

AIoT——AI 时代下的物联网

王逸

摘要：AI 和物联网的发展催生了 AIoT 概念的诞生，AIoT 作为 AI 时代下物联网的架构，将会极大程度地影响人们的生活。本文基于 AIoT 的相关概念对 AI 时代下的物联网进行展望，参考大量文献和相关研究，基于物联网和 AI 的底层逻辑，从边缘、雾和云的角度解析未来物联网的发展趋势，从 XAI 的角度解析 AI 为适应物联网而将会进行的发展趋势。

关键词：AIoT（人工智能物联网）、AI、物联网

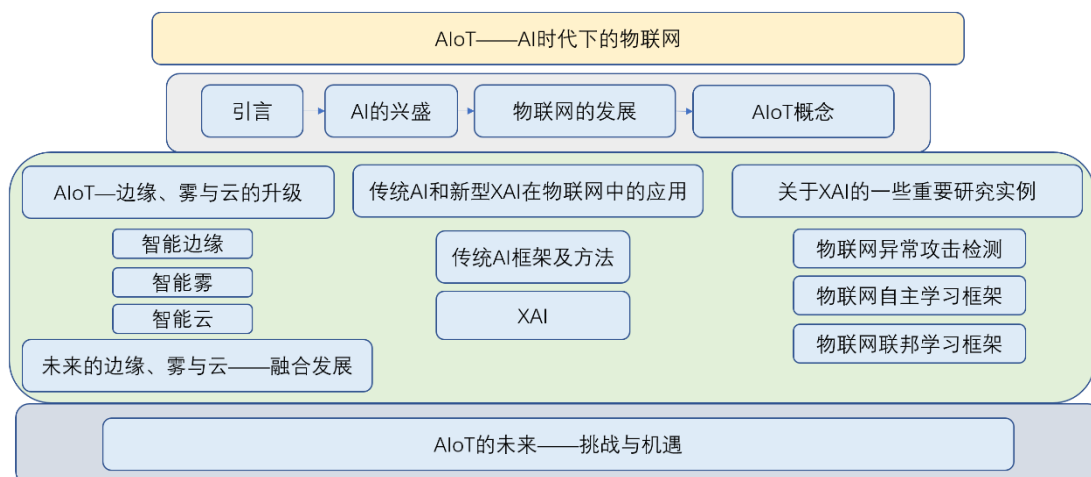


图 1：本文框架

一、引言

(1) AI 的兴盛

AI (Artificial Intelligence) 是人工智能科学的总称^[1]，它是使用计算机来模拟人类的智能行为，并训练计算机学习人类行为，如学习、判断和决策。AI 起源于 1956 年达特茅斯大学的一次会议上，至今已有七十多年的历史。AI 早在过去就有多次的兴盛和衰退，但是近年来，AI 的新一轮兴盛似乎势不可挡，并深刻改变人们的生活。

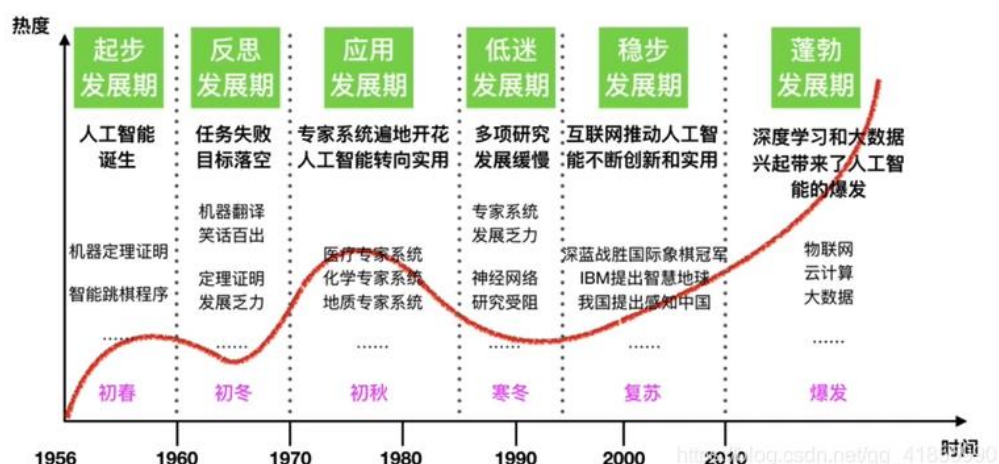


图 2：中国科学院提出^[2]，经相关网络社区^[3]整理的 AI 发展历程图

2020 年, OpenAI 推出了 GPT-3 模型^[4], 其实现了巨大的性能提升, 并且引入了基于人类反馈的强化学习 (RHLF) 等策略, 进一步提升了推理能力和任务泛化^[5]; 2022 年 11 月, OpenAI 发布了基于 GPT-3.5 的 AI 聊天机器人程序 ChatGPT。ChatGPT 以其流畅的语言表达能力、强大的问题处理能力以及庞大的数据库在全世界引发广泛关注, 并在上线后不足两个月的时间里, 月活用户突破 1 亿, 成为历史上用户增长速度最快的消费级应用程序^[6]。这两个事件标志着 AI 大模型时代的到来, 推动了人工智能技术在多个领域的应用和发展。接着, 针对 ChatGPT 的学术研究数量快速增长^{[7]、[8]、[9]}, 并随后引发了针对 AI 大模型研究的热潮。AI 大模型的研究让人们对于 AI 的关注度越来越高, 进而转向各种 AI 的应用, 包括 AI 在医学中的应用^[10]、AI 在教育中的应用^[11]、AI 在工业制造业中的应用^[12]、AI 在艺术领域中的应用^[13]等等。

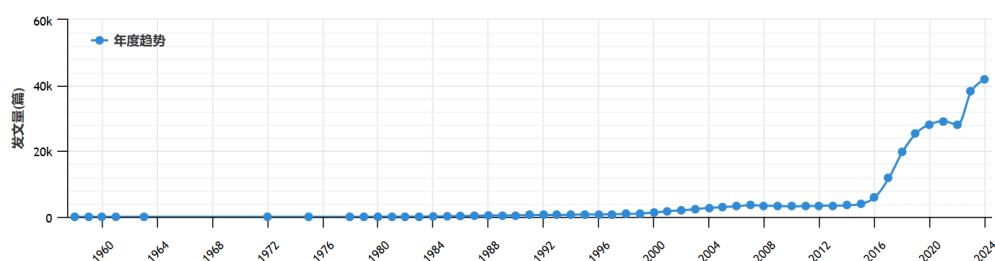


图 3: 经知网^[14]整理的人工智能文献趋势

(2) 物联网的发展

相对于 AI 的概念, 物联网 (IoT) 概念的产生要晚得多。物联网的概念于 1999 年由 Kevin Ashton 在一个演讲中创造, 后来在 2009 年, 他进一步阐述了物联网的内涵^[15]。国际电信联盟 (ITU) 发布了一份名为《The Internet of Things》

的报告^[16]，这份报告对物联网的概念进行了广泛的讨论和定义。根据中国官方文件^[17]的定义，物联网是通过信息传感设备按照约定的协议，把任何物品与信息网络连接起来，进行信息交换和通讯，以实现智能化的识别、定位、跟踪、监控和管理的一种网络。

