文末附下载方式~

导读: 车在给人们生活带来便利的同时, 也导致了交通拥堵、环境污染、 交通事故等诸多问题。交通事故不仅带来巨大的经济损失,对生命健康的 危害更加严重。实现安全、智能化的自动驾驶技术成为了人们的愿望。阿 里巴巴布局自动驾驶技术已经两年时间,本文将详细介绍阿里巴巴对当下 自动驾驶技术的理解,包括其原理、技术大图,以及对自动驾驶技术未来 发展的思考。

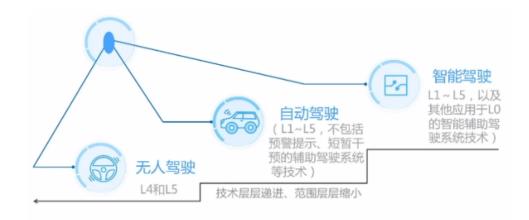
一 自动驾驶原理和技术大图

任何一项技术领域可以从两方面评价:技术难度和技术挑战、市场规模和 社会影响。若某一技术的技术难度和挑战很高,但是市场规模和社会影响 很小,那么不值得进行投入。如果市场规模和社会影响大,但是技术难度 和挑战比较小,则无法充分发挥技术人员的能力。

而自动驾驶是市场规模和社会影响非常大,并且技术难度与挑战很高的领域。从市场规模和社会影响角度而言,全球每天花在驾驶上的时间总计达数亿小时,如果节约驾驶时间投入到其他工作,将会获得更高的经济效益。就技术难度而言,汽车驾驶行业本已是民用行业中较为复杂的领域,实现驾驶自动化、智能化的难度可想而知。

1 相关概念介绍

如下图所示,智能驾驶、自动驾驶到无人驾驶是技术层层递进、范围层层 缩小的关系。



无人驾驶

汽车在无驾驶员介入的情况下,能在限定环境乃至全部环境下完成全部驾驶任务。

自动驾驶

指汽车至少在某些或者全部具有关键安全件的控制功能方面(如转向、油门、制动), 无需驾驶员直接操作即可自动完成。包括无人驾驶以及辅助驾驶。

包括自动驾驶以及其他辅助驾驶技术,例如语音预警提醒、人机智能交互等,能够在某一环节辅助甚至替代驾驶员,优化驾车体验。

自动驾驶分级标准

SAE (国际汽车工程学会) J3016 文件提出的五级自动驾驶分级方案,是 当前被自动驾驶领域与国际社会普遍认可采用的标准。该标准分为五级。

L1、L2 称为辅助驾驶,其汽车驾驶的主体及负责方是驾驶员,自动驾驶系统辅助承担部分驾驶任务。L1 在适用的实际范围内,自动驾驶系统可持续执行横向(如方向盘)或纵向(如油门、刹车)的车辆运动控制的某一子任务(不可同时执行)。L2 中自动驾驶系统可同时执行横向或纵向的车辆运动控制任务。

L3 到 L5 自动驾驶系统可执行全部动态驾驶任务,车辆驾驶的主体及责任方为自动驾驶系统。L3 中驾驶员在有需要时作为备用参与驾驶任务。到 L5,自动驾驶系统承担所有驾驶任务,驾驶员无需参与驾驶。

以上分级场景中 L3 仍有待商榷,是否存在解放双眼却需要驾驶员随时准备参与驾驶任务的场景。就用户角度而言,L3 场景能否做到用户友好。例如当用户在 L3 级别场景下在车内玩手机,而系统突发事件要求用户在 10 秒内接手驾驶操作。就技术角度而言,交通环境中时间即是生命,即使在很短时间内也存在事故发生的可能性。要求系统在 10 秒或更短时间内做出判断与反应,或许已经超出 L3 级别的技术能力。

以上自动驾驶分级标准可以从另一个角度进行理解,如下图所示。L1、L2 解放驾驶员双手双脚,无需操作方向盘、油门等,只需要监视驾驶场景。

驶员完全无需参与驾驶。



2 企业发展路线不同

根据不同企业的商业模式与其技术优势的不同,不同企业发展自动驾驶技术的定位等级不同,采用的整体技术发展路线也不同。

目前以特斯拉为代表的车企多采用渐进发展路线,利用 L1、L2 自动驾驶技术辅助驾驶员优化驾驶体验。以 Google 等为代表的互联网或高科技企业更多面向 L4、5 方向进行自动驾驶技术的研发工作。

