

gitbook.cn

GitChat - 《自动驾驶与人工智能研究报告》的文章

37 ~ 46 分

技术篇着重对无人驾驶技术研究中的重要技术进行介绍。其中，自动驾驶汽车关键技术包括环境感知、精准定位、决策与规划、控制与执行、高精地图与车联网 V2X 以及自动驾驶汽车测试与验证技术；人工智能在自动驾驶汽车中的应用包括人工智能在环境感知中的应用、人工智能在决策规划中的应用、人工智能在车辆控制中的应用。

2.1 自动驾驶汽车关键技术

自动驾驶汽车通过摄像机、激光雷达、毫米波雷达、超声波等车载传感器来感知周围的环境，依据所获取的信息来进行决策判断，由适当的工作模型来制定相应的策略，如预测本车与其他车辆、行人等在未来一段时间内的运动状态，并进行避碰路径规划。在规划好路径之后，接下来需要控制车辆沿着期望的轨迹行驶。车辆控制系统包括横向控制（转向）与纵向控制（速度）。当然，上述的动作

都是基于传感器实时获取环境信息所做的局部路径规划下的动作， 还需要与基于完整环境信息的全局路径相结合， 如下图所示。

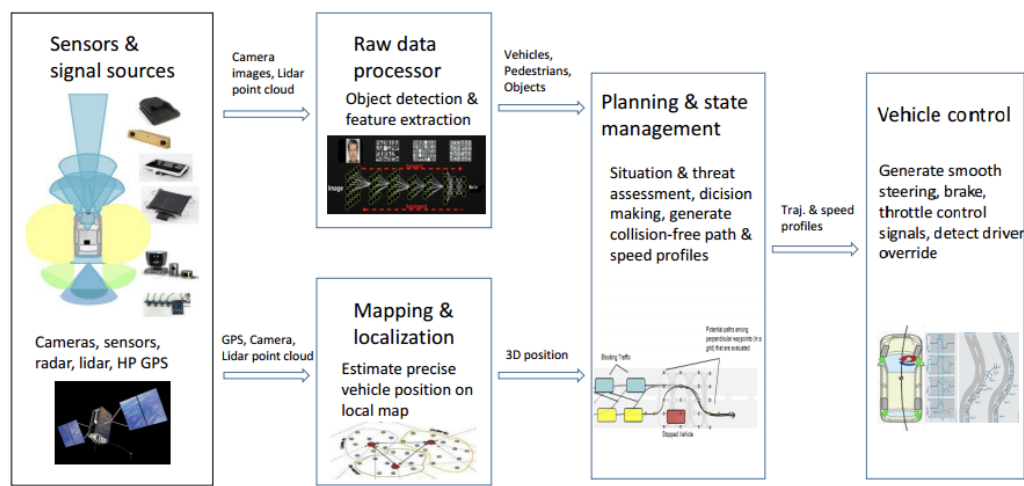


图 10 自动驾驶汽车体系结构

2.1.1 环境感知

环境感知作为其他部分的基础， 处于自动驾驶汽车与外界环境信息交互的关键位置， 是实现自动驾驶的前提条件， 起着人类驾驶员“眼睛”“耳朵”的作用。环境感知技术是利用摄像机、激光雷达、毫米波雷达、超声波等车载传感器， 以及 V2X 和 5G 网络等获取汽车所处的交通环境信息和车辆状态信息等多源信息， 为自动驾驶汽车的决策规划进行服务。

(1) 摄像机

自动驾驶汽车中配置的视觉传感器主要是工业摄像机， 它是最接近于人眼获取周围环境信息的传感器。摄像机可以识别车辆行驶环境中的车辆、行

人、车道线、路标、交通标志、交通信号灯等。它具有较高的图像稳定性、抗干扰能力和传输能力。

摄像机按照芯片类型可分为 CCD 摄像机和 CMOS 摄像机两种。

CCD 摄像机，由光学镜头、时序及同步信号发生器、垂直驱动器及模拟/数字信号处理电路组成，具有体积小、重量轻、低功耗、无滞后、无灼伤、低电压等特点。

CMOS 摄像机，集光敏元阵列、图像信号放大器、信号读取电路、模数转换电路、图像信号处理器及控制器于一体，具有传输速率高、动态范围宽、局部像素的可编程随机访问等优点。

