AI应用于几个领域的进展是不均衡，比如在交通运输方面，AI在很快被采用用于无人运输

技术的约束和机械设备的高成本会限制应用程序的商业机会

医疗保健领域，收集有用数据得到很大进步

在教育方面，加强教育，交互式机器导师可以给学生更好的个性化教育

AI还能帮助资源短缺的社区--有了激励政策和资金。EG: 用机器学习和数据挖掘，人工智能用于创建模型以帮助政府机构应对诸如预防高危儿童铅中毒和分发铅等问题食物有效。

北美城市和联邦机构已经开始在边境管理和执法中部署AI技术。到2030年，他们将严重依赖它们，包括改进的摄像头和无人机监视，检测财务欺诈的算法以及预测性警务。

AI会制造财富，娱乐会变得更加交互性，个性化

机器学习提升了数字经济，提供了大量数据

人工神经网络推动了机器学习--用大量数据数据和计算来训练机器学习--这种方法叫Deep learning

Reinforcement learning强化学习是一个将机器学习的重点从模式识别转移到经验驱动的顺序决策的框架。

SEC 1

AI的长期追求就是在棋类游戏中击败人类玩家

直到千年之交，AI的吸引力主要在于兑现兑现的承诺，但在过去的15年中，兑现了大部分承诺

深度学习推动了机器学习从而推动了AI ？数据驱动产品的新平台和市场，以及寻找新产品和市场的经济动力也推动了AI

当前机器学习的当前工作的主要重点是扩展现有算法以与超大型数据集一起使用？重心在模式挖掘上

深度学习受益于计算机视觉领域，还侵入了其他领域比如音频，NLP？

强化学习重心在决策上，帮AI学习和执行现实中的动作。作为经验驱动的顺序决策的框架，它已经存在了几十年，但是这些方法在实践中并未获得很大的成功，主要是由于代表和扩展问题。但是，深度学习的出现为强化学习提供了“一臂之力”，比如AlphaGo击败围棋冠军

自然语言处理NLP

通常与自动语音识别结合使用，自然语言处理是机器感知的另一个非常活跃的领域。它正迅速成为具有大量数据集的主流语言的商品？

传统AI范例被数据驱动的巨大成功取代，因为要依赖困难的建模假设

法律没有解决自动驾驶发生事故的责任

2025年左右，startups为家庭开发出基于AI的家庭机器人

自主运输很快会成为司空见惯 2030北美城市，城市里会有更少的汽车，甚至飞行器因为自主飞行

安全性是自动驾驶汽车最重要的要求。因此，设计用于自动驾驶汽车的边缘计算生态系统的挑战是提供足够的计算能力，冗余性和安全性，以确保自动驾驶汽车的安全。

构建自动驾驶汽车边缘计算系统的挑战，主要包括以下三类：边缘计算系统设计，V2X应用程序和自动驾驶汽车安全性。在边缘计算系统设计中，我们面临着系统性的挑战，即以合理的能耗提供更多的计算能力，即使在高速行驶时也要保证自动驾驶汽车的安全。首先，随着越来越多的自动驾驶边缘计算工作负载出现，我们需要继续开发标准基准以更准确地评估边缘计算系统。其次，尽管我们已经看到了在利用异构计算体系结构进行自动驾驶工作负载方面的最新进展，但仍需要进行更多的研究来改进用于自动驾驶的边缘计算机体系结构。目的是在有限的芯片面积和能源预算下提供更多的计算能力。第三，随着计算机体系结构的发展，我们需要设计运行时层，以有效映射传入的动态工作负载。第四，仍然缺少将各种自动驾驶服务绑定在一起的可靠，健壮和生产质量的中间件。对于自动驾驶汽车的大规模部署，我们希望看到更多具有生产质量的全边缘计算系统，这些系统在这些层中集成了创新。

如果安全性受到任何程度的损害，自动驾驶汽车的安全性将受到威胁。由于每辆自动驾驶汽车都配备了众多传感器和计算单元，因此攻击者将传感器，计算系统，控制系统或通信网络中的一个作为攻击目标，以使受攻击的车辆混乱，失明甚至接管其控制权，导致灾难性事故。因此，挑战在于如何保证堆栈所有级别的安全性。尽管近年来有一些关于保护自动驾驶汽车安全性的有趣建议，例如传感器融合，但在我们大规模部署自动驾驶汽车之前，还需要进行更多的研究。

最重要的是，我们迫切需要工业安全验证标准，以证明自动驾驶汽车是否足够安全，可以在公共道路上行驶。

Edge Computing for Autonomous Driving: Opportunities and Challenges

SHAOSHAN LIU , Senior Member IEEE, LIANGKAI LIU, JIE TANG, Member IEEE, BO YU, Member IEEE, YIFAN WANG, AND WEISONG SHI, Fellow IEEE

2019

1. 强化学习重心在决策上，帮AI学习和执行现实中的动作。作为经验驱动的顺序决策的框架，它已经存在了几十年，但是这些方法在实践中并未获得很大的成功，主要是由于代表和扩展问题。

使用基于策略梯度的强化学习算法，可以同时在丰富，复杂的环境中使用多个机器人。使用基于策略梯度的强化学习算法，可以同时在丰富，复杂的环境中对大量机器人进行策略训练。学习算法还集成到混合控制框架中，以进一步提高策略的鲁棒性和有效性。我们通过对大型多机器人系统进行全面的性能评估，在各种模拟和真实场景中验证学习到的传感器级防撞3避免策略。在一组看不见的场景中验证了学习策略的通用性，这些场景包括一组异类机器人的导航以及具有100个机器人的大规模场景。尽管仅使用模拟数据对策略进行了训练，但我们已经成功地将其完全部署在形状和动力学特性与模拟代理不同的物理机器人上，以展示控制器针对模拟到实际建模误差的鲁棒性。最后，我们表明，从多机器人导航任务中学到的避免碰撞策略为在密集的真实人群中工作的单个机器人提供了安全有效的自主导航的出色解决方案。我们的博学政策使机器人能够在人群中有效前进，而不会被卡住。更重要的是，该策略已成功部署在不同类型的物理机器人平台上，而无需进行繁琐的参数调整。

Distributed multi-robot collision avoidance via deep reinforcement learning for navigation in complex scenarios

Tingxiang Fan1\* , Pinxin Long2\* , Wenxi Liu3 and Jia Pan1

2020

3.

人工智能对未来工作的影响应该从任务的角度来构架，由人工智能来自动化。 AI替代了一些任务，补充了其他任务，并创建了新任务。替代，互补和创造之间这种复杂的相互作用如何将任务重新组合成现有或新工作。为此，我们必须考虑到社会和职业规范及以上技术可行性。职业前景对于考虑工作的未来很有用，因为人们越来越期望专业人员成为与其他领域相关的能力的“混合体”，有时甚至将其融合到其他领域。

Technology Strategy and Management Artificial Intelligence and the Future of Professional Work

Mari Sako

2020