对于互联网等科技企业而言,辅助驾驶技术对算法要求较低,更多以硬件为主,创造的价值不高。因此互联网企业研究 L4 自动驾驶技术, 尅占据更多创新技术优势。车企注重硬件基础,从 L1、L2 逐渐起步,逐步提高自动驾驶能力等级,更符合企业发展需求。

另外,不同企业在传感器方案技术路线、决策算法技术路线等的不同选择,即为细分领域技术未定型而导致的分歧,同样基于整体发展策略的大背景。目前发展无人驾驶技术还存在很多挑战。

3 自动驾驶技术原理以及技术大图

求的不同而发展出不同功能。其技术框架核心分为环境感知、决策规划、控制执行三部分,与人类驾驶过程类似。

环境感知

人类驾驶员通过耳朵和眼睛观测环境、了解自己与周围环境中交通参与者的位置与状态。自动驾驶技术的环境感知技术通过感知算法与传感器得到相似信息,包括定位与感知环境。

决策规划

得到环境信息后,通过决策算法和计算平台规划驾驶路径等信息,同时保 曈安全性。

控制执行

通过控制算法与线控系统控制车辆按照规划的路径执行行驶操作。



如上图所示,上述三部分核心技术涉及到诸多模块。

算法

包括控制算法、定位算法、感知算法与决策算法。就其成熟度而言,控制算法基本可以满足技术要求。就阿里巴巴当前实践而言,定位算法在多数情况下能够满足精度要求。期待感知算法做到精确识别周围环境中物体的类别、位置、运动速度、方向等,目前还存在噪声影响等问题。决策算法需要处理噪声等问题,并且高效地规划出可执行路径。感知算法与决策算法模块作为自动驾驶技术的瓶颈,还有待优化。

传感器

可以根据不同方案、层级选择不同的传感器方案。例如 L2 技术更多使用摄像头与毫米波雷达, L4 技术需要使用激光雷达。激光雷达传感器还存在许多问题, 例如稳定性方面的问题。目前主要使用机械的激光雷达, 虽然固态激光雷达进展快速, 但是实践证明固态激光雷达还不能满足自动驾驶技术的稳定性要求。

计算平台

既需要能力强,又要求低功耗。由于上层算法还未定义好,难以针对性制 作或优化出适合算法的芯片。

测试手段

包括真实道路测试、仿真回归测试。仿真回归测试是自动驾驶领域的热门问题,关于如何模拟驾驶环境及驾驶员的真实行为等方面,存在许多技术问题有待突破。

二 自动驾驶的能与不能

如下图所示, 概括了当前自动驾驶技术的发展程度。

1 L1, L2

辅助驾驶系统已经落地产品化、规模化,例如特斯拉。未来几年辅助驾驶 系统将会安装到越来越多的车辆上。

L3 存在一定争议, 暂时不做讨论。

2 L4

将自动驾驶技术 L4 根据功能场景分为两类。

中高速公开道路 L4

例如共享出租车、高速路上自动驾驶物流车。就算法角度而言,根据 Waymo 最新接管数据,自动驾驶车辆每行驶 1.3W 英里需要人类驾驶员 接管一次, 该数字约每两年可以翻一倍。而人类驾驶员每行驶约 5W 英里 需要接管一次。自动驾驶车辆单单从 MPI 角度达到人类司机的标准,还需 要 4 年左右。另外,即使 MPI 达到标准,还需要考虑自动驾驶的驾驶行 为、用户友好体验能否达到标准等标准。