(2) 激光雷达

激光雷达是以发射激光束来探测目标空间位置的主动测量设备。根据探测原理，激光雷达分为单线（二维）激光雷达和多线（三维）激光雷达。

单线激光雷达，通过发出一束激光扫描线对区域进行旋转扫描，并根据区域内各个点与激光雷达的相对空间距离与方位，返回测量值。

多线激光雷达，通过发出两束或两束以上的激光扫描线对区域进行旋转扫描。多线激光雷达能够检测目标的空间距离与方位，并可以通过点云来描述三维环境模型，可以提供目标的激光反射强度信息，

提供被检测目标的详细形状描述，如下图所示。

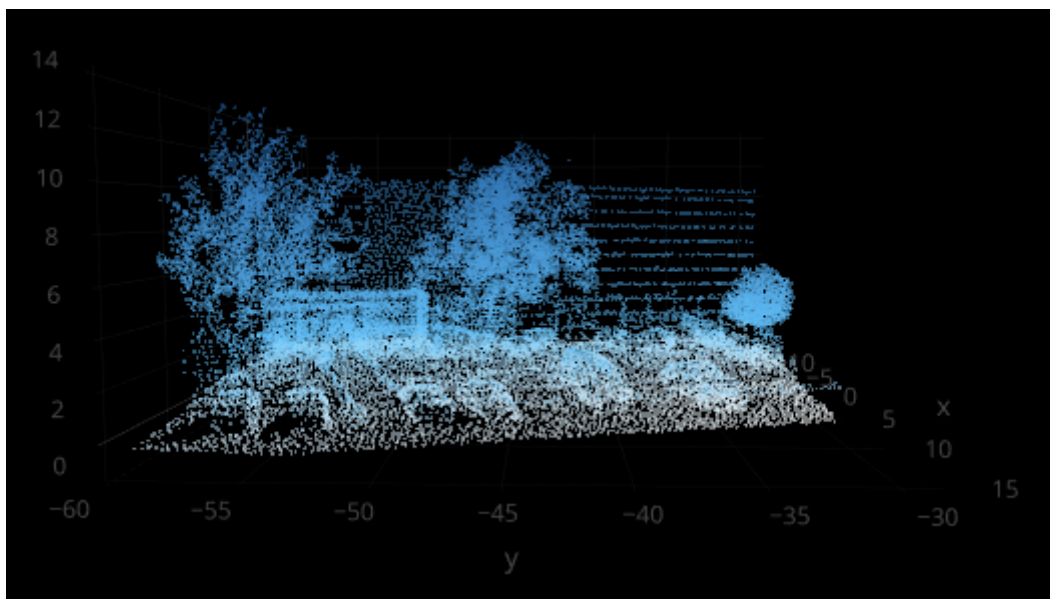


图 11 多线激光雷达通过点云来描述三维环境模型
(来自 Velodyne 官网)

目前，国际市场上推出的主要有4线、8线、16线、32线和64线。激光雷达发出的线束越多，每秒采集的点云越多，同时造价也越高。例如，美国 Velodyne 公司的16线激光雷达 VLP-16 (Puck) 目前售价是3999美元，而64线激光雷达 HDL-64E 的售价高达7万美元。



图 12 VLP-16、HDL-64E (来自 Velodyne 官网)

激光雷达的技术门槛和成本较高。目前，激光雷达已经发展了三代产品，包括第一代机械扫描激光雷达、第二代混合固态激光雷达以及第三代纯固态激光雷达。第三代纯固态激光雷达可以使激光雷达的成本大幅度降低，使激光雷达在自动驾驶汽车上的应用能够普及。