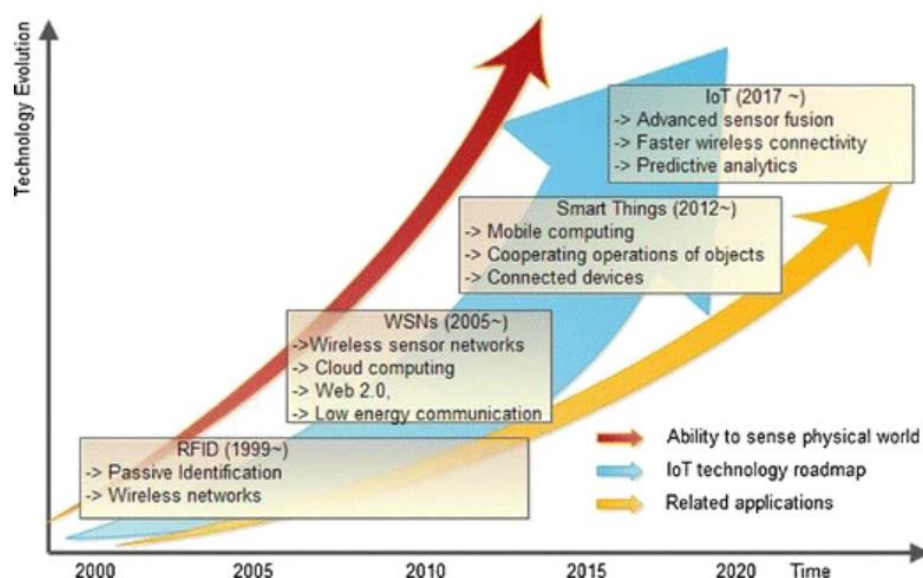


图 4：相关研究^[18]中绘制的物联网发展过程示意图

物联网没有像 AI 那样经过起起落落，而是一直保持着稳定的发展历程。物联网的相关研究者针对不同的应用前景，进行了各种各样的学术研究和积极尝试，包括工业物联网的研究^[19]、农业物联网的研究^[20]、6G 物联网的研究^[21]、区块链物联网的研究^[22]等等。目前的物联网逐渐从量变转为质变，但是在转变的过程中，依然面临着很多挑战，包括安全性和隐私性问题、成本和效率问题等等。

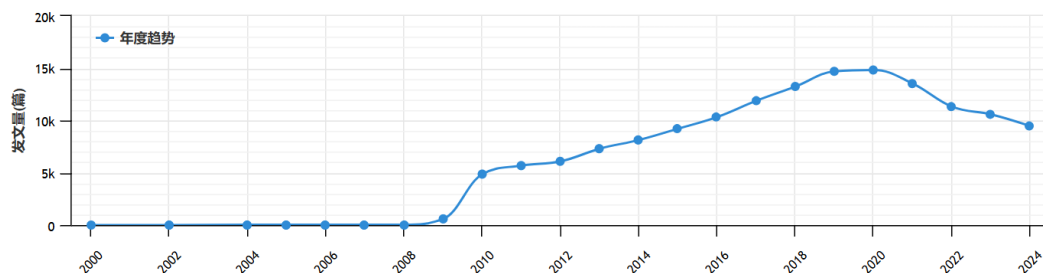


图 5: 经知网^[14]整理的物联网文献趋势

(3) AIot 概念

AI 能够辅助模拟人类进行智能决策，物联网能够辅助建立一个万物互联的网络，两者的发展让人们不禁想到了两者融合的可能性，即以 IoT 为网络基础，以 AI 为技术支持，形成一个具有人工智能的物联网。人工智能物联网的践行其实从很早的时候就开始了，因为人工智能的很多智能决策技术能够自然地融入到物联网构建和运行过程中的数据处理等过程中，因此，人工智能物联网的概念并没有一个像单独的 AI 或物联网那样拥有准确的提出时间以及提出事件。

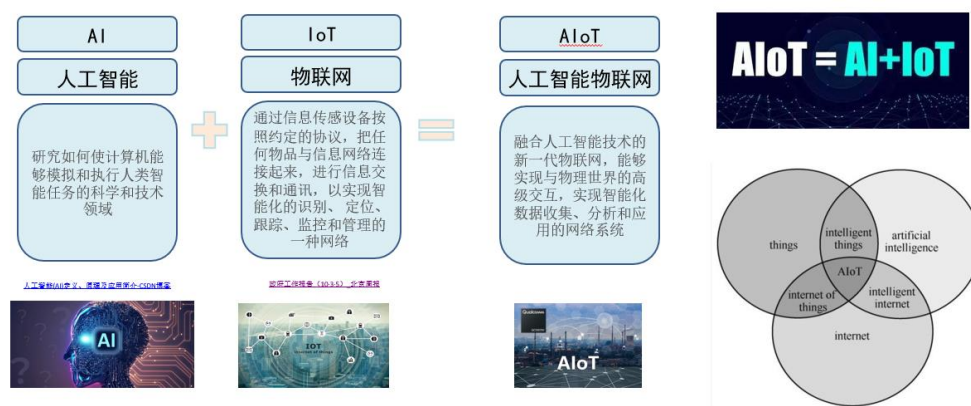


图 6: AIot 概念示意图 (参考资料^[17]、^[23]、^[24])

二、AIoT——边缘、雾与云的升级

(1) 边缘、雾与云的概述

有相关研究^[25]认为, 目前物联网的架构正在从传统的感知层、网络层、应用层转向新的架构层次, 即边缘层、雾层和云层, 这三种架构层次实际上更加适应泛在感知计算的新时代模型, 因为实际上计算并不只能局限于某一层次, 而是可以在任何一个架构都进行相应的计算。有部分研究^[26]会将边缘计算和雾计算视作统一概念, 也有研究^[27]会将边缘计算和雾计算都视作云计算综合体的一部分, 为了方便研究。在本文中采用与一些研究^{[25]、[28]}相同的理解, 将边缘、雾和云视作单独的三个独立概念进行研究, 而并非将其视作等同概念或认为其中存在继承关系。

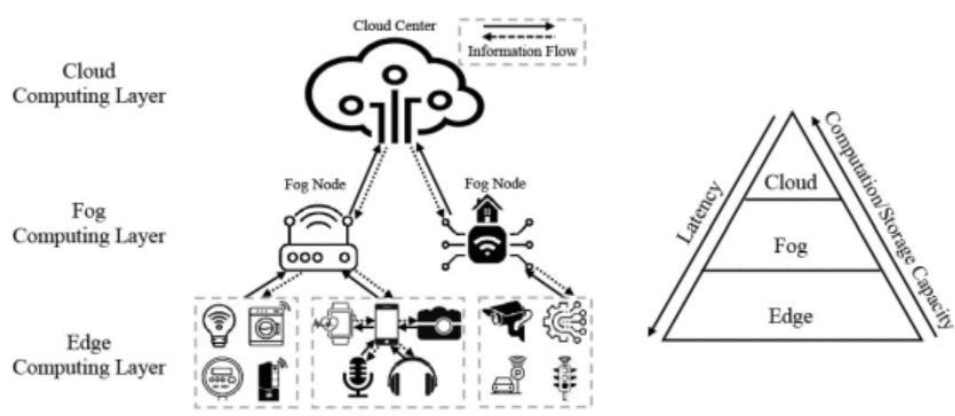


图 8: 相关研究^[25]提出的 AIoT 新型三层计算架构

(1) 智能边缘

边缘是在原有感知层的基础上提出的升级概念^{[29]、[30]、[31]}。边缘与边缘计算密切相关, 有研究指出^[25], 边缘计算指的是在靠近传感器和执行器的边缘设备上部署计算能力。边缘计算相对于雾和云计算的一大优势是减少了延迟和网络带宽, 因为它可以在传输之前在现场将数据处理成紧凑的结构化信息。



