



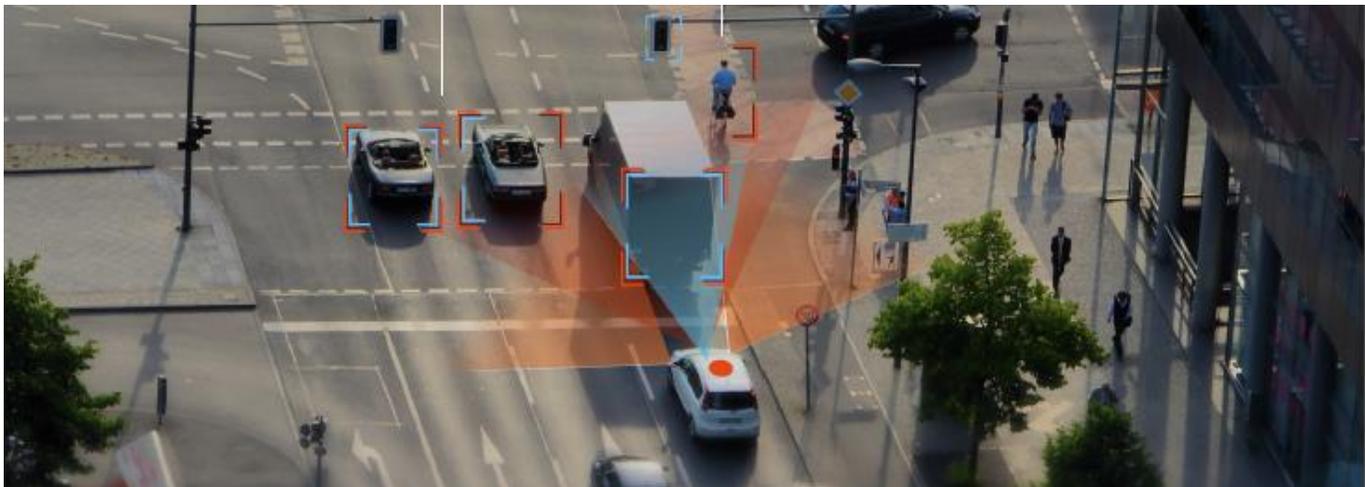
机器学习推动汽车雷达进一步发展

有些人可能认为，实现自动驾驶的最大挑战在于开发出一些算法，让汽车知道应前往何地并采取哪条路线 – 即规划和策略。其实不然。最大的挑战在于传感和感知，也就是建立一个感知系统，可靠地创建最准确、最强大的环境模型，为规划和策略功能的运行提供依据。换句话说，感知系统是实现更高水平自动驾驶的关键。

OEM 正寻求在车辆中部署最出色的感知系统，以实现保护生命和主动安全功能。在这方面，雷达拥有诸多优势，包括低成本的系统以及对各种天气和照明环境的适应力。

凭借这些属性，雷达成为了构建各种车辆环境模型的理想基础技术。除了基本的告警功能外，汽车日益需要实现辅助驾驶和自动驾驶功能，雷达的作用变得更加重要。集中智能并合理地应用机器学习可以优化雷达性能，确保车辆能够充分利用雷达的诸多优势，同时将数据与其它传感模式的数据相融合。这样做，OEM 可以绘制出最优蓝图，设计并实现规划及策略功能，为汽车提供更高级的功能并解决最为棘手的极端状况。

机器学习和雷达



主动安全功能可以挽救生命并防止事故发生。例如，来自美国高速公路安全保险协会(IIHS)的数据显示，带有自动紧急制动功能的前向碰撞告警系统可将追尾事故减少 50%。根据 2019 年的《消费者报告》调查，57%的车主表示，其车辆的先进驾驶辅助功能有助于预防发生事故。这些解决方案通常都包括了前向雷达或摄像头，或者两者兼备，而后一种解决方案显然更为理想。

未来几年，OEM 面临的挑战将是如何以经济、高效的方式，将更先进的主动安全功能推向市场，从而为更多车型配置这些功能以提供给更多消费者。在达到这些商业目的的基础上，同时也为应用更高水平的自动驾驶功能奠定基础。为了实现这个目标，必须扫清的最大障碍就是传感技术方面的挑战。