在 CES 2018上 Velodyne 公司带来两个新产品，分别是固态激光雷达 Velarray 和128线激光雷达 VLS-128。在性能方面，Velarray 能够提供120度的水平视角和35度的垂直视角，能够在 200m 范围内检测到低反射率的物体。VLS-128 的探测距离可达300m，扫描精度为 3cm，性能是64线激光雷达产品的10倍，但体积是其1/3。2018北京车展上，Velodyne 亚太区负责人翁炜透露，固态激光雷达 Velarray 将于今年第三季度开始投放市场。预计到2019年，在 Velodyne 完成 ASIC 工作后，量产化的128线激光雷达将会投入市场。价格方面，到2020年，128线激光雷达成本在千元美金级别；固态激光雷达 Velarray 在规模化量产后的价格在百元美金级别。

除了前面提到的 Velodyne 公司，一些初创公司也进入该领域并展现了相当的技术实力，如美国的 Quanergy 公司、Liminar 公司和以色列的 Innoviz 公司。在 CES 2017上，Quanergy 公司的纯固态激光雷达 Quanergy S3 是世界上首个低成本的固态激

光雷达，因其固态扫描技术和无机械旋转部件的解决方案获得了汽车智能类的最佳创新奖。Quanergy 的固态传感器芯片定价仅为250美元。2017年11月1日，Quanergy 在 Sunnyvale 市的工厂有一条全自动化的生产线开工。Quanergy 联合创始人兼 CEO Louay Eldada 表示，车用级别的 Quanergy 激光雷达芯片2018年9月就能在市场上买到。他的目标是将激光雷达售价拉低到100美元以下。

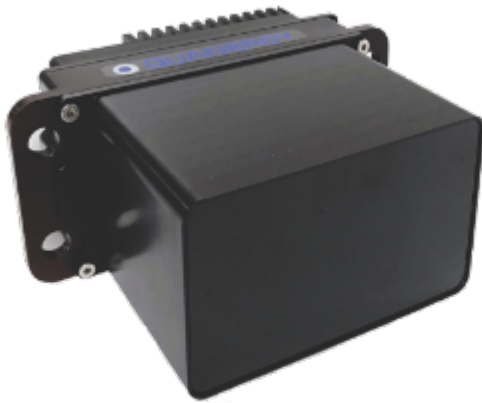


图 13 全球首款纯固态激光雷达 Quanergy S3（来自 Quanergy 官网）

(3) 毫米波雷达

毫米波雷达是指工作在毫米波波段。频率在 30—300GHz 之间的雷达。根据测量原理的不同，毫米波雷达可分为脉冲方式毫米波雷达和调频连续波方式毫米波雷达两种。

脉冲方式毫米波雷达，其基本原理与激光雷达相似，它在硬件结构上比较复杂、成本较高，很少用于自动驾驶汽车，目前大多数车载毫米波雷达都采

用调频连续波方式。

调频连续波方式毫米波雷达，具有结构简单、体积小、成本低廉，容易实现近距离探测。

毫米波雷达具有全天候、探测距离远、价格便宜、质量轻、体积小等优点，能够较精确得到目标的相对距离和相对速度。不足之处是分辨率低，在很多场合易受干扰。

(4) 超声波传感器

超声波传感器是利用超声波的特性研制而成的，工作在机械波波段，工作频率在 20kHz 以上。超声波雷达的数据处理简单快速，检测距离较短，多用于近距离障碍物检测。超声波具有频率高、波长短、绕射现象小、方向性好、能够成为射线而定向传播等优点。超声波雷达的不足在于距离信息不精准，一般用于精度要求不高的地方，如倒车雷达等。

