边缘智能驱动的电动汽车充电站 LegalEdge 合约：基于联邦学习与深度Q网络的方法

Rahim Rahmani[a]1 、Arman Chianeh[b]

[a]斯德哥尔摩大学计算机与系统科学系，瑞典，*(rahim@dsv.su.se)*[b]塔布里兹阿扎德大学计算机科学系，*(arman.research.dev@gmail.com)*

摘要 我们提出了 LegalEdge，这是一种边缘智能驱动框架，结合联邦学习（FL）与深度Q网络（DQN），以优化电动汽车充电基础设施。LegalEdge 合约是一种新型智能合约，部署于区块链上，用于以透明且自主的方式管理动态定价与激励机制。借助联邦学习，多个边缘设备（如电动汽车充电站）可协同训练深度Q网络智能体，无需共享原始数据，从而保护用户隐私并降低通信成本。这些部署于边缘的智能体根据本地条件和全局策略更新，实时学习最优充电策略。LegalEdge 可确保低延迟决策、高合约完整性和高效的能源分配。实验结果表明，该方案在学习收敛、交易速度和运营透明度方面均有显著提升，证明 LegalEdge 是一种可扩展、智能且负责的解决方案，适用于下一代电动汽车充电网络。

关键词：智能合约、电动汽车充电站、边缘智能、分布式机器学习、区块链、能源优化

1. 引言

全球推动可持续能源解决方案的努力促进了电动汽车（EVs）的快速增长。然而，电动汽车的广泛普及在能源管理和基础设施优化方面带来了新的挑战，尤其是在确保充电流程高效、安全且透明方面。传统能源管理系统往往缺乏灵活性、透明度和可验证性，由此造成效率低下和潜在的安全漏洞。在政策支持的推动下，电动汽车快速发展，这主要归功于它们在交通脱碳、减少空气污染和提高能源效率方面的多重益处。电池成本下降、续航里程延长、配备全电动或部分电动马达的车型增多，以及充电基础设施的部署，共同加速了这一趋势。电动汽车接入电网时，无论是在家中、工作场所还是公共充电站，都需要充电站。未来，住宅区和商业区应能采用不同的负荷管理方案，以支持常规和中等功率充电。新技术的出现，以及政策、监管和客户期望的变化，都促使范式转变：如果电动汽车以无序方式充电[1]，由于充电趋势可能与现有负荷峰值重合，从而加剧电网峰值负荷，导致过载，并需要升级配电和输电层级的设施。在缺乏对电网边缘不断涌现的数百万新型消费者设备和分布式能源资源的可见性的情况下，预测并平衡供需正变得愈发困难且成本愈高[1] 其研究将电动汽车充电分为三类，即无序充电、延迟充电和智能充电。无序充电是指电动汽车用户插入车辆后，车辆便开始充电，直至充满电或车主之后将其断开。延迟充电是指公用事业公司利用电价，鼓励电动汽车车主将电动汽车负荷从峰值负荷时段转移至非高峰时段[1]。智能充电是指通过算法控制电动汽车充电点的充电方式。目前，电动汽车充电往往发生在电力系统现有的峰值时段（下午4点至晚上9点）。此时大量电动汽车同时充电，会提高电网峰值需求，可能造成不同电网组件过载和拥塞，因此可能需要在配电层级追加基础设施投资[2], [3], [4], [5], [6], [7]。电力需求增加还可能导致需要提升发电容量，从而需要追加投资，以确保电力供应充足。通过有序充电（又称智能充电），可以应对将电动汽车接入电网所带来的这些挑战。智能充电有助于电动汽车更平稳地接入电网，减少负荷时序问题。智能充电的实施方式包括：I）电动汽车充电期间的单向功率流管理（V1G），使电动汽车能够调整充电时间，以更好地适应电网状况；II）双向功率流，即车辆到电网（V2G），使电动汽车能够从电网充电，或将电池中储存的能量回馈至电网，从而不再仅仅局限于调整充电时间