图 9：课程材料中提供的感知层框架

对于传统的感知层而言，一般包含了各种类型的传感器、RFID 标签与读写设备、智能手机、智能终端设备、GPS、智能家电与智能测控设备、各种类型的智能机器人与可穿戴计算设备等。尽管感知层涉及到的感知设备众多，形式也很多样，但是目前大多数感知层设备并不具有较强的计算能力和存储能力，一般能够应对物联网中感知的原始数据获取并直接传输给网络层，并不会进行更深入的计算，也远远没有达到能够分担上层计算压力的条件。而指望仅通过硬件的升级来强化其计算和存储能力并不现实，因为成本高昂，且硬件的更新迭代还需要很久的时间。因此，普通的边缘难以实现，更无法论及所谓“智能边缘”了。因此，目前智能边缘的重心应当是通过简化版本的智能 AI 算法，实现边缘层硬件的轻量级智能处理，这才能较好地发挥智能边缘的优势，防止智能边缘困在硬件计算能力的陷阱中。

智能边缘应当能够在原始的边缘层上实现对于数据的紧凑化结构处理，能够进行一定的自主化操作，包括灵活存储、主动控制等等。目前，一系列轻量级的 AI 算法为智能边缘增添了新的活力，此外，包括神经网络的剪枝、压缩、量化等^[32]的研究也使得 AI 算法相对于过去的冗余和难以部署有了新的可能。

(2) 智能雾

与边缘类似，雾也是云进行去中心化的产物。在这里，我们认为雾与边缘为两个独立的层次，边缘对应感知层升级，而雾对应网络层的升级。有大量学者进行了针对于雾的研究^{[33]、[34]、[35]}，通过雾计算范式将传感器和应用中心之间的传递进行简化，并将应用中心的一些计算任务转移到中间件中。

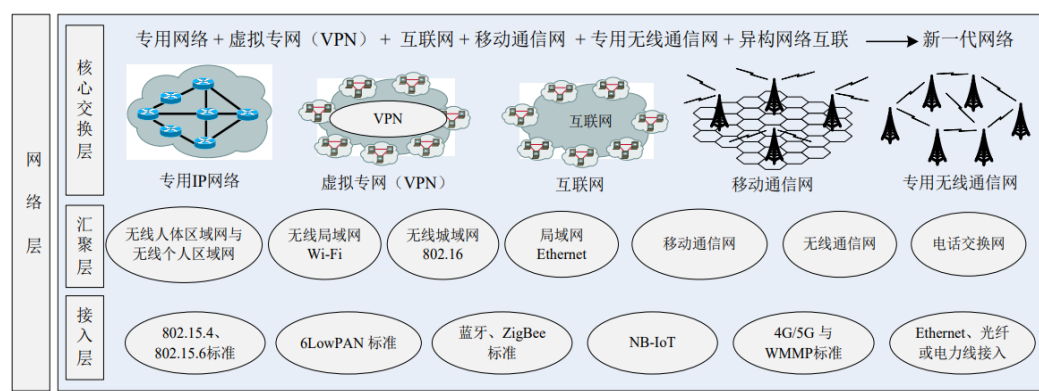


图 10：课程材料中提供的网络层框架

对于传统的网络层而言，主要就是承担可靠传输的任务，即完成应用层下发的感知层控制任务，并完成感知层向上传递的感知信息。在新型的 AIoT 架构下，网络层升级为了雾，而此时雾不再只是进行简单的传递，而是同时承担一部分由云计算分出的计算任务以及由边缘计算分出的边缘计算整合任务。相关研究^[25]给出了对雾计算层更加准确的要求，即雾计算将存储、计算和网络容量带到设备附近的网络边缘，可以在不需要互联网的情况下提供服务的连续性，保护安全隐私，并同时承担来自上游或下游的计算和存储压力分担任务。

对于雾这一层次来说，如果使用普通的计算算法，来进行传统的传输整合和计算显然是不够的，因为雾面临的架构更加复杂多样化，往上游看，去中心化的云端需要一个强而有力的下游系统来完成对其计算分担任务的需求；往下游看，

感知层目前越来越往自组织网络的方向进行发展，其灵活的几何拓扑结构、复杂的冗余计算机制、异构化网络的结合需求，与之前所提到的边缘计算结合在一起，给雾带来了双重的压力。因此，就目前来看，AI 人工智能是解决这一问题的唯一途径。人工智能能够为雾层次提供面向复杂行为的决策参考，并且能够辅助雾计算进行自身安全维护，因此，这种由 AI 辅助的雾层次就是为智能雾。

(3) 智能云

相对于雾和边缘而言，云是一个相对较早的概念，传统云架构目前发展也比较完善，而且形成了体系化的框架。一系列针对于云的研究^{[36]、[37]、[38]}也使得云走向更多元和复杂的方向。就目前来看，云主要是对应于传统应用层进行的统一型服务集成、弹性调度处理。但是在 AIoT 背景下的新范式中，云应当完成进一步的去中心化，原有的接口服务可以进一步被下放到更下游，而云中的分布式计算也可以从上游标准化的硬件集成向下游传递。



图 11：课程材料中提供的应用层框架

传统的应用层所包含的智能服务层和行业应用层基本承担了物联网几乎所有的计算、存储和服务。传统的云则是在其基础上进一步实现了虚拟化，即能够通过 Internet 虚拟使用计算资源，而不是在本地构建其物理基础设施。它可以提

供灵活、可扩展和可靠的资源，包括计算、存储和网络。云计算的一大重要特点是，它以按量付费的方式提供弹性计算资源。实际上，云计算的各种优势不会因为新型智能云的出现而被消除。对于从应用层框架之上进一步改进的智能云而言，智能云不仅保留原有弹性调度和虚拟化的优势，而且可以将这种优势进一步深入到下游层次中，比如说对于智能云而言，可以通过与用户达成协议让用户承担一部分的云端计算分布责任，使得用户和云不再是互相独立的关系，而是互相协作的关系。与智能雾相似，对于更自由和更宽泛的应用而言，智能云需要 AI 技术为其提供更加强的计算保障，因为对于智能云而言，完成物联网中的数据计算只是其所属的一部分，还需要由一定的算力分配给自由调度之中，因此 AI 技术能够辅助智能云完成智能化计算资源调配，同时实时检测交互过程中的异常，并进行及时处理，这些都是传统算法无法实现的。

(4) 未来的边缘、雾与云——融合发展

对于边缘、雾与云而言，发展为智能边缘、智能雾和智能云已经成为新的潮流，对于其中三个层次的智能化拓展，都可以将物联网结构变得更加高效，以下的框架图展示了边缘、雾和云独立的智能化扩展方向。

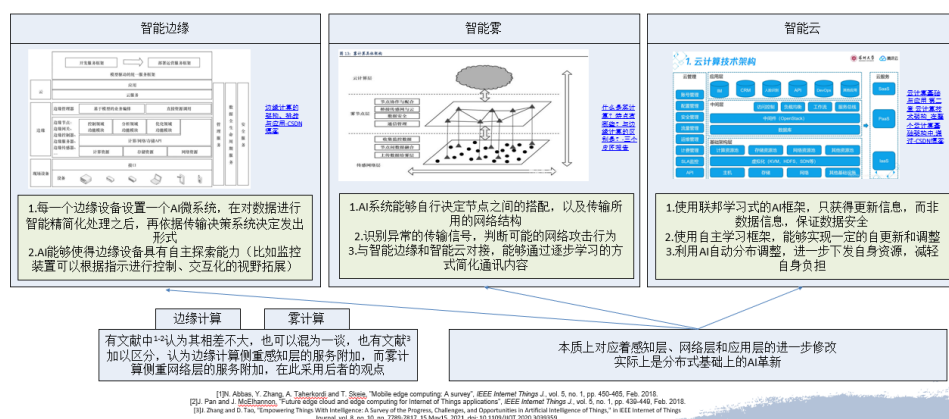


图 12：边缘、雾与云的智能化扩展方向（参考资料^[39]、^[40]、^[41]）

边缘、雾和云的智能化实际上反映了物联网在 AI 作用下架构的转变，也就是说，传统的感知层、网络层和应用在接收智能化处理之后成为了新的三级层次，每一级层次都对应着 AI 化的处理，对于物联网整体而言，这种改变意味着，将从原始数据传输走向 AI 处理的精简数据和更新数据，将从中心化的固定控制走向分布式的智能控制。