(5) 环境感知关键技术

目前，环境感知技术有两种技术路线，一种是以摄像机为主导的多传感器融合方案，典型代表是特斯拉。另一种是以激光雷达为主导，其他传感器为辅助的技术方案，典型企业代表如谷歌、百度等。前面介绍激光雷达的时候提到，随着第三代纯固态激光雷达产品即将量产面世，特别是成本的大幅降低，激光雷达在自动驾驶汽车上的应用将更加普及。当前业界有许多讨论是围绕着是否可以使用成

本较低的摄像机去承担更多的环境感知任务，本文2.2节会重点介绍人工智能在基于视觉的自动驾驶技术中的应用。

2.1.2 精准定位

自动驾驶汽车的基础是精准导航，不仅需要获取车辆与外界环境的相对位置关系，还需要通过车身状态感知确定车辆的绝对位置与方位。

(1) 惯性导航系统

惯性导航系统由陀螺仪和加速度计构成，通过测量运动载体的线加速度和角速率数据，并将这些数据对时间进行积分运算，从而得到速度、位置和姿态。惯性导航系统以牛顿力学定律为基础，工作原理是根据陀螺仪的输出建立导航坐标系并给出姿态角，再根据加速度计的输出解算出运动载体的速度和位置，实现惯性参考系到导航坐标系的转换。惯导属于推算导航方式，即在已知基准点位置的前提下根据连续观测推算出下一点的位置，因而可连续测出运动载体的当前位置。

(2) 轮速编码器与航迹推算

可以通过轮速编码器推算出自动驾驶汽车的位置。通常轮速编码器安装在汽车的前轮，分别记录左轮与右轮的总转数。通过分析每个时间段里左右轮的转数，可以推算出车辆向前走了多远，向左右转了

多少度等。由于在不同地面材质（如冰面与水泥地）上转数对距离转换存在偏差，随着时间推进，测量偏差会越来越大，因此单靠轮测距器并不能精准估计自动驾驶汽车的位姿。

(3) 卫星导航系统

目前全球卫星导航系统包括美国的 GPS、俄罗斯的 GLONASS、中国的北斗卫星导航系统。

GPS 是由美国国防部研制的全球首个定位导航服务系统，空间段由平均分布在6个轨道面上的24颗导航卫星组成，采用 WGS-84 坐标系。

GLONASS 由苏联在1976年启动建设，正式组网比 GPS 还早。苏联解体后，GLONASS 由俄罗斯负责运营。空间段由27颗工作星和3颗备份星组成，27颗星均匀地分布在3个近圆形的轨道平面上。

北斗卫星导航系统是中国自主研发、独立运行的全球卫星定位与通信系统，空间段包括5颗静止轨道卫星和30颗非静止轨道卫星，采用我国独自建立使用的 CGCS 2000坐标系。

(4) SLAM 自主导航系统

SLAM（Simultaneous Localization And Mapping，即时定位与地图构建），也称为 CML（Concurrent Mapping and Localization，并发建图与定位）。

SLAM 最早由 Smith、Self 和 Cheeseman 于1988

年提出。SLAM 起源于机器人领域，SLAM 问题可以描述为：机器人在未知环境中开始启动，并尝试从一个未知位置开始移动，在移动过程中根据自身位姿估计和地图匹配进行自身定位。然后在自身定位的基础上实现运动中拓展地图，最终实现全局机器人的自主定位和导航。

目前主流有两种 SLAM 策略。第一种是基于激光雷达的 SLAM，以谷歌汽车为例。车辆携带有 GPS，通过 GPS 对位置进行判断，并以激光雷达 SLAM 点云图像与高精度地图进行坐标配准，匹配后确认自身位姿。

第二种是基于视觉的 SLAM，以 Mobileye 为例。Mobileye 提出一种无需 SLAM 的定位方法——REM。车辆通过采集包括信号灯、指示牌等标识，得到了一个简单的三维坐标数据，再通过视觉识别车道线等信息，获取一个一维数据。摄像机中的图像与 REM 地图中进行配准，即可完成定位。