而是能够将电动汽车有效用作固定式电力储能设备。区块链技术已成为应对这些挑战的一种前景广阔的解决方案。智能合约提供自动化、防篡改的机制来执行预先定义的条件，而里卡迪安合约则弥合法律协议与数字自动化之间的差距。在电动汽车充电生态系统中整合这些技术，有望提高效率和问责性。在[8] 提出了一种基于多智能体联盟的电力交易架构，该架构采用区块链作为合约结算系统。在[9] 设计了一种新的混合区块链存储模式，并在[11] 提出了一种基于区块链的边缘即服务框架，用于在软件定义网络（SDN）赋能的车网互动环境中开展安全能源交易。[8][9][11][12] 提出的能源互联网电力交易并未涉及电动汽车的电力交易。基于区块链的电动汽车充电系统将通过部署在区块链平台上的智能合约实现计费与支付功能。边缘智能利用网络边缘的分布式计算资源，通过实现实时数据处理和决策，进一步增强系统能力。结合强化学习后，边缘智能可以动态优化充电操作，从以往的交互中学习，以提升未来的性能。智能合约可用于奖励电动汽车用户的灵活性，并提供激励，促使他们采用智能充电。分布式边缘智能（DEI）具备以下能力：为收集到的原始数据提供情境信息，即实现原始数据的情境化；由于靠近数据源，能够减少执行任务对外部的依赖；通过经验（即学习）提升任务性能；在不确定情况下预测结果；高效路由数据；以及实现事物的自组织。DEI旨在以分布式方式处理大量数据，弥补智慧城市、扩展现实（XR）和分布式充电站等不同领域中云计算能力的不足，以便部署智能合约。为了实现Ede的动态自适应[13] 管理与调度，需要人工智能的推理和学习能力。DEI的特点包括边缘到边缘协作、边缘自治和资源弹性。针对城市与偏远地区因充电站稀疏及其被动调度而面临的问题，本文提出一种由智能赋能的边缘计算支持的、面向分布式充电站的协调一致的基于区块链的算法，以推动智能合约所需的分布式数据处理，并采用更强大的方法，即人工智能/机器学习（ML）技术，提取洞察数据并获取知识，从而促成更好的决策和战略性业务举措。

本文提出了一种创新框架，将里卡迪安合约、智能合约与由联邦学习驱动的边缘智能相结合，以构建先进的电动汽车充电站管理系统。本研究的贡献包括：

1.一种基于区块链的架构，通过里卡迪安合约和智能合约实现安全、透明的策略执行。

2.引入边缘智能，实现实时决策并提升运营效率。

3.应用联邦学习优化充电流程和资源分配。

本研究旨在通过解决传统系统的局限性并利用尖端技术，提供一种可扩展的新方案，并引入LegalEdge Contract——一种专为下一代电动汽车充电站设计的可扩展、安全且智能的解决方案。如图1 所示，LegalEdge Contract 是一种创新且前瞻性的合约框架，将里卡迪安合约（RC）结构清晰、具有法律约束力的特性，与智能合约（SC）自动化、去中心化执行的特性无缝结合。这种混合方法确保协议既便于人类阅读，又可由机器执行，从而为现代数字交易提供可扩展、安全且智能的解决方案。