成功与否将取决于两个主要功能：传感器提供的信息质量，以及计算设备解读此类数据的能力。在传感器方面，以雷达为中心的解决方案为这条路径奠定了基础。在计算设备方面，机器学习系统可以应用来自雷达传感器的数据，并将其与来自其它来源的数据相结合，创建出非常可靠的车辆环境图像。

雷达的优势

当前，车辆主要应用的传感器是雷达和摄像头。超声波雷达通常被应用于低速、短距离的驾驶情境，而激光雷达则被应用于自动驾驶当中。

雷达得到广泛应用的部分原因是它可以可靠地指示物体的距离。常见的远程汽车雷达可以测量 300 米到 500 米外的物体的距离。相比之下，摄像头却只能根据图像中物体的大小等因素来估计物体的距离。即使利用立体视觉的方法，测量物理的距离也仍然比较困难。此外，分辨率也是一个问题，因为摄像头拍摄的图像中单个像素在远距离范围内非常宽，这就加大了摄像头辨别这些物体的难度。虽然聚焦光学器件可以提供一定帮助，但它们会限制视野，这是基于摄像头的感知系统的局限。

与之相比，雷达本身就可以测量相对速度，因此在测量距离的同时，它还可以判断物体向车辆移动或离开车辆的速度。摄像头和激光雷达可能需要拍摄多张图像才能估计出相对速度。

因为雷达应用无线电波而不是光来探测物体，所以在雨、雾、雪和烟雾环境中仍能很好地完成任务。这与摄像头等光学技术（包括未来的激光雷达）形成鲜明对比，后者通常会遭遇人眼所面临的问题。回想一下你开车时因直射阳光光线而目眩，或者试图透过布满灰尘和污垢的挡风玻璃看清前路的情境。光学传感器也会遇到同样的挑战，但雷达的感知能力却不会受到这些情况的影响。与摄像头不同，雷达不需要高对比度的场景或夜间照明也能出色地进行探测。



图 1. 雷达可以在各种天气和光照条件下感知环境。

雷达被配置在不透明的外壳后面也能正常运行，这就为 OEM 赋予了极大的封装灵活性。光学设备需要能够“看到”道路，因此必须被安装在车辆外部，最好是在高处，以拥有良好的视线并避免受到道路尘埃和污垢的干扰。雷达却可以放置在汽车格栅后面、保险杠中等隐蔽的地方，从而为设计师提供了极大的自由度，可以专注于车辆外观设计。

什么时候应用光学传感器

摄像机非常适用于物体分类。只有摄像头才能读取道路指示牌，而且最擅长判断某个物体是车辆、行人、自行车还是小狗。这些物体的行为各有不

同，因此如果知道它到底是什么，车辆系统就能够更好地预测物体的活动。

激光雷达具备一些独特的优势，越来越引起了业界的关注。它可以以高分辨率直接测量距离并形成网格，其中每个网格单元都代表特定的距离。激光雷达的工作频率很高，因而波长比传统雷达短得多 — 这意味着它可以提供比雷达更高的角度分辨率，从而能够更精确地识别物体的轮廓。

但是，激光雷达运行时其前方的平面必须光洁无遮挡，这是它的一个不足之处，在车辆移动时尤其突出。如果一只甲虫不巧遮挡到了激光雷达，车辆就会丧失探测功能。

还有一点同样重要，激光雷达的技术不如雷达成熟，所以成本更加高昂。如此一来，激光雷达便无法广泛地应用于当前的大批量汽车市场。

为确保解决方案的可靠性和安全性，车辆应组合应用多种传感技术，借助传感器融合技术将输入数据整合在一起，以便充分掌握环境情况。即便上述完整融合无法实现（比如摄像头变得模糊不清，并且同时激光雷达前正有小虫飞舞时），车辆中的雷达仍然可以出色地提供信息（与适当的机器学习算法搭配应用时更是如此）。