2.1.3 决策与规划

自动驾驶汽车的行为决策与路径规划是指依据环境感知和导航子系统输出信息，通过一些特定的约束条件如无碰撞、安全到达终点等，规划出给定起止点之间多条可选安全路径，并在这些路径中选取一条最优的路径作为车辆行驶轨迹。

通常情况下，自动驾驶汽车的决策与规划系统主要包含以下两项内容：

路径规划：即路径局部规划，自动驾驶车辆中的路径规划算法会在行驶任务设定之后将完成任务的最佳路径选取出来，避免碰撞和保持安全距离。在此过程中，会对路径的曲率和弧长等进行综合考量，从而实现路径选择的最优化。

驾驶任务规划：即全局路径规划，主要的规划内容是指行驶路径范围的规划。当自动驾驶汽车上路行驶时，驾驶任务规划会为汽车的自动驾驶提供方向引导方面的行为决策方案，通过 GPS 技术进行即将需要前进行驶的路段和途径区域的规划与顺序排列。

目前，自动驾驶汽车主要使用的行为决策算法有以下3种：

基于神经网络：自动驾驶汽车的决策系统主要采用神经网络确定具体的场景并做出适当的行为决策。

基于规则：工程师想出所有可能的“if-then 规则”的组合，然后再用基于规则的技术路线对汽车的决策系统进行编程。

混合路线：结合了以上两种决策方式，通过集中性神经网络优化，通过“if-then 规则”完善。混合路线是最流行的技术路线。

感知与决策技术的核心是人工智能算法与芯片。人工智能算法的实现需要强大的计算能力做支撑，特别是深度学习算法的大规模使用，对计算能力提出了更高的要求。随着人工智能业界对于计算能力要求的快速提升。进入2015年后，业界开始研发针对人工智能的专用芯片，通过更好的硬件和芯片架构，在计算效率上进一步带来大幅的提升。

目前，市场上采用的自动驾驶主流芯片主要分为两种，一种是英特尔-Mobileye 开发的 Mobileye® EyeQX™ 系列车载计算平台。另一种是英伟达提供的 NVIDIA Drive PX 系列车载计算平台。

(1) 英特尔-Mobileye

Mobileye 公司作为开发高级辅助驾驶系统的全球先行者，是由 Amnon Shashua 和 Ziv Aviram 于1999年创立。Mobileye 的目标是开发和推广协助驾驶员在驾驶过程中保障乘客安全和减少交通事故的视觉系统。

Mobileye 公司的获奖产品 EyeQ™ 和 EyeQ2™ 视觉处理器是一项重大突破，具有高性能、低成本以及多应用整合于一个平台上等特点。它们可提供面向所有细分市场的高端功能组合。

英特尔在2017年以153亿美元收购了 Mobileye 公司，并且将其作为自动驾驶技术的研发战略核心。包括菲亚特-克莱斯勒、宝马等多家汽车厂商都已经

计划在未来的产品中使用英特尔-Mobileye 提供的自动驾驶技术。

目前，英特尔-Mobileye 公司已宣布正式加入自动驾驶汽车研发的竞争中，并且在耶稣撒冷投放一组测试车队，在没有使用激光雷达的情况下在城市街道上测试行驶。

(2) 英伟达

英伟达 (NVIDIA) 是一家人工智能计算公司，创立于1993年，黄仁勋 (Jensen Huang) 是该公司的创始人兼首席执行官。

1999年，英伟达发明了 GPU，这极大地推动了 PC 游戏市场的发展，重新定义了现代计算机图形技术，并彻底改变了并行计算。

2010年英伟达开始布局人工智能产品，2014年宣布了新一代 PASCAL GPU 芯片架构，这是英伟达的第五代 GPU 架构，也是首个为深度学习而设计的 GPU，它支持所有主流的深度学习计算框架。