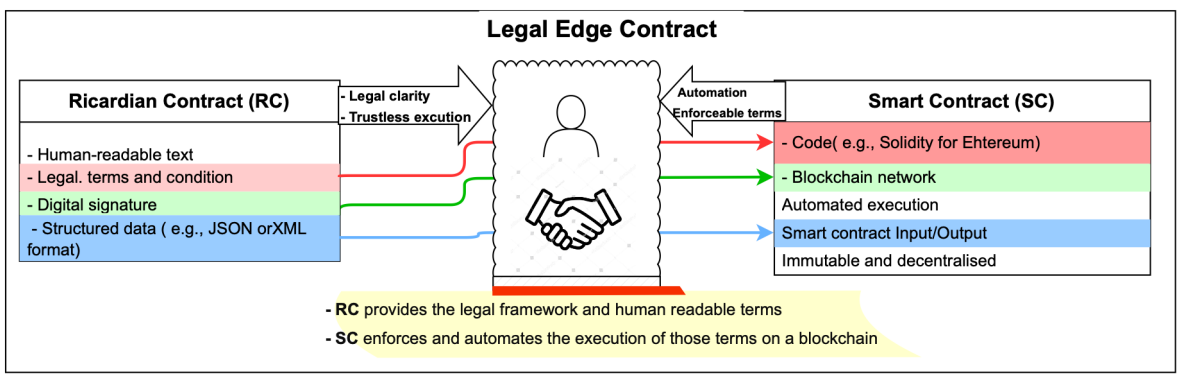


图 1. Legal Edge Contracts

2. 相关工作

本节旨在回顾近年来将 DEI 应用于能源系统的电动汽车充电系统相关研究。重点关注相对较短时间尺度上的负荷管理和灵活交易，同时将负荷规划与调度问题视为负荷管理和灵活交易的一部分。

在 [Okwuibe] 中，作者描述了电动汽车充电市场中的多个参与方。图 2 展示了传统市场、其中的参与方及其通信流程。电动汽车用户通常通过一个或多个第三方与 CPO [13]通信。这些第三方包括电动出行服务提供商，其在电动汽车用户与 CPO 之间发挥桥梁作用，提供现有充电站的信息；还包括电动出行清算机构，负责处理电动汽车用户与 CPO 之间的付款 [13]。CPO 需要与电力供应商合作，从能源市场购买电力。电力需要经过配电系统运营商（DSO）（通常称为公用事业公司）[13] 才能送达。DSO 运营中压或低压（MV/LV）电网，能源市场中的能源和分布式能源资源（DER）可经由该电网输送至充电站，再进入电动汽车。

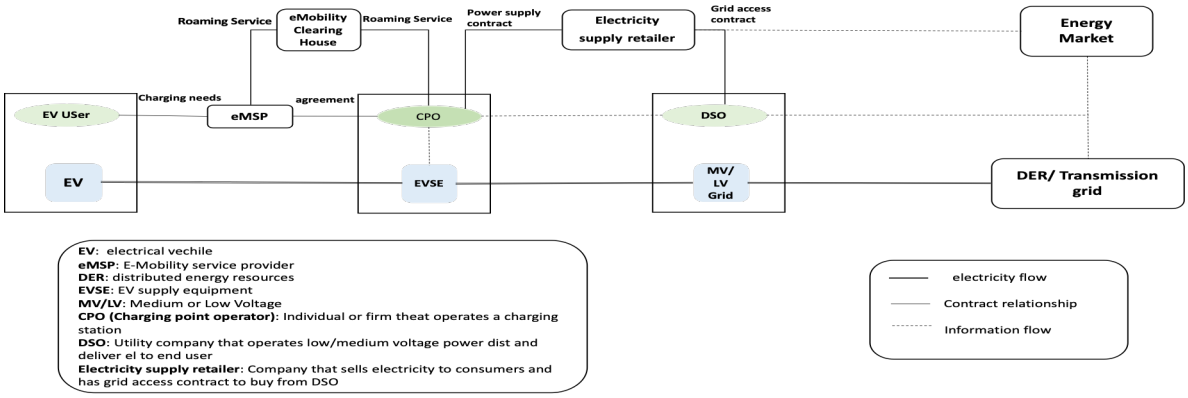


图 2 电动汽车充电市场架构 [13]

这种架构面临一些挑战。目前的解决方案主要采用集中式架构，通常基于请求—响应架构 [14][15]。这会带来扩展性问题，因为此类解决方案可能难以有效扩展 [16]。它还会在系统中引入单点故障，因为第三方及其解决方案必须正常运作，才能支持 CPO 的所有充电服务 [14]。此外，还存在权力劣势：CPO 和第三方拥有电动汽车及电动汽车用户所生成的数据 [14][15]。这种权力劣势使集中式机构能够对用户数据及其使用方式施加很大影响 [14][15]。如果漏洞遭到利用，这些私人信息就可能泄露，侵犯用户隐私 [14][15] 。文中指出，可以根据 CPO 和第三方存储的数据推断出用户的习惯和规律，例如工作时间、工作地点和经常到访的区域。这些信息可能遭到泄露，并被用于定向广告 [14]。