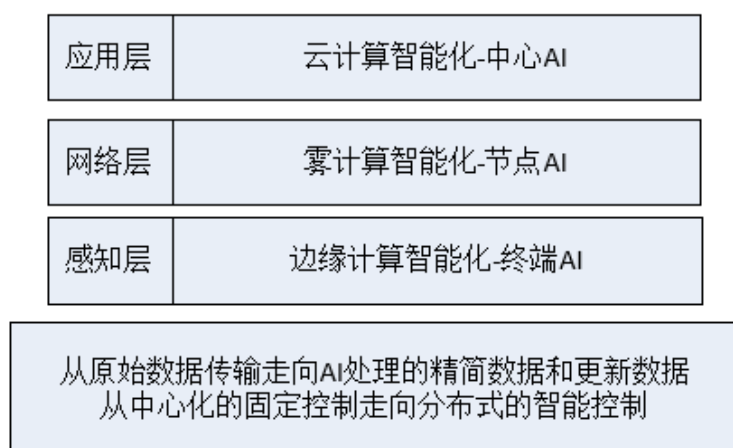


图 13：物联网架构的转变——AI 应用

那么智能边缘、智能雾和智能云是否就是物联网架构的终点呢？当然不是，实际上现在已有研究认为实际上智能边缘、智能雾和智能云也可以实现融合和统一，这样使得物联网成为真正智能化完成个体，下图展示了一种混合型的 AIoT 框架：

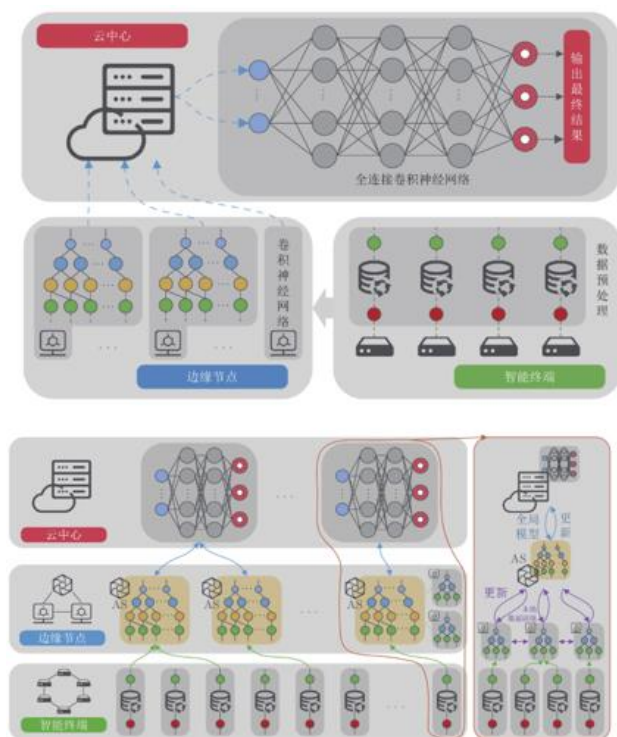


图 14-1：相关研究^[42]给出的混合型 AIot 框架

可以看出，即使是智能边缘、智能雾和智能云，也能在协调的智能化框架下实现成为一个高度集成统一的智慧物联网个体，在未来，相似的研究框架也会越来越多，物联网的结构也会在 AI 时代下变得与众不同。

有相关的研究^[63]指出，未来 AI 在物联网应用中将会有几种主要范式，如下图所示，分别是云计算、雾计算、边缘计算、无服务器计算、量子计算。其中无服务器计算更多指的是对于编程的泛化抽象的计算范式，而量子计算更多指的是对于底层计算硬件进行修改的计算范式，后两者实际上与物联网的结合较少，主要还是前三者的结合。这也从一定层面佐证了边缘、雾和云研究在未来物联网应用中的重要性。

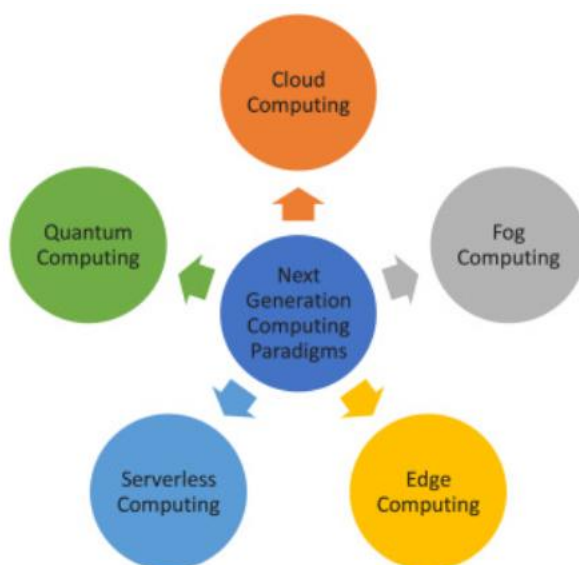


图 14-2：相关研究^[63]给出未来的 AIoT 计算范式

三、传统 AI 和新型 XAI 在物联网中的应用

(1) 传统 AI 框架及方法

目前传统 AI 还未有非常统一的算法，而是根据不同单一目标的需要划分为了多种方法，这些方法实际上属于 AI 中的机器学习领域（有说法认为深度学习领域和机器学习领域应当分开，在这里认为深度学习领域是机器学习领域的子集）。

全监督学习是一种需要大量标注数据进行训练的机器学习方法。模型的目标是从输入数据和对应的标注中学习映射关系，从而在未标注的测试数据上准确预测。其核心在于依赖高质量的标注数据集，典型任务包括分类（如图像分类）、回归（如房价预测）等。全监督学习通常需要花费大量时间和资源来获取和标注数据，这也是其局限性所在。经典算法包括线性回归、支持向量机（SVM）、随机森林和深度神经网络（如卷积神经网络 CNN）。全监督学习方法表现出色的前提是训练数据与测试数据的分布相似，否则模型可能无法泛化到实际应用。

无监督学习是一种无需标注数据的学习方法,主要用于探索数据的内在结构或模式。其目标是从数据中自动提取特征、发现规律或进行分组,典型任务包括聚类(如 K-Means)、降维(如 PCA)、密度估计等。无监督学习的优势是适用于大规模、未标注的数据,但由于没有明确的目标信号,其性能评估较为困难,通常依赖于间接指标。它广泛应用于推荐系统、异常检测、客户分群等领域。然而,与全监督学习相比,无监督学习在很多情况下可能难以达到同等水平的结果准确性。

半监督学习结合了少量标注数据与大量未标注数据,是介于全监督学习和无监督学习之间的一种方法。通过利用未标注数据提供的额外信息,半监督学习能够在标注数据有限的情况下提升模型性能。典型方法包括自训练、共训练、生成对抗网络(GAN)等。其应用场景包括自然语言处理、医学影像分析等需要大量标注但标注成本高的领域。半监督学习的优势在于大幅降低了标注需求,同时保持一定的预测能力,但仍依赖于标注数据的质量和数量。