硬件发展也需要一定时间。例如计算平台需要等到算法形成一定标准后才 能讲行针对性优化。

另外较为重要的一点是法律法规是否允许自动驾驶车辆上路。法律不容冒 险,需要在技术成熟、能够通过一定规模验证的基础上才能突破。

综上几点, 中高速公开道路 L4 技术还需要较长时间才能突破。其产品化、 规模化任重而道远。

包括园区、社区、校园等场景下的自动驾驶实现。此类场景下车辆低速行 驶就能满足需求,突发危险时也可以及时停车。因此对算法精度的要求可 以有数量级的降低。由于其算法并不复杂,硬件方面或许并不需要定制芯 片,可以基于现有嵌入式计算平台讲行开发与优化。同时由于其安全风险 低,较容易得到法律法规支持。因此低速末端L 4有望在近期取得突破。

		算法	硬件	法律法规	状态
	L1~L2	可用	可用	支持	已经产品化 和规模化
	速公开道路L4	从Waymo的数据看, 与人类司机还有较大 差距	固态激光雷达还未完全稳定 计算平台尚不能标准化	法律法规需要在 技术成熟的 基础上才能突破	还需要较长的时间 才能形成突破
	速末端L4	对算法精度的要求 可以有数量级的 降低	可以基于现有嵌入式 计算平台进行开发和 优化	安全风险低 , 法律法规 较容易支持	有望在近期取得 突破

三 阿里巴巴自动驾驶的进展与思考

阿里巴巴自动驾驶的使命

载物无人驾驶

在载人无人驾驶与载物无人驾驶中, 阿里巴巴自动驾驶定位为载物无人驾 驶。赋能智慧物流,让物流更便捷高效。

业务角度

阿里巴巴需要选择与经济体业务相关联的企业平台,例如天猫、淘宝、饿 了么、盒马、菜鸟等, 每天产生 1 亿+包裹或外卖订单, 对人力要求非常 高。自动驾驶可以极大程度承担物流任务。

技术角度

载物无人驾驶比载人无人驾驶技术实现容易得多。首先,载物无人驾驶无需考虑舒适性等用户体验问题。第二,载物无人驾驶减少伦理道德问题,无需在发生事故时考虑应该优先保护车内用户还是车外人类的安全。

因此阿里巴巴定位为载物无人驾驶, 既契合物流与伦理需求, 技术实现也更为可行。

2 末端无人物流

由于算法、硬件、法律法规等方面的问题更容易突破,希望更够更快实现商业落地。当前末端无人物流"菜鸟物流车"已经部署在多所高校实现常态化运营,实现末端配送,给用户带来了较大的便利。希望该产品能够部署普及到更多高校、社区。相信末端无人物流将会为市场带来巨大变化。

公开道路城配

探索性技术研发阶段。

3 技术布局

算法

包括控制算法、定位算法、感知算法与决策算法。上文已有描述。

硬件

定制化优化。即使是相对比较成熟的传感器:摄像头,有时也不能满足需求,例如目前夜间行驶环境图像不达标。计算平台方面,要实现无人驾驶系统的量产与落地,计算平台必须是嵌入式系统,才能保证低功耗和高稳定性。嵌入式系统的发展需要软硬件同步进行优化加速,因此利用嵌入式系统及算法实现 L4 级别自动驾驶技术并不简单,希望今年可以做到突破。

数据和基础设施

在仿真系统、高精地图等方面进行同步优化。



4 算法探索

如果算法部分的问题不能解决,后续进行计算平台等工作都比较困难。AI 算法在过去十年中取得了巨大进展,但是自动驾驶算法仍存在许多问题难 以处理。

场景多样性、复杂性

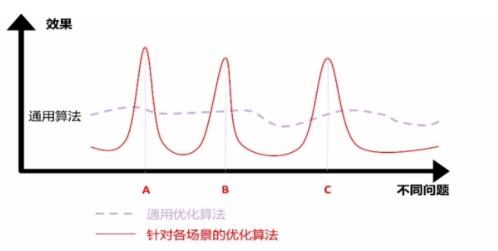
自动驾驶算法需要处理交通场景,规划最优行驶路径。然而实际交通场景复杂多样,对自动驾驶算法提出了一大挑战。

险评估。该场景看似简单,但是由于车辆车型、速度、形式轨迹不同,导 致超车行为有完全不同的行为表现。如果想要使用一套算法处理好该场景 下的不同行为,挑战难度非常大。