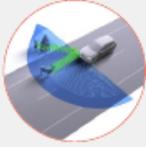
图 2. 雷达可被安装在汽车车身外壳后面

传感器融合

传感器融合指将来自多个雷达、激光雷达和摄像头等传感器的数据汇集在一起，生成车辆周围环境的单个模型或图像的能力。这种模型集多种传感器的长处于一身，因而更加准确。然后，车辆系统就可以应用传感器融合提供的完整信息，实现更为智能的操作。

当然，车辆上的传感器越多，融合就变得越具有挑战性，但也能优化性能创造更多机会。

从前，分析传感器数据以确定和跟踪物体的处理能力是与摄像头或雷达封装在一起的。借助安波福的卫星架构方案，处理能力可以集中到更强大的主动安全域控制器中，这样就能够从每个传感器收集数据并融合到域控制器中。

雷达		<ul style="list-style-type: none"> • 远程传感 • 物体活动 • 全天候性能
激光雷达		<ul style="list-style-type: none"> • 精确的 3D 物体探测 • 探测距离精度 • 自由空间探测
摄像头		<ul style="list-style-type: none"> • 物体分类 • 物体角度位置 • 场景环境

	雷达	激光雷达	摄像头	融合
物体探测	+	+	○	+
行人探测	-	○	+	+
天气状况	+	○	-	+
照明条件	+	+	-	+
灰尘	+	○	-	+
速度	+	○	○	+
距离 - 精度	+	+	○	+
距离 - 探测距离	+	○	○	+
数据密度	-	○	+	+
分类	-	○	+	+
封装	+	-	○	+

+ = 优势 ○ = 具备 - 不足

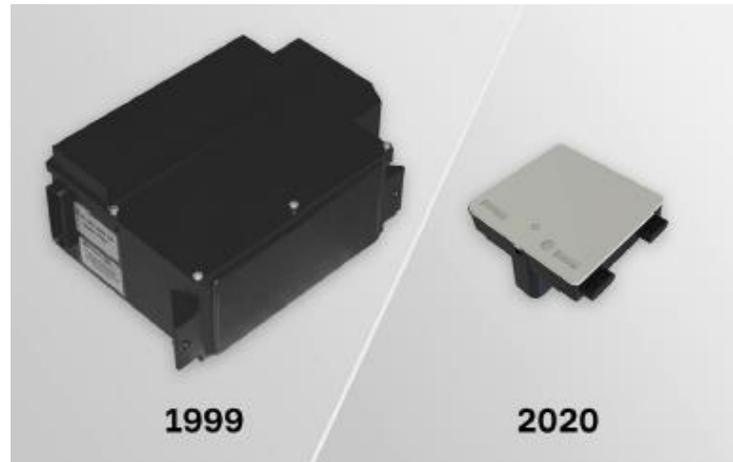
机器学习

机器学习是人工智能的一个细分类别，指的是系统基于不同场景下的经验进行学习的能力。随着车辆的自动化水平日益提升，开发人员可以依据更少的数据应用机器学习训练系统识别各种物体并了解周围环境。

雷达在轮廓探测方面存在不足，而机器学习可以帮助它解决这个问题。雷达产生的波长较长，生成的图像分辨率较低，导致目标分辨率不足，从而难以分辨目标的轮廓边缘。发生这种情况时，解读数据和分辨场景都将很困难。工程师们正致力于找出提高雷达分辨率的办法，如将目前车载雷达工作频率从常见的 77 GHz 提高到 120 GHz 甚至更高，从而缩短波长。这样，可以在不扩大传感器尺寸的前提下实现更高的分辨率。即便是今天，如果数据不足以通过标准算法描述内容，机器学习也可以帮助雷达描绘各种场景。

开发人员可以向机器学习系统展示特定类别多个物体的示例，这样它就知道具有多个反射点的物体的信号是如何分布的。机器学习懂得利用上下文信息。它甚至可以从摄像头、激光雷达或高清地图提供的同步数据中掌握信息，并根据雷达信号对物体进行分类。

运用得当的话，机器学习能够进一步带来诸多好处。我们可以先进行一些常见的预处理工作，然后将机器学习仅应用于那些有价值的信息，而不是简单粗暴地将机器学习应用于雷达提供的所有原始数据。