迁移学习通过将预训练模型在某一任务中的知识迁移到目标任务中,从而减少目标任务的数据需求和训练时间。迁移学习通常包括特征迁移、参数微调等策略,典型应用包括从 ImageNet 预训练模型迁移到医疗影像分析。它特别适用于数据量有限但目标任务与源任务具有相关性的场景。然而,迁移学习的挑战在于如何处理源任务与目标任务之间的差异(即领域间的偏差),如果两者差异过大,可能导致负迁移,甚至降低模型性能。

少样本学习旨在通过少量标注数据训练出性能良好的模型,零样本学习则试图在完全没有目标类标注数据的情况下进行预测。这两者均依赖于模型对已有知识的理解与泛化能力,典型方法包括基于元学习的模型(如 MAML)、生成式模

型和语义嵌入。少样本和零样本学习常用于图像识别和自然语言处理，尤其是在新类别不断出现且难以标注的场景下。其挑战在于对少量信息的高效提取和利用，尤其是对先验知识的建模和扩展。

强化学习通过试错机制学习行为策略，使智能体在特定环境中获得最大累计奖励。其特点是没有明确的标注数据，而是通过环境反馈优化决策策略。强化学习广泛应用于机器人控制、游戏 AI（如 AlphaGo）和自动驾驶等动态决策场景。其核心方法包括值函数方法（如 Q-learning）、策略优化方法（如 PPO）和混合方法（如 Actor-Critic）。尽管强化学习表现出极强的潜力，但其面临样本效率低、训练不稳定等挑战，尤其是在高维、复杂环境中。

联邦学习是一种分布式的机器学习方法，允许多个数据拥有方在保证数据隐私的前提下协同训练模型。其典型架构包括中心化和去中心化两种形式，数据从不离开本地，只有模型参数被共享。联邦学习主要应用于隐私敏感场景，如医疗健康和金融领域。其核心优势是保护数据隐私并降低数据共享的法律和道德风险，但同时也面临通信成本高、系统异构性强等问题。为解决这些挑战，优化算法（如 FedAvg）和隐私保护技术（如差分隐私）被广泛采用。

目前，在物联网应用当中，传统 AI 的应用是最广泛的。但是传统 AI 有着一些局限性，在后文会有所论及。

(2) XAI

即使目前 AI 的发展鼓舞人心，但目前 AI 的发展仍然有着很多问题。最显著的是所谓“黑匣子问题”^[43]，目前的 AI 模型充满了各种复杂的神经网络，由最初的输入值经过各种繁琐而复杂的操作，最终得到输出值，尽管看上去实现了端

到端的操作,但实际上这种端到端有着潜在的问题,即无法对其中的运行过程进行对应结果的数学解释,对其的改进往往只靠研究者的直觉,却无法给出更合理,更具可解释性的对应性分析。

黑匣子问题给 AI 带来了较大的安全隐患,尽管对于目前的 AI 而言,AI 应用于聊天等较为主观的应用带来的后果并不显著,因为即使 AI 在互联网中犯错,大部分造成的后果也仅限于信息的错误传递和错误解读,并没有特别显著地作用于物理世界中。但是,对于物联网而言,一切的数据和应用都是与真实物理世界相关联的,如果 AI 在真实物理世界中输出了错误的决策,所造成的影响是直接作用于人们的生活的,可能会带来不可计量的破坏。



图 15：人们对于 AI 决定物理世界决策有着较大的怀疑

(参考资料^{[44]、[45]、[46]、[47]、[48]})

除了黑匣子问题之外,目前 AI 还存在着超参数调节的问题,目前的 AI 研究往往希望使用各种方法^{[49]、[50]、[51]}来进行各种超参数的调整,来让 AI 达到最佳性能。但是目前主流 AI 的构建进行的超参数调节仍然非常繁琐,这实际上阻碍

了 AI 在物联网中的应用。因为在物联网中，由于丰富的物理事物存在，需要的 AI 模型是海量的，繁琐的超参数调整会使得 AI 部署效率大大降低，有相关研究指出^[52]，正是黑匣子问题和超参数问题，导致目前 AI 难以被人们所信任，并完全迁移至物联网应用之中。

实际上，对于这两个问题，尤其是黑匣子问题，已经有学者^{[53]、[54]、[55]}进行了相关的研究，在近期，有学者^{[56]、[57]}提出所谓“XAI”的概念，即可解释人工智能（Explainable Artificial Intelligence）。根据研究，XAI 是一种帮助人类理解机器或者深度学习算法如何产生输出的方法，它有助于量化模型的正确性、公平性和透明性，并最终实现 AI 辅助决策。有学者^[58]总结了 XAI 可解释性的三层含义，即可模拟性、可分解性和算法透明性。

XAI 能够较好地解决目前 AI 面临的这两大局限性,而且有研究^[59]指出,XAI 就是适应于物联网的极佳选择。对于 XAI,可以参见下面的框架示意图。

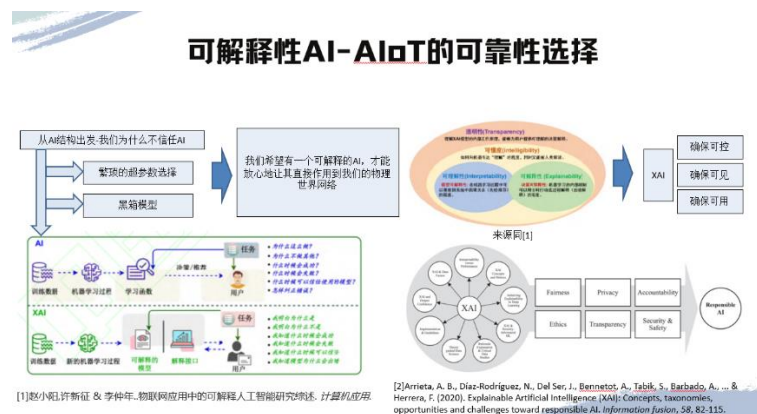


图 16: 可解释性 AI-AIoT 的可靠性选择 (参考资料^{[59]、[60]})

就目前来看, XAI 已经开始在物联网中进行一定的应用, 比如有研究^[57]进行了 XAI 在医学中的物联网应用, 也有研究进行 XAI 在智慧城市^[61]中的物联网应用, 还有在工业 4.0 中的物联网应用^[42]。XAI, 已经逐渐成为 AIoT 框架中的典

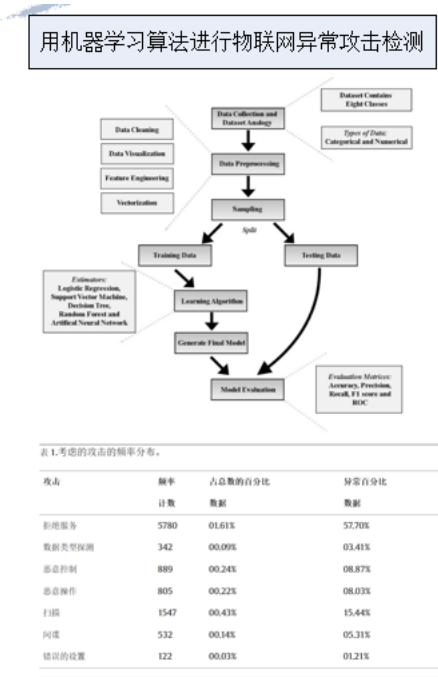
型 AI 方法。

四、关于 AIoT 的一些重要研究实例

(1) 使用机器学习算法进行物联网异常攻击检测

在 AIoT 框架下，有研究^[64]利用机器学习算法进行物联网的异常攻击检测。其综述了物联网（IoT）基础设施中攻击和异常检测的研究现状，特别关注了机器学习（ML）模型在预测 IoT 系统中攻击和异常的应用。随着 IoT 技术的广泛应用，其安全性问题日益突出，包括拒绝服务、数据类型探测、恶意控制等攻击和异常情况。文章中比较了逻辑回归（LR）、支持向量机（SVM）、决策树（DT）、随机森林（RF）和人工神经网络（ANN）等 ML 算法的性能，使用准确度、精确度、召回率、f1 分数和接收者操作特征曲线下面积（AUC-ROC）等指标进行评估。