处理多样化场景 - No Free Lunch 理论

处理多样化场景可以从两个角度入手。第一,研发超级优秀的 算法解决问 题,但实际困难巨大,难以完成。第二,降低问题难度,用工程化思维解 决问题。

如下图所示,横轴表示不同问题,纵轴表示算法解决问题效果。No Free Lunch 理论简单理解是指难以使用一个通用算法解决不同问题。因此,需 要针对不同场景下的问题开发针对性算法,并对其进行相应优化,从而最 优化解决问题。



Wolpert, David (1996), 'The Lack of A Priori Distinctions between Learning Algorithms', Neural Computation, pp. 1341-1390

同样地,自动驾驶场景复杂多样,使用一种通用算法处理好所有场景挑战 难度非常大。因此需要将多样的场景细化分类为多种子场景,针对每个子 场景开发相应算法。通过该思路可以最大程度降低问题的难度,使其更易 解决。

场景分类无统一标准

据上述,解决算法困难,场景分类是第一步,然而目前还无统一标准。自 动驾驶场景难以建立统一分类标准,如下图所示,业界已有一些分类标 准,但是并不能满足阿里巴巴的要求。

根据行驶环境分类过于粗粒度,每一个子场景仍然非常复杂,算法开发无 从入手。根据场景要素分类则更偏向于针对测试进行的分类,并非针对算 法研发角度进行的分类,存在冗余,部分子场景难以针对性开发解决算 法。



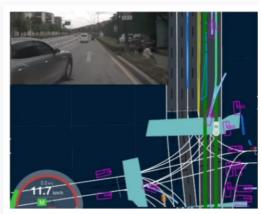
阿里巴巴自动驾驶场景库

基于以上问题, 阿里巴巴提出了自动驾驶场景库。如下图所示, 阿里巴巴 自动驾驶场景库有以下特点。

高度精细化,例如上文提到的超车场景在场景库中分为了 20+ 类。如下图 右侧所示案例,一辆车由于发现路障紧急超车到右侧车道,自动驾驶车辆 紧急减速避让。如果没有进行场景分类,那么只能依赖于算法快速识别与 反应做出判断,对算法挑战非常大,很多时候可能会反应失败导致需要人 类驾驶员接管车辆驾驶。在场景分类后,可以预先判断左侧车辆在该场景 下有超车的可能,提前刹车,避免需要人类驾驶员接管车辆的事件发生。 此例也说明了场景分类对自动驾驶算法产生了正向影响。

动态场景交互是自动驾驶技术中最为困难的一部分。目前业界通用场景库 多依赖专家知识通过人工设计分类标准,以静态场景为主(例如道路类 型、车型、天气)。人工设计场景分类标准更多地停留在语义层面,难以 深刻理解自动驾驶场景中的动态行为。阿里巴巴通过对大量路测数据进行 分析、聚类, 获取具有挑战性的场景数据。以数据驱动的方法进行场景分 类,形成了以动态行为为主的自动驾驶场景库。



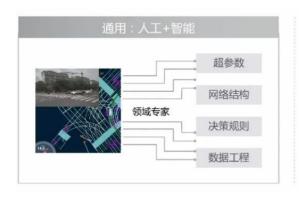


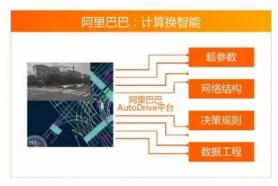
5 AutoDrive 平台 - 高效处理精细化场景

建好场景库后,需要对每个场景开发针对性算法。假设有 1K 个子场景,在 极端情况下,需要针对性开发 1K 个算法,算法工程师需求很大。目前的通 用开发模式是人工+智能。例如开发决策算法,需要极大程度依赖于算法工 程师的知识经验,设计相应超参数、网络结构、规则等,效率非常低。

人工智能的发展是逐步用计算方式替代人工设计的过程。例如在深度学习 出现之前,是由人工设计特征(例如表达图像形状的特征),该方式效率 低下。因此利用深度学习,通过自动化学习、计算提取特征代替人工设计 特征。而在自动驾驶领域,计算方式替代人工设计的应用并不广泛。例如 在决策规划方面,人工设计比重依然很大。一方面导致人工需求量大、开 发效率低,另一方面人工设计无法达到最优设计。