行业首创

安波福于 1999 年率先推出了先进的驾驶辅助系统 (ADAS) 技术，为捷豹 XKR 配备了自适应巡航控制系统。借助车辆前部的微波雷达，自适应巡航控制 (ACC) 系统可以测量前车的距离和相对速度，并通过油门和制动系统确保车辆与前车保持 1 到 2 秒的距离。

该技术获得了年度汽车供应商杰出贡献奖 (PACE)。但由于当时雷达价格昂贵，仅有豪华车才具备该功能。工程师们曾开玩笑说，相当于买雷达送汽车。经过多代硬件迭代，今天的雷达已经变得更小、更轻，成本也不足最初的十分之一。雷达技术经过数十年的应用证明是成功的，现在在各级汽车都依靠该技术为消费者提供主动安全功能。

许多汽车雷达都应用天线阵列来测量角度。在常见的雷达信号处理中，来自每个天线的数字化信号会被转换为距离和速度。通过比较天线阵列上的信号可以实现角度测量。应用常见的信号处理分离感兴趣区域，以便专注于具有特定距离和速度的物体就是预处理的一个例子。然后可以应用来自每个天线、具有相同距离和速度的信号来训练系统。

普通雷达最多可应用 12 根天线，而每辆汽车可以搭载 5 个以上的雷达。这些天线可以形成数字波束，其中来自每个天线的信号都会被转化成数字，然后以数字方式组合在一起。然后，雷达会对进行一次信号采样，然后根据需要在尽可能多的方向上形成波束。通过查看这些阵列并分析雷达重叠的部位，系统可以推断出不同物体的角度。

系统通过这种分析过程可以获得丰富的基础信息，进而输入神经网络，应用机器学习生成更加清晰的场景图片。如果没有这个中间步骤，人工智能系统将不得不依据原始的实时数字信号了解场景情况，这意味着它需要非常强大，也会更加昂贵和依赖资源，而且，它还需要很多的训练序列才能弄清楚如何处理数据。此外，这样的系统很难进行故障排除 — 例如，如果汽车探测到一个不存在的物体，它可能无法知道原因。将常见的处理操作与机器学习相结合，可以在一定程度上为数据处理赋予正交性，从而使系统更加强大。

雷达提供的数据不仅比视觉系统提供的数据更为充分（除了提供物体位置外，雷达还提供距离和距离速率），还更有价值，因此，非常值得智能地筛选数据并提取其含义。凭借 20 多年汽车雷达的研究经验（安波福于 1999 年率先将雷达应用于汽车，在捷豹汽车上推出首款自适应巡航控制系统），安波福能够以最有效的方式提取相关数据。

成本和功耗方面的优势

在新兴的汽车架构中，雷达以卫星布局方式分布在个汽车的各个部位，并通过以太网连接到配有机器学习加速器的中央芯片系统上。安波福采用了这种卫星架构设计，处理来自 5 个甚至更多数量的雷达数据，从而降低了成本。该方案数据利用效率很高，并且与其它处理器相比，机器学习模型运行所需的处理器成本和功耗更低。

比如，处理来自 6 个短程雷达的数据仅消耗大约 1W，而处理来自 6 个摄像头的数据要消耗 10W 到 15W，而高端图形处理单元则需要消耗大约 100W。

再比如，依赖成本更低的雷达，机器学习可以根据雷达生成的数据收集距离和自由空间探测的信息，从而得到与激光雷达探测相近的结果。

这样就不必在每个传感器中并行实现处理、RAM 和通信，也可以利用域控制器中集中型软件的高效率，从而降低了成本。较低的成本意味着即使是普通或初级配置的汽车也可以配备这种救生技术。

富有挑战性的场景

人类驾驶员每天都会遇到许多 ADAS 无法帮助他们轻松应对的场景。如果路上有物体，能安全驶过吗？如果相邻卡车形成了盲区，车辆应如何调整行驶路线？机器学习与雷达相结合可以解决诸如此类的各种问题。以下是一些示例：



路面杂物

道路上的小体积物体或杂物可能会带来驾驶挑战，在高速驾驶时更是如此。经验证，具有机器学习功能的雷达可以将探测距离扩大 50% 以上，并能够捕捉到 200 米处的小体积物体，这样汽车就有足够的时间变换车道或安全停泊。