该研究提供了更详细的数据集描述和预处理步骤，重点在于多类分类问题，并清晰描述了每个分类器的评估指标值。尽管 RF 在本研究中表现最佳，但研究仅限于经典 ML 方法，未设计新算法。因此，未来研究需开发更稳健的检测算法，对框架设计进行更深入分析，并考虑实时数据带来的不同问题。此外，IoT 网络中微服务的行为随时间变化可能导致正常行为偏差，产生异常。



Hasan, M., Islam, M. M., Zarif, M. I. I., & Hashem, M. M. A. (2019). Attack and anomaly detection in IoT sensors in IoT sites using machine learning approaches. *Internet of Things*, 7, 100059.

图 17：研究总结

(2) 利用自主计算实现物联网系统的自动更新

也有研究^[65]探讨了共生认知系统（SCS）和自主计算系统（ACS）的概念、特征以及它们在扩展人类智力能力方面的潜力。SCS 是由人类代理和软件代理组成的多代理系统，旨在共同执行认知任务，如决策，比单独的人类或软件代理表现得更好。ACS 则是根据人类管理员和用户指定的目标管理应用程序及软硬件资源的多代理系统。两者都旨在扩展人类智力，并且它们的自然架构是多智能体系统，其中涉及大量的半自主实体的交互。

文章介绍了作者在中等规模 SCS 原型上的经验，该原型帮助人类专家做出财务影响巨大的决策，如企业并购。作者将这些经验转化为对 ACS 未来研究可能有益的见解，并建议更加关注代理与人类的通信和构建真实的系统原型。

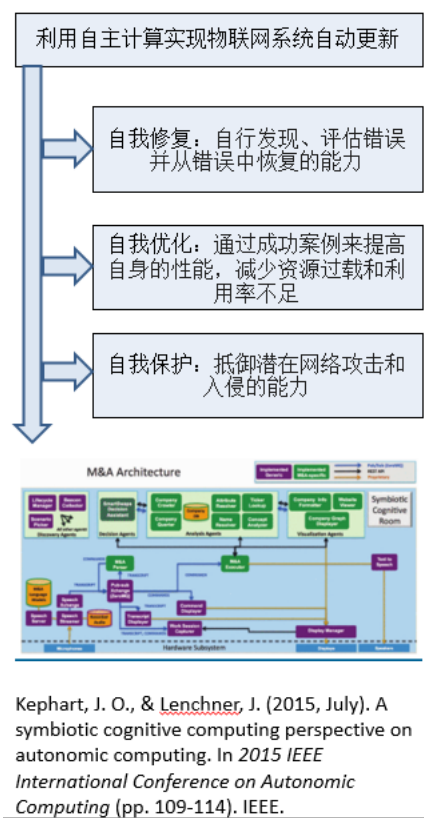


图 18：研究总结

(3) 利用联邦学习实现物联网系统的分布式 AI 更新

有研究^[66]综述了联邦学习（FL）在工业工程中的应用，并探讨了 FL 开发过程中存在的问题及其演变路径，以增进对 FL 的理解。文章旨在回顾工业工程中 FL 的主要应用，并为未来的实际应用提供指导。同时，文章还识别了六个研究前沿，以推进对 FL 的理解并优化其在未来的应用。文章总结了工业工程和计算机科学中 FL 的应用，并综述了 FL 的应用情况。

FL 与分布式学习紧密相关，其特点包括跨组织场景的通用性、处理大规模非独立同分布（Non-IID）数据、去中心化技术和节点状态的平等性。目前，FL 有两个主流的开源框架：TensorFlow Federated（TFF）和联邦人工智能技术使能器（FATE）。根据数据分区模式，FL 主要分为水平联邦学习、垂直联邦学习和联

联邦迁移学习。

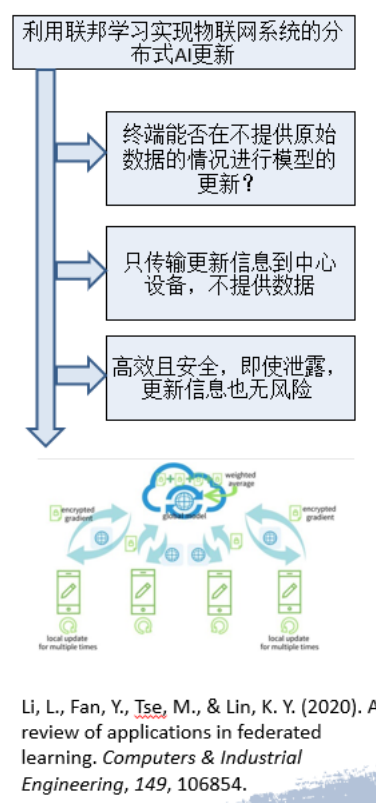


图 19：研究总结

五、AIoT 的未来——挑战与机遇

随着技术的飞速发展, AIoT (人工智能物联网) 正成为推动第四次工业革命的关键力量。相关的研究^[63]指出, AIoT 正在进行不断的迭代更新, 其发展轨迹呈现出非线性和动态变化的特点。在未来 5 年、10 年甚至更长时间, AIoT 都将展现出不同的发展态势, 这些变化不仅快速而且充满不确定性。基于前文的深入分析, AIoT 对物联网的变革影响主要体现在两个方面: 物联网架构的创新和人工智能技术的进步。

首先, 物联网架构的创新将集中于边缘计算、雾计算和云计算的智能化联动。这种联动能够实现数据的快速处理和智能决策, 极大地提高了系统的响应速度和

效率。边缘计算使得数据在源头即被处理，减少了对中心云的依赖，而雾计算则提供了介于边缘和云之间的数据处理层，进一步优化了数据处理流程。云计算则继续扮演着大规模数据处理和存储的角色，为 AIoT 提供强大的后台支持。

其次，人工智能技术的进步，尤其是可解释人工智能（XAI）的兴起，将成为 AIoT 发展的另一大驱动力。XAI 致力于提高人工智能系统的透明度和可解释性，这对于建立用户信任、确保决策的合理性和道德性至关重要。然而，XAI 模型尚处于发展阶段，其完善程度还不足以满足大规模应用的需求。

尽管 AIoT 的未来充满无限可能，但目前仍面临一些挑战。其中之一是 XAI 模型的不完善，这限制了 AIoT 系统在关键领域的应用，如医疗、金融等，这些领域对决策的透明度和可解释性有着极高的要求。此外，硬件计算设备的性能尚落后于大规模 AI 需求，尤其是在边缘设备上，计算资源的限制成为了实现复杂 AI 任务的瓶颈。

除了技术挑战，AIoT 还面临着数据安全和隐私保护的问题。随着越来越多的设备接入网络，如何保护用户数据不被滥用，如何确保网络的安全性，成为了亟待解决的问题。同时，跨行业的标准和协议尚未统一，这限制了设备间的互联互通，影响了 AIoT 的规模化发展。