2016年上半年，英伟达又针对神经网络训练过程推出了基于 PASCAL 架构的 TESLA P100 芯片以及相应的超级计算机 DGX-1。

GTC 2017大会上，英伟达正式发布了新一代处理器架构 Volta，以及使用新架构的第一款设备——适用于深度学习任务的加速卡 Tesla V100，英伟达将

这块显卡称为全球最先进的数据中心 GPU。

GTC 2018大会上，英伟达发布了新一代超级计算机 DGX-2，DGX-2 是英伟达首款 2-petaFLOPS 系统，其在两块独立的 GPU 板卡上配备了16块 Tesla V100 GPU，每块 V100 拥有 32GB HBM 2显存。

2.1.4 控制与执行

自动驾驶汽车的车辆控制系统是自动驾驶汽车行驶的基础，包括车辆的纵向控制和横向控制。纵向控制，即车辆的驱动与制动控制，是指通过对油门和制动的协调，实现对期望车速的精确跟随。横向控制，即通过方向盘角度的调整以及轮胎力的控制，实现自动驾驶汽车的路径跟踪。

(1) 纵向控制

自动驾驶汽车采用油门和制动综合控制的方法来实现对预定车速的跟踪，各种电机-发动机-传动模型、汽车运行模型和刹车过程模型与不同的控制算法相结合，构成了各种各样的纵向控制模式。

(2) 横向控制

车辆横向控制主要有两种基本设计方法：基于驾驶员模拟的方法和基于车辆动力学模型的控制方法。

基于驾驶员模拟的方法：一种是使用较简单的动力学模型和驾驶员操纵规则设计控制器；另一种是用

驾驶员操纵过程的数据训练控制器获取控制算法。

基于车辆动力学模型的方法：需要建立较精确的汽车横向运动模型。典型模型如单轨模型，该模型认为汽车左右两侧特性相同。

(3) 车辆控制平台

车辆控制平台是无人车的核心部件，控制着车辆的各种控制系统。其主要包括电子控制单元（ECU）和通信总线两部分。ECU 主要用来实现控制算法，通信总线主要用来实现 ECU 与机械部件间的通信功能。

ECU：又称“行车电脑”“车载电脑”等，从用途上讲则是汽车专用微机控制器，也叫汽车专用单片机。它和普通的单片机一样，由微处理器（CPU）、存储器（ROM、RAM）、输入/输出接口（I/O）、模数转换器（A/D）以及整形、驱动等大规模集成电路组成。发动机在运行时，它采集各传感器的信号进行运算，并将运算的结果转变为控制信号，控制被控对象的工作。它还实行对存储器（ROM、RAM）、输入/输出接口（I/O）和其他外部电路的控制；存储器 ROM 中存放的程序是经过精确计算和大量实验获取的数据为基础，这个固有程序在发动机工作时，不断地与各传感器采集来的的信号进行比较和计算，把比较和计算的结果用来控制发动机的点火、空燃比、怠速、废气再循环等多项参

数。它还有故障自诊断和保护功能。RAM 也会不停地记录行驶中的数据，成为 ECU 的学习程序，为适应驾驶员的习惯提供最佳的控制状态，这个程序也叫自适应程序。

通信总线：目前，车用总线技术被国际自动机工程师学会（SAE）下的汽车网络委员会按照协议特性分为 A、B、C、D 共4类，A 类总线面向传感器或执行器管理的低速网络，它的位传输速率通常小于 20Kb/s，以 LIN 规范为代表；B 类总线面向独立控制模块间信息共享的中速网络，位传输速率一般在 10~125Kb/s，以 CAN 为代表；C 类总线面向闭环实时控制的多路传输高速网络，位传输速率一般在 125Kb/s~1Mb/s；D 类总线面向多媒体设备、高速数据流传输的高性能网络，位传输速率一般在 2Mb/s 以上。

2.1.5 高精地图与车联网 V2X

（1）高精地图

高精地图拥有精确的车辆位置信息和丰富的道路元素数据信息，起到构建类似于人脑对于空间的整体记忆与认知的功能，可以帮助汽车预知路面复杂信息，如坡度、曲率、航向等，更好地规避潜在的风险，是自动驾驶汽车的核心技术之一。