可以安全驶过的物体

人类驾驶员通常认为他们有能力判断道路上的物体是否能够驶过。他们不会去测量那个物体高 5 厘米还是 10 厘米，而是倾向于根据直觉行事，即基于过往经验的一种感觉。我们也可以应用可以安全驶过和不可以安全驶过的物体来训练机器学习系统。程序员可以在整个处理链中创建一个专门的物体分类子集（“可否安全驶过”，是还是否？），并将答案传输给可以在必要时采取行动的软件。

弱势道路使用者

包括骑自行车和骑摩托车的人在内的弱势道路使用者一向受到来自监管和评级机构的特别关注，因为他们在发生碰撞时几乎无法得到保护，而且可能比其它车辆更难识别。与普通的雷达信号处理相比，机器学习可将漏识别率减少 70%，而且传感器与其它传感方式相融合可以进一步提高探测准确率。

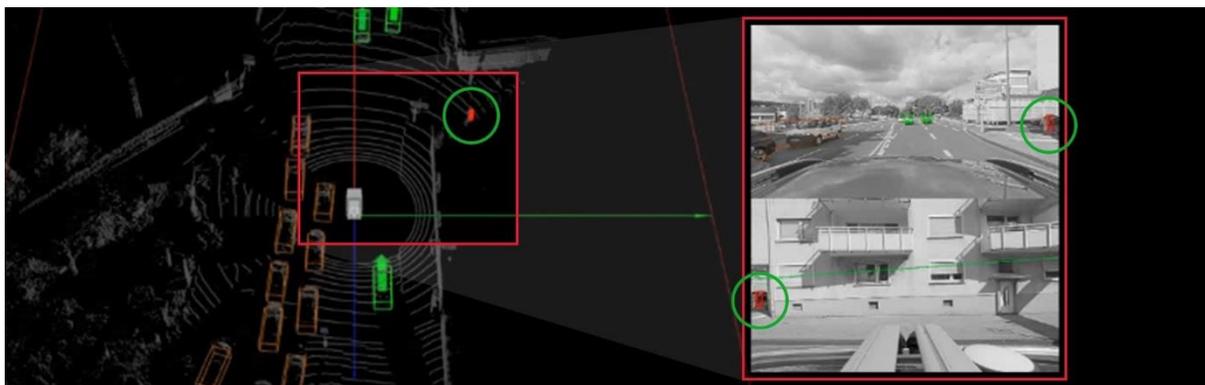


行人

探测行人是各类传感器普遍面临的特别挑战，在拥塞的城市环境中更是如此，因为可能会有许多行人正在过马路而且朝不同的方向行走。然而，借助如前所述的各个维度的雷达数据，先进的机器学习技术可以帮助汽车在杂乱的环境中识别出行人。汽车甚至能够发现被停泊汽车或其它障碍物遮挡的行人。



