练, 并对下一帧的目标进行预测, 从而达到在线训练的目的。

### 2) 多目标跟踪

与SOT相比, MOT需要解决更加复杂的遮蔽等问题, 目前已有的多个跟踪算法包括联合检测和多个单一目标跟踪。其中, 最常用的是联合探测法, 它首先利用预先训练好的目标检测器对各个图像进行检测, 然后进行匹配, 最后通过DNN进行检测。

## 2. 自动驾驶控制执行中的深度学习

基于接收到的信息, 自动驾驶系统中的一个关键问题就是如何进行自主运动。在该模块中, 深度学习的主要应用有两个方面, 一是基于现有的驾驶和周围环境的信息对模型进行建模, 使得模型的参数更加准确, 具有较好的鲁棒性和自适应性; 另一种是以深度学习为基础的端到端控制系统, 通过对传感器的输入信息进行学习, 并将其输出到汽车的转角等控制量。在汽车行业中, 除了拥有汽车底盘零件的传统汽车制造商之外, 大多数的汽车制造商都是在制定计划的基础上进行决策, 而把执行的任务交给了供应商。常规车辆采用CPC, 以实现驾驶员的操纵和车速的对应控制。传统的控制器是以给定控制器的参数为基础, 来实现对车辆运动的准确控制。但是, 常规的控制方法只能用于通用和接近的车辆模型, 在遇到泥泞、雨雪、多石路面等恶劣的情况下, 或者车辆的运动部件 (如轮胎损坏、刹车失灵), 这些都是常规模型所不能适应的。基于现有控制器的输入和输出信息, 建立具有较好的自适应能力的控制器模型, 是目前深度学习控制器的一个重要研究领域。相关研究人员提出了一种基于学习的非线性预测控制 (NMPC)。该算法适用于户外越野机器人, 它可以在一定程度上克服传统的轨迹追踪误差, 从而避免在地面上进行轮-地运动, 建立一个准确的地形结构和机械动力学分析模型。深度学习与模型预测控制 (MPC) 相结合, 通过求解最优问题来计算控制行为的方法。它与深度学习相结合, 可以从数据中了解各种驾驶模式, 并根据不同的驾驶模式输出方向和车速指令。研究人员利用ICRNN对系统进行建模, 在MPC结构中嵌入该系统模型, 并对其进行优化控制。该方法利用深度神经网络进行车辆非线性动态分析, 以得到汽车在行驶过程中的最优约束, 从而能够更好的预测汽车的行驶行为。深度学习控制器最大的优点是它

可以把深度学习和传统的控制原理相结合,该方法既可以充分发挥传统控制原理的优势,又可以将现有的研究成果用于控制器的设计与稳定分析。但是,目前关于深度学习的研究和应用还很少,因为它要解决两个问题:第一,可解释性,控制系统是车辆的底层,它必须满足车辆的安全和可解释性;二是建模的普遍性问题,为了减少系统的开发费用,必须将所设计的模型用于不同的车辆和场景。另外,一般情况下,由于神经网络的最优解包含了许多局部最优,因此在求解时往往会陷入局部最优。但许多控制问题的解决都需要非常高的稳定性,例如航天系统控制、车辆运动控制等,这就给深度学习在实际控制中的应用带来了很大的困难<sup>[5]</sup>。

### 3. 端到端自动驾驶

目前,深度学习的终端对端 Automatic 还处在理论和试验阶段,Comma.ai 公司在其无人驾驶汽车上采用了一种端到端的 Auto,这款无人驾驶汽车的性能达到了  $1.35 \times 10^6$  公里,累计续航里程大约 22000 小时,但是由于存在安全问题,美国运输部门最终禁止了它的使用。英国无人驾驶公司 Wayve 公司的终端对终端无人驾驶汽车在社区公路上进行了自动驾驶,并推出了 Demo 录像。

相对于传统的基于规则的系统,端到端的自动驾驶系统在计算能力和复杂性上都要小得多,而且所需的传感器也相对较少,但是存在着以下问题:(1)不能充分利用汽车的动态模型,不具有可移植性;(2)在现实生活中,相同的驾驶环境下,不同的驾驶员会有不同的反应,导致终端对终端的学习也会产生不稳定的情况,使其成为不舒服的问题;(3)以 TORCS-DRL 为代表的强化学习型端到端 AVM 系统,面对着从虚拟环境到真实路况的过渡,其中 FCN-LSTM 为代表的监控学习型端到端 AutoSystem 面对着大量的数据需求和无法有效地学习低

占比的问题;(4)当前大部分的终端对端 AIS 都是建立在图像数据基础上的,但是在恶劣的气候条件下,视觉传感器的可靠性会受到很大的影响,从而对车辆的安全性产生一定的影响<sup>[6]</sup>。

### 四、结束语

在智能汽车的自动避障中,采用了深度学习技术。该系统已成功地完成了汽车的自动避障功能。这种方法具有结构简单、精度高、造价低廉、在深度学习训练结束后的控制过程更加简便,可以广泛地用于工业智能作业等。该算法充分发挥了深度学习的强大辨识能力,能够在规避障碍物的情况下发现物体,从而使其具有更大的应用价值。而在复杂的情况下,这种简单的障碍物避让和设计的结构很有可能无法达到预期的目的。但该方法可以在复杂的环境中,通过增加多个障碍物来完成对障碍物的规避,从而达到对障碍物的准确定位。

### 参考文献:

- [1]段续庭,周宇康,田大新,郑坤贤,周建山,孙亚夫.深度学习在自动驾驶领域应用综述[J].无人系统技术,2021,4(06):1-27.
- [2]万星.基于深度强化学习的车辆自动驾驶拟人决策[D].大连理工大学,2021.
- [3]冯天.基于深度强化学习的自动驾驶系统设计与实现[D].南京理工大学,2021.
- [4]庞可.基于深度强化学习的自动驾驶决策方法研究[D].北京交通大学,2020.
- [5]杨梓谦,李思琦,段志刚.基于深度学习的自动驾驶小车系统设计[J].电子测试,2019(14):76-77+117.
- [6]夏伟.基于深度强化学习的自动驾驶决策仿真[D].中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院),2017.