高精地图相比服务于 GPS 导航系统的传统地图而

言，最显著的特征是其表征路面特征的精准性。传统地图只需要做到米量级的精度就可以实现基于GPS的导航，而高精地图需要至少十倍以上的精度，即达到厘米级的精度才能保证自动驾驶汽车行驶的安全。

同时，高精地图还需要有比传统地图更高的实时性。由于道路路网经常会发生变化，如道路整修、标识线磨损或重漆、交通标识改变等。这些改变都要及时反映在高精地图上，以确保自动驾驶汽车的行车安全。

(2) 车联网 V2X

V2X 表示 Vehicle to X，其中 X 表示基础设施（Infrastructure）、车辆（Vehicle）、行人（Pedestrian）、道路（Road）等。V2X 网联通信集成了 V2N、V2V、V2I 和 V2P 共四类关键技术。

V2N（Vehicle to Network，车-互联网），通过网络将车辆连接到云服务器，能够使用云服务器上的娱乐、导航等功能。

V2V（Vehicle to Vehicle，车-车），指不同车辆之间的信息互通。

V2I（Vehicle to Infrastructure，车-基础设施），包括车辆与路障、道路、交通灯等设施之间的通信，用于获取路障位置、交通灯信号时序等道路管理信息。

V2P（Vehicle to Pedestrian，车-行人），指车辆与行人或非机动车之间的交互，主要是提供安全警告。

2010年美国颁布了以 IEEE 802.11P 作为底层通信协议和 IEEE 1609系列规范作为高层通信协议的 V2X 网联通信标准。2015年我国开始相关的研究工作，2016年国家无线电委员会确定了我国的 V2X 专用频谱。2016年6月，V2X 技术测试作为第一家“国家智能网联汽车试点示范区”及封闭测试区的重点布置场景之一。2017年9月，《合作式智能交通系统车用通信系统应用层及应用数据交互标准》正式发布。

V2X 技术的实现一般基于 RFID、拍照设备、车载传感器等硬件平台。V2X 网联通信产业分为 DSRC 和 LTE-V2X 两个标准和产业阵营。

2.1.6 自动驾驶汽车测试与验证技术

自动驾驶汽车测试与验证技术如下。

（1）实测

让车辆行驶数百万公里，以确定设计的系统是否安全并按照预期运行。该方法的困难在于必须累积的测试里程数，这可能要花费大量的时间。

（2）软件在环或模型在环仿真

另一种更可行的方法是将现实世界的测试与仿真相结合。在仿真软件所构建的各种场景中，通过算法控制车辆进行相应的应对操作，来证明所设计的系统确实可以在各种场景下做出正确的决定，这可以大大减少必须完成的测试里程数。

(3) 硬件在环仿真

为了验证真实硬件的运行情况，硬件在环仿真可以对其进行测试，并将预先记录的传感器数据提供给系统，此种技术路线可以降低车辆测试和验证的成本。

2.2 人工智能在自动驾驶汽车中的应用

(1) 人工智能在环境感知中的应用

环境感知包括：可行驶路面检测、车道线检测、路缘检测、护栏检测、行人检测、机动车检测、非机动车检测、路标检测、交通标志检测、交通信号灯检测等。对于如此复杂的路况检测，深度学习能够满足视觉感知的高精度需求。基于深度学习的计算机视觉，可获得较接近于人的感知能力。有研究报告指出深度学习在算法和样本量足够的情况下，视觉感知的准确率可以达到99.9%以上，而传统视觉算法的检测精度极限在93%左右，人感知的准确率一般是95%左右。