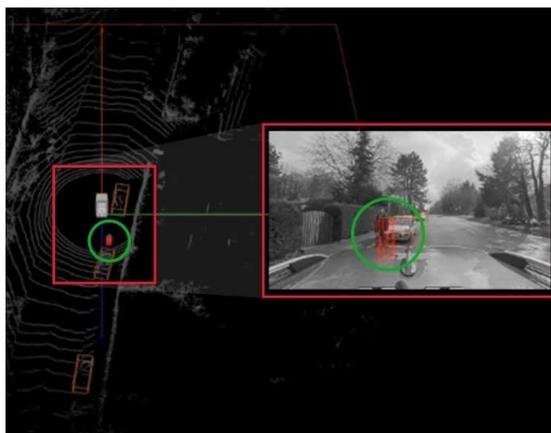
被遮挡的行人：



行人靠近道路和停放的车辆：

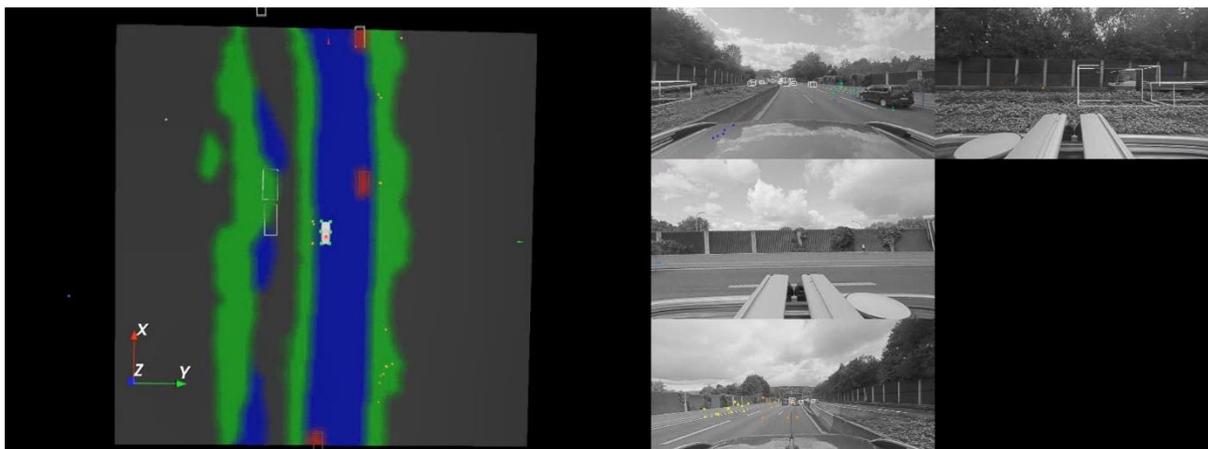


后部驻车操作时发出行人告警：



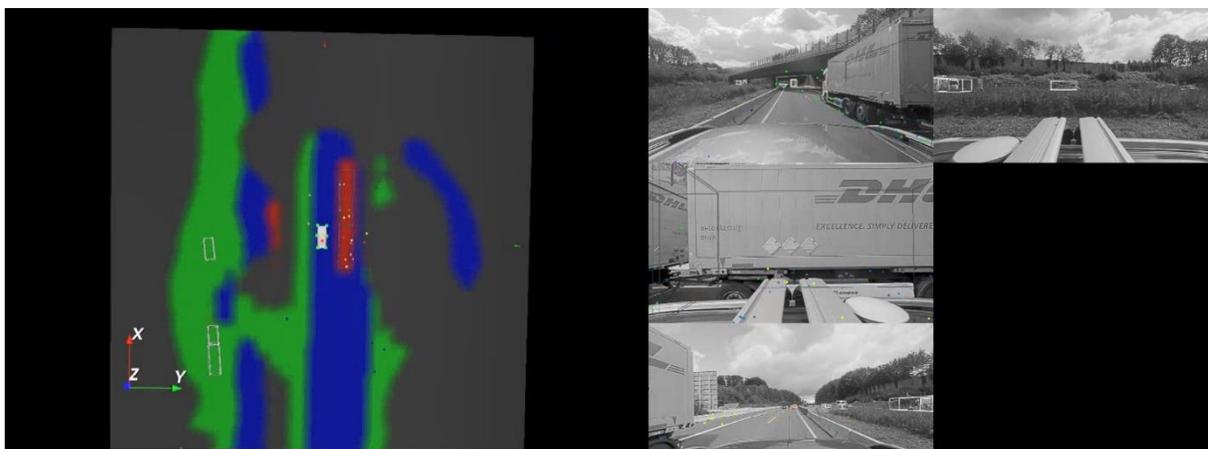
反射率低的道路边界

一些道路边界，比如从锐角看到的平坦的混凝土墙，不会产生强烈的雷达反射。机器学习可以应用强大的分段和跨距离信号处理、多普勒和天线响应随时间推移确定这些边界的位置。



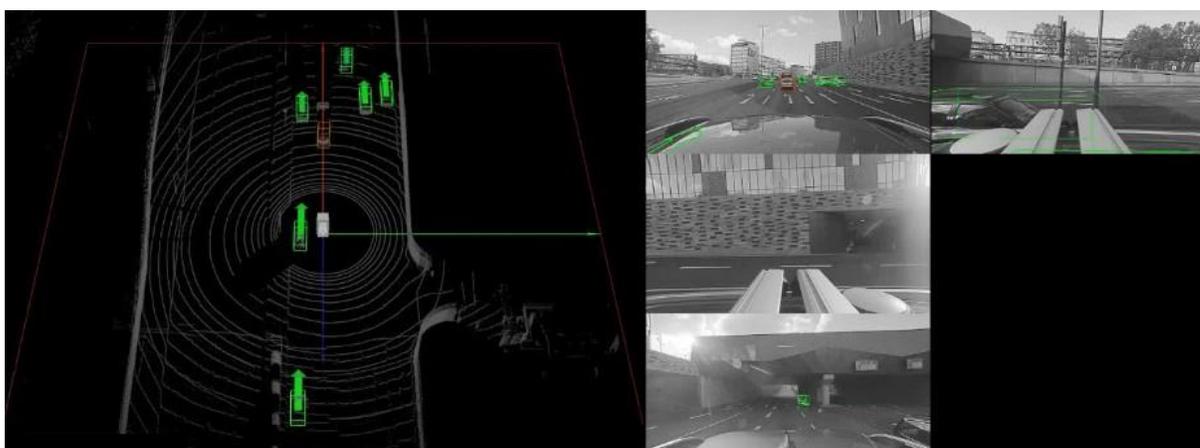
盲区