机遇方面，AIoT 的发展将带动多个行业的数字化转型，为智能制造、智慧城市、健康医疗等领域带来革命性的变化。通过智能化的数据分析和决策，AIoT 能够提高生产效率、优化资源配置、提升生活质量。此外，随着 5G、6G 等通信技术的发展，AIoT 的连接能力和数据传输速度将得到极大提升，为实现更广泛的应用场景提供了可能。

总之，AIoT 的未来既充满挑战也蕴含着巨大的机遇。为了实现 AIoT 的全面

发展，需要跨学科的研究、政策的支持以及行业的合作，共同推动技术进步和生态构建。随着技术的成熟和生态的完善，AIoT 有望成为推动社会发展的重要力量。

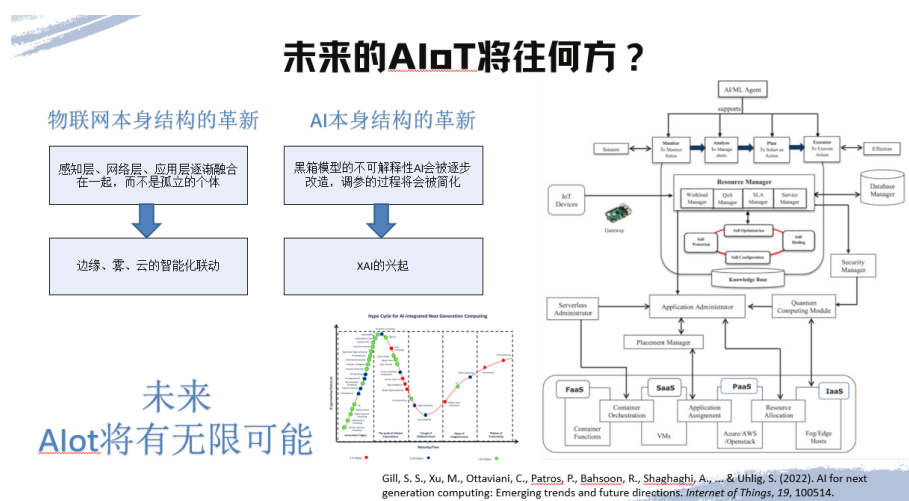


图 20：未来的 AIoT 将会有着无限可能

参考文献：

- [1] Zhang, C., & Lu, Y. (2021). Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. *Journal of Industrial Information Integration*, 23, 100224.
- [2] 中央人民政府驻香港特别行政区联络办公室副主任，中国科学院院士.
(2019). 人工智能的历史、现状和未来. 中国科学院.
https://www.cas.cn/zjs/201902/t20190218_4679625.shtml
- [3] 程序猿_凡白. (2020). 1 人工智能概述-----人工智能发展历程（人工智能的起源、人工智能的发展经历了六个阶段）. CSDN 博客.
https://blog.csdn.net/qq_41855990/article/details/106544075
- [4] OpenAI. (n.d.). Retrieved from <https://www.openai.com/>

- [5] 朱嘉明. (2023). 人工智能大模型——当代历史的标志性事件及其意义. 《二十一世纪评论》, 2023 年 6 月号. Retrieved from <https://news.qq.com/rain/a/20230710A08GJJ00>
- [6] 探索智能纪元：大模型的起源、现状与未来. (2024). 科学杂志 1915. Retrieved from <https://news.qq.com/rain/a/20241013A02YRG00>
- [7] Lewandowski, M., Łukowicz, P., Świetlik, D., & Barańska-Rybak, W. (2023). An original study of ChatGPT-3.5 and ChatGPT-4 dermatological knowledge level based on the dermatology specialty certificate examinations. *Clinical and experimental dermatology*, 11ad255.
- [8] Levkovich, I., & Elyoseph, Z. (2023). Suicide risk assessments through the eyes of ChatGPT-3.5 versus ChatGPT-4: vignette study. *JMIR mental health*, 10, e51232.
- [9] Sumbal, A., Sumbal, R., & Amir, A. (2024). Can ChatGPT-3.5 pass a medical exam? A systematic review of ChatGPT's performance in academic testing. *Journal of Medical Education and Curricular Development*, 11, 23821205241238641.
- [10] Briganti, G., & Le Moine, O. (2020). Artificial intelligence in medicine: today and tomorrow. *Frontiers in medicine*, 7, 509744.
- [11] Chen, L., Chen, P., & Lin, Z. (2020). Artificial intelligence in education: A review. *Ieee Access*, 8, 75264-75278.
- [12] Zeba, G., Dabić, M., Čičak, M., Daim, T., & Yalcin, H. (2021). Technology mining: Artificial intelligence in manufacturing. *Technological Forecasting and Social Change*, 171, 120971.
- [13] Marburger, M. R. (2024). Inteligencia artística frente a inteligencia artificial. *Artnodes: revista de arte, ciencia y tecnología*, (34), 1-7.
- [14] 中国知网. (2024). 知网学术资源数据库. 中国知网. <https://www.cnki.net/>
- [15] Ashton, K. (2009). That 'Internet of Things' Thing. *RFID Journal*. [Online] Available: <https://www.rfidjournal.com/articles/view?4986>
- [16] International Telecommunication Union. (2005). The Internet of Things. ITU Internet Reports 2005.
- [17] 北京周报. (2010, March 22). 政府工作报告 (10·3·5) . 北京周报. http://www.beijingreview.com.cn/2009news/zhuanti/2010lianghui/2010-03/22/content_257024_10.htm
- [18] Li, S., Da Xu, L., & Zhao, S. (2018). 5G Internet of Things: A survey. *Journal of Industrial Information Integration*, 10, 1-9.

- [19] Serror, M., Hack, S., Henze, M., Schuba, M., & Wehrle, K. (2020). Challenges and opportunities in securing the industrial internet of things. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(5), 2985-2996.
- [20] Ahmed, N., De, D., & Hussain, I. (2018). Internet of Things (IoT) for smart precision agriculture and farming in rural areas. *IEEE internet of things journal*, 5(6), 4890-4899.
- [21] Nguyen, D. C., Ding, M., Pathirana, P. N., Seneviratne, A., Li, J., Niyato, D., ... & Poor, H. V. (2021). 6G Internet of Things: A comprehensive survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(1), 359-383.
- [22] Dai, H. N., Zheng, Z., & Zhang, Y. (2019). Blockchain for Internet of Things: A survey. *IEEE internet of things journal*, 6(5), 8076-8094.
- [23] 吴吉义, 李文娟, 曹健, 钱诗友, 张启飞, & BUYYA Rajkumar. (2021). 智能物联网 AIoT 研究综述. *电信科学*, 37(8), 1-17. doi:10.11959/j.issn.1000-0801.2021204
- [24] 我不是 i 人. (未知). 人工智能(AI)定义、原理及应用简介. CSDN 博客. <https://blog.csdn.net/wahaha8482018/article/details/134528104>
- [25] Zhang, J., & Tao, D. (2020). Empowering things with intelligence: a survey of the progress, challenges, and opportunities in artificial intelligence of things. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(10), 7789-7817.
- [26] N. Abbas, Y. Zhang, A. Taherkordi and T. Skeie, "Mobile edge computing: A survey", *IEEE Internet Things J.*, vol. 5, no. 1, pp. 450-465, Feb. 2018
- [27] Khan, W. Z., Ahmed, E., Hakak, S., Yaqoob, I., & Ahmed, A. (2019). Edge computing: A survey. *Future Generation Computer Systems*, 97, 219-235.
- [28] J. Pan and J. McElhannon, "Future edge cloud and edge computing for Internet of Things applications", *IEEE Internet Things J.*, vol. 5, no. 1, pp. 439-449, Feb. 2018
- [29] Vaquero, L. M., & Roderio-Merino, L. (2014). Finding your way in the fog: Towards a comprehensive definition of fog computing. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 44(5), 27-32. <https://doi.org/10.1145/255585.255586>
- [30] Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637-646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2576901>
- [31] Garcia, P., Montresor, A., Epema, D., Datta, A., Higashino, T., Iamnitchi, A., Barcellos, M., Felber, P., & Riviere, E. (2015). Edge-centric computing: Vision and challenges. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 45(5), 37-42. <https://doi.org/10.1145/278879.278880>
- [32] Y. He, X. Zhang and J. Sun, "Channel pruning for accelerating very deep neural networks", *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 1389-1397, 2017.