能,替代人工,从而提升算法设计的效率及质量。希望通过学习、搜索的方式自动化完成多数工作(例如设计超参数、网络结构、决策规则等)。目前 AutoDrive 平台已经取得一定进展,针对自动驾驶链路中的每个模块都可以进行自动化学习。



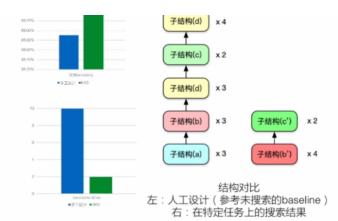


视觉应用案例 - NAS for 2D 识别与检测

利用 AutoDrive 平台针对感知算法进行自动化学习。由下图结构对比可见,人工设计反而使系统结构更加复杂。人难以理解高维空间发生的事件,因此会堆砌许多业界使用的结构,通过结构深度的增加换取计算精度的提高。因此,人工设计结构中不可避免地存在很多冗余。而 AutoDrive 平台可以搜索到如下图右侧所示的简单结构,该精简结构就能够达到甚至超越人工设计的复杂结构的精度。

此类精简结构在自动驾驶领域十分重要。自动驾驶计算平台必须是嵌入式系统,要求低功耗。通过AutoDrive平台自动化学习、搜索的方法能够大幅度降低计算复杂度,从而降低计算平台资源消耗,使计算平台更易于设计。

- 对简单任务,NAS方法搜索的 结构较手工设计体积和计算资 源消耗大幅缩减。
- 自动驾驶场景具体case
 - 红绿灯识别: backbone size <
 2MB,评测集上其accuracy达到 0.994
 - 车尾灯识别: backbone size <
 0.5MB,评测集上其accuracy达到 0.990



效果

如下图所示,除上述感知案例,AutoDrive 平台精细化场景库也应用到了 决策规划、定位等多个算法模块中以期实现自动化设计。

例如路口防碰撞策略,应用 AutoDrive 平台对其参数进行自动化学习与优化后,相比人工设计规则和参数的效果提升 16.5%。

为使自动驾驶问题变得更加简单,对其进行场景分类。将 Cut-in 场景分为 25 类进行针对性解决后,相比于使用一套通用算法解决困难效果显著提升 18.7%。同时说明了精细化场景库的优势。



AutoDrive 背后的自动驾驶云平台

AutoDrive 未在自动驾驶领域广泛应用,因为其对背后的工程平台要求很高。就相似平台 AutoML 而言,AutoDrive 与 AutoML 平台仍然存在很

数据输入输出相对简单,并且只需要验证其分类结果是否正确。而 AutoDrive 需要处理复杂的、多模态的、时序的自动驾驶信号(例如视 频),并且就此类信号模拟最终产出结果。例如验证决策规划,需要仿真 模拟某一参数改变后的车辆行驶轨迹。因此 AutoDrive 不仅难度更高,也 增加了工程困难。

因此在 AutoDrive 背后需要依靠包括仿真、数据标注、数据管理、模型训 练、计算资源、计算平台等的大规模工程系统,才能支撑 AutoDrive 的发 展。



6 基于"No Free Lunch"理论的自动驾驶算法研发的化学反应

阿里巴巴针对自动驾驶技术的算法瓶颈问题,提出结合以下 3 个方法,大 幅度推进算法研发的进度。

场景精细化

分解复杂场景问题,简单化解决。

算法针对性

成功率。

云平台高效化

提出 AutoDrive 平台,通过计算换智能减少人工设计、人工参与,减少对 自动驾驶领域专家知识的依赖,从而提升研发效率与质量。

四 总结与展望

- 1) 以 AutoDrive 为代表的自动化学习平台将会在自动驾驶研发中发挥越 来越重要的作用。
- 2) 随着算法的优化提升,软硬件协同设计将会越来越受重视。
- 3) 就落地角度,除了L2辅助驾驶会继续普及,低速非公开道路无人车有 望在近期逐步实现产品化、规模化。