传感器遮挡 - 即由另一个物体（如大型卡车）造成的盲区 - 是自动驾驶面临的巨大挑战之一。对于这个问题，与其说是未能探测到被遮挡物体，不如说是当前的系统无法充分意识到盲区的存在。人类驾驶员已懂得顾及及各种可能存在的盲区并防范潜在威胁。来自安波福的感知方案可以创造这种意识，使上游功能能够像人类驾驶员一样采取防御性行动。



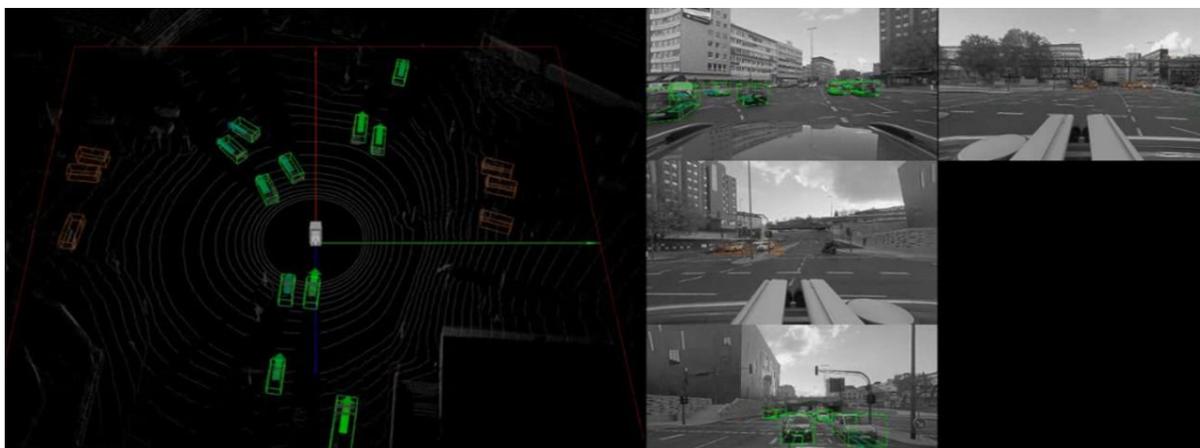
车道中静止不动的车辆

机器学习可以提供精准的物体探测和跟踪，包括物体边界和准确的间距。借助先进的处理方法，我们可以将位置误差和物体方向误差减少一半以上，这意味着车辆能够更有效地发现停在当前车道上的另一辆汽车。