- [33] Al-Khafajiy, M., Baker, T., Al-Libawy, H., Maamar, Z., Aloqaily, M., & Jararweh, Y. (2019). Improving fog computing performance via fog-2-fog collaboration. *Future Generation Computer Systems*, 100, 266-280.
- [34] Karagiannis, V., Frangoudis, P. A., Dustdar, S., & Schulte, S. (2021). Context-aware routing in fog computing systems. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 11(1), 532-549.
- [35] Phan, L. A., Nguyen, D. T., Lee, M., Park, D. H., & Kim, T. (2021). Dynamic fog-to-fog offloading in SDN-based fog computing systems. *Future Generation Computer Systems*, 117, 486-497.
- [36] Wang, L., Von Laszewski, G., Younge, A., He, X., Kunze, M., Tao, J., & Fu, C. (2010). Cloud computing: a perspective study. *New generation computing*, 28, 137-146.
- [37] El-Gazzar, R. F. (2014). A literature review on cloud computing adoption issues in enterprises. In *Creating Value for All Through IT: IFIP WG 8.6 International Conference on Transfer and Diffusion of IT, TDIT 2014, Aalborg, Denmark, June 2-4, 2014. Proceedings* (pp. 214-242). Springer Berlin Heidelberg.
- [38] Gill, S. S., & Buyya, R. (2018). Failure management for reliable cloud computing: a taxonomy, model, and future directions. *Computing in Science & Engineering*, 22(3), 52-63.
- [39] 李林哲, 周佩雷, 程鹏, 史治国. (2019). 边缘计算的架构、挑战与应用. *大数据研究*, 5(2), 3-16.
https://blog.csdn.net/weixin_45585364/article/details/100159227
- [40] 三个皮匠报告. (2024). 什么是雾计算? 特点有哪些? 与边缘计算的区别是? <https://www.sgpjbg.com/info/29748.html>
- [41] 云计算基础与应用. (2024). 第二章 云计算技术架构.
https://blog.csdn.net/weixin_43757333/article/details/106950534
- [42] Bai Yu-Yang, Huang Yan-Hao, Chen Si-Yuan, Zhang Jun, Li Bai-Qing, Wang Fei-Yue. Cloud-edge intelligence: status quo and future prospective of edge computing approaches and applications in power system operation and control. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(3): 397–410 doi: 10.16383/j.aas.2020.y000001
<http://www.aas.net.cn/cn/article/doi/10.16383/j.aas.2020.y000001>
- [43] Castelvechi, D. (2016). Can we open the black box of AI?. *Nature News*, 538(7623), 20.

- [44] 搜狐. (2023). AI 真的可怕吗? 20 部电影带你一起认识人工智能. 机器人. Retrieved from https://www.sohu.com/a/433563296_385447
- [45] Bone 蹦克. (2024). 科技造就便利, 也带来许多隐藏危机, 5 部「AI 人工智能」 警世影视作品推荐, 一起探讨科技对人类的深远影响. Retrieved from <https://www.bonecollection.com/zh-hans/blog/item/3663-5-ai-themed-films-and-dramas-to-explore-the-profound-impact-of-technology-on-humanity>
- [46] IT 之家. (2024). 银幕上的智能革命: 从终结者到造物主, 人工智能电影史上的 11 个里程碑. Retrieved from <https://www.ithome.com/0/749/895.htm>
- [47] 安全内参. (2019). 2019 年十大物联网安全事件. Retrieved from <https://www.secrss.com/articles/16244>
- [48] AIContentfy. (2023). AI-generated news articles: accuracy and reliability. Retrieved from <https://aicontentfy.com/en/blog/ai-generated-news-articles-accuracy-and-reliability>
- [49] Gill, S. S., & Buyya, R. (2018). Failure management for reliable cloud computing: a taxonomy, model, and future directions. *Computing in Science & Engineering*, 22(3), 52-63.
- [50] Kilicarlan, S., Celik, M., & Sahin, Ş. (2021). Hybrid models based on genetic algorithm and deep learning algorithms for nutritional Anemia disease classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 63, 102231.
- [51] Pan, Y., Yang, Y., & Li, W. (2021). A deep learning trained by genetic algorithm to improve the efficiency of path planning for data collection with multi-UAV. *Ieee Access*, 9, 7994-8005.
- [52] 赵小阳,许新征 & 李仲年..物联网应用中的可解释人工智能研究综述. 计算机应用.
- [53] Hind, M., Wei, D., Campbell, M., Codella, N. C., Dhurandhar, A., Mojsilović, A., ... & Varshney, K. R. (2019, January). TED: Teaching AI to explain its decisions. In *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (pp. 123-129).
- [54] Zhong, J., & Negre, E. (2021, June). Ai: To interpret or to explain?. In *Congrès Inforsid ((INFormatique des ORganisations et Systèmes d'Information et de Décision) 2021*.

- [55] Jacovi, A., Bastings, J., Gehrmann, S., Goldberg, Y., & Filippova, K. (2023). Diagnosing AI explanation methods with folk concepts of behavior. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 78, 459-489.
- [56] Dazeley, R., Vamplew, P., & Cruz, F. (2023). Explainable reinforcement learning for broad-xai: a conceptual framework and survey. *Neural Computing and Applications*, 35(23), 16893-16916.
- [57] Sheu, R. K., & Pardeshi, M. S. (2022). A survey on medical explainable AI (XAI): recent progress, explainability approach, human interaction and scoring system. *Sensors*, 22(20), 8068.
- [58] Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability: In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.
- [59] 赵小阳, 许新征 & 李仲年. 物联网应用中的可解释人工智能研究综述. 计算机应用.
- [60] Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58, 82-115.
- [61] Javed, A. R., Ahmed, W., Pandya, S., Maddikunta, P. K. R., Alazab, M., & Gadekallu, T. R. (2023). A survey of explainable artificial intelligence for smart cities. *Electronics*, 12(4), 1020.
- [62] Jagatheesaperumal, S. K., Rahouti, M., Ahmad, K., Al-Fuqaha, A., & Guizani, M. (2021). The duo of artificial intelligence and big data for industry 4.0: Applications, techniques, challenges, and future research directions. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(15), 12861-12885.
- [63] Gill, S. S., Xu, M., Ottaviani, C., Patros, P., Bahsoon, R., Shaghaghi, A., ... & Uhlig, S. (2022). AI for next generation computing: Emerging trends and future directions. *Internet of Things*, 19, 100514.
- [64] Hasan, M., Islam, M. M., Zarif, M. I. I., & Hashem, M. M. A. (2019). Attack and anomaly detection in IoT sensors in IoT sites using machine learning approaches. *Internet of Things*, 7, 100059.
- [65] Kephart, J. O., & Lenchner, J. (2015, July). A symbiotic cognitive computing perspective on autonomic computing. In *2015 IEEE International Conference on Autonomic Computing* (pp. 109-114). IEEE.
- [66] Li, L., Fan, Y., Tse, M., & Lin, K. Y. (2020). A review of applications in federated learning. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106854.