深度学习按照模型的不同可以分为 CNN、RNN、

LSTM、DBN 和 Autoencoder 等5种类型，其中 CNN（卷积神经网络）在处理图像和视频上拥有很好的效果。

深度学习一般包括输入层、卷积层、池化层、输出层等4种类型的神经网络层。网络的结构可以10层甚至上百层，一般层数越多检测精度越精准。随着网络层数和节点数的增加，可以表达更细、更多的识别物的特征，为检测精度的提高奠定基础。其中，卷积层和池化层是深度学习的核心处理层：卷积层主要是用于负责物体特征的提取，池化层主要是负责采样。

深度学习的工作一般可以分为两部分，即训练和测试。训练一般是将采集到的样本输入到线下的训练网络中，训练网络进行前向输出，调整参数让输出误差在接受范围内从而得到模型。将训练好的模型进行测试和性能评估。测试时网络可以对输入的图像和视频等进行检测和识别。通常情况下，样本的数量越多，识别的精度越高，所以样本的数量是影响深度学习精度重要的一个因素。由此可见，深度学习需要大数据平台提供支撑。

(2) 人工智能在决策与规划中的应用

行为决策与路径规划是人工智能在自动驾驶汽车领域中的另一个重要应用。前期决策树、贝叶斯网络等人工智能方法已有大量应用。近年来兴起的深度

卷积神经网络与深度强化学习，能通过大量学习实现对复杂工况的决策，并能进行在线学习优化，由于需要较多的计算资源，当前是计算机与互联网领域研究自动驾驶汽车的决策与规划处理的热门技术。

随着深度强化学习的兴起，越来越多的公司和研究者把强化学习应用到无人车的行为与决策中，并取得了不错的效果。Mobileye 公司是其中的典型代表，根据其最新发表的论文，其设计的车辆模型已经能自如地应对一些复杂的交通任务，如双向通道变线、复杂十字路口等场景。Mobileye 将行为决策分解成两个部分，可学习部分和不可学习部分，可学习部分是由强化学习来决策行驶需要的高级策略，不可学习部分则是按照这些策略利用动态规划来实施具体的路径规划。

可学习部分是将无人车所处的环境映射成一系列抽象策略的过程。他们设计了一张策略选项图，主要包含无人车的加减速、转向以及对周围车辆的反应，并利用策略网络来选择合适的应对选项。其中，策略网络在给定的车辆环境下，评估每一种应对的可能影响，从而选择最合适的策略。不可学习部分则是将学习到的抽象策略转化成对车辆的实际控制动作。该部分主要对车辆动作进行具体规划，检查抽象策略是否可执行，或者执行满足策略的动作，从而充分保证系统的安全性。

(3) 人工智能在车辆控制中的应用

相对于传统的车辆控制方法，智能控制方法主要体现在对控制对象模型的运用和综合信息学习运用上，包括神经网络控制和深度学习等方法，这些算法已逐步在车辆控制中广泛应用。

神经控制，是研究和利用人脑的某些结构机理以及人的知识和经验对系统的控制。利用神经网络，可以把控制问题看成模式识别问题，被识别的模式映射成“行为”信号的“变化”信号。神经控制最显著的特点是具有学习能力。它是通过不断修正神经元之间的连接权值，并离散存储在连接网络中来实现的。它对非线性系统和难以建模的系统的控制具有良好效果。

深度神经网络学习，源于神经网络的研究，可理解为深层的神经网络。通过它可以获得深层次的特征表示，免除人工选取特征的繁复冗杂和高维数据的维度灾难问题。深度学习在特征提取与模型拟合方面显示了其潜力和优势。对于存在高维数据的控制系统，引入深度学习具有一定的意义。自动驾驶系统需要尽量减少人的参与或者没有人的参与，深度学习自动学习状态特征的能力使得深度学习在自动驾驶系统的研究中具有先天的优势。深度强化学习，强化学习的灵感来源于生物学中的动物行为训练，训练员通过奖励与惩罚的方式让动物学会一种

行为与状态之间的某种联系规则。强化学习就是要解决这类问题：一个能够感知环境的智能体怎样通过学习选择达到其目标的最优动作。