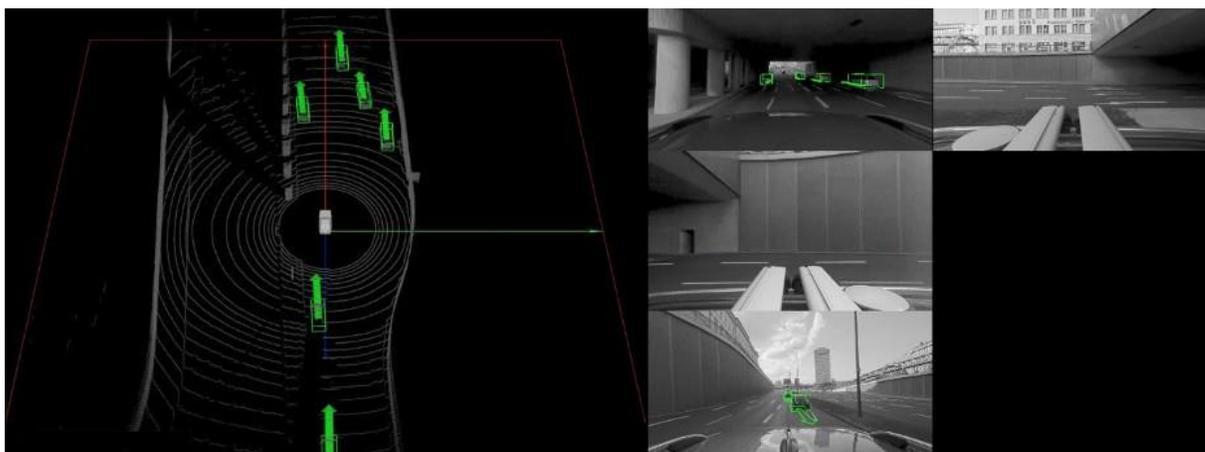
360 度传感

安波福的传感器融合方案能够汇集来自各种车载传感器的输入数据。如果车辆配备了足够多的传感器，它就可以 360 度全方位地了解周围环境，得出完整的环境图像，从而做出更好的决策。机器学习可以帮助系统识别该范围内的物体，将它们归为汽车、卡车、摩托车、自行车、行人等不同的类别，并确定他们的方向。它还可以帮助汽车分离和识别静止或缓慢移动的物体。



在隧道内追踪

借助机器学习，车辆也会知道何时会进入隧道。隧道对雷达来说一向是一个富有挑战性的环境。隧道壁形成了一个反射表面，带来大量的探测干扰，从而超出雷达处理目标的能力。而且，这些反射可能来自较高的仰角，导致车辆难以识别静止的目标。此外，隧道通常会配有风扇来清除停滞的空气，风扇旋转叶片可能会使雷达误以为它捕捉到了一个移动的物体。在隧道中行驶时，调整雷达处理操作就可以解决这些问题。应用机器学习，系统将能够以比传统处理方法更高的精度从有探测结果中过滤掉干扰信息，车辆就可以更好地解读隧道等封闭环境中的雷达回波，对风扇等目标进行分类，有效解决雷达所面临的隧道挑战。



未来展望

随着 OEM 致力于为全系列车型配置主动安全功能，具有成本效益、能够在不利条件下提供数据以及从数据中提取最有价值的信息的传感器系统将成为 OEM 的首选，而应用机器学习的基于雷达的融合传感器系统将是完美选择。安波福的 RACam 系统（一个包含了雷达和摄像头的紧凑的单元）正是这样一种解决方案。

而安波福的卫星架构式传感器系统将从传感器接收到的数据进行集中处理，可以保持低延迟并使传感器的重量减轻 30%，从而提高性能。OEM 可以基于这种强大的传感和感知技术，开发从 1 级、2 级、2+级等自动驾驶功能。

从长远来看，安波福的智能汽车架构（SVA）重构了汽车的电子电气架构，最大限度地发挥了其传感及感知能力，为实现 3 级、4 级自动驾驶铺垫了道路。通过普及应用主动安全技术，OEM 今天就可以使人人都可以享受到这些拯救生命、避免交通伤亡事故的技术；与此同时，为自动驾驶的实现迈出重要的一步。

作者简介



Rick Searcy
高级雷达系统经理

Rick 自 2013 年以来一直在安波福负责管理高级雷达系统开发工作。自 1994 起，他便开始参与安波福各款雷达的开发工作。

Rick 常驻印第安纳州的科科莫。他毕业于密歇根大学应用电磁学和数字信号处理专业，并获得硕士学位。

更多详情请访问 [APTIV.COM/主动安全](https://www.aptiv.com/active-safety)