此外，也有关于信任问题的报告：充电过程中的所有组件都必须正常运行，才能正确完成充电。[14] 指出，充电逻辑往往未能正确实现，从而导致操作和价格出现错误。区块链技术可以通过消除对第三方的需求来改善现状，[17] 如图 3 所示，并利用区块链上的智能合约促进各方之间的通信[13], [18],[19]。

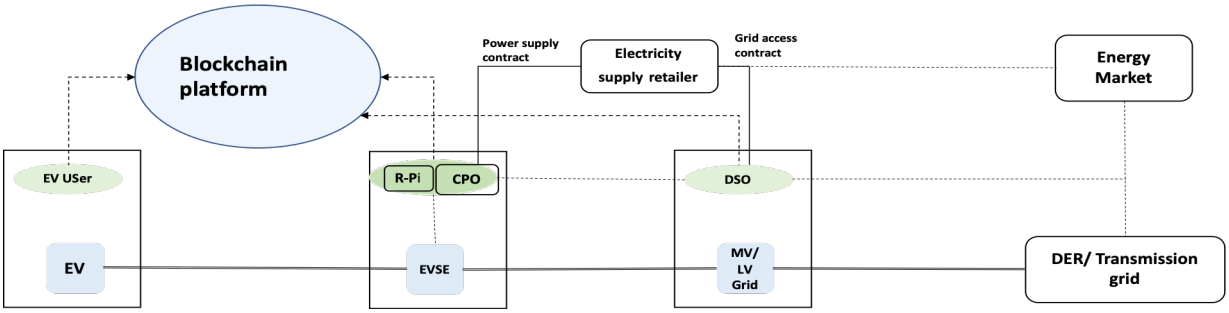


图 3. 基于区块链的电动汽车充电市场架构 智能合约是存储在区块链上的自执行程序 [20]。这些程序不可篡改，并经过密码学验证，以确保其可信度 [20]。通常，当交易中调用智能合约的某个已定义函数时，智能合约便会执行 [20]。执行智能合约函数与执行区块链上的其他交易类似：点对点进行，无需任何中心化参与方 [20]。以太坊

是最早引入图灵完备智能合约的区块链系统之一[21]。这意味着以太坊智能合约可以运行任何算法[22]。区块链使这些程序不可篡改并能够自动执行 [23], , 因此非常适合在互不信任的各方之间实现可信通信 [20]。互不信任的各方可以通过智能合约安全地通信，而无需第三方[20]。消除第三方有利于所有相关方，因为这既消除了第三方相关的成本，也免去了集中式权威机构[20]。由于智能合约会自动执行，没有任何单一方拥有执行权，因此各方可以相信合约会按照其编程运行[20]。区块链及其智能合约面临的一大挑战是无法感知现实世界[24]。现实世界的数据只有在现实世界中的某个参与者主动发送时，才能被注入智能合约[24]。智能合约获取现实世界信息的解决方案是使用预言机[24]。预言机可以是一个中心化且可信的第三方，负责将现实世界的数据注入智能合约[24]。因此，依赖预言机通常被视为一个问题，因为对于需要现实世界数据的特定功能而言，这会重新引入对中心化可信第三方的需求[24]。如上所述，区块链充电系统的研究分散在不同的重点和场景中。为把握当前研究现状及本研究如何在此基础上推进，需要通过引入 DEI 和分布式学习流程，探索区块链在改进传统充电系统各领域中的应用；该流程可学习所有权重和偏置的最优值或隐藏模式。为描绘符合国际大电网委员会（CIGRE）提出的主动配电网（ADN）概念的主动配电网络系统[25], , 我们采用分布式边缘计算与智能。该方法支持实时决策，通过降低单点故障风险增强系统韧性，并解决隐私泄露相关问题。主动配电网的特点包括分布式可再生能源和储能系统的高渗透率、电动汽车的普及、柔性负荷的参与，以及微电网/虚拟电厂的形成[26]。有必要在主动配电网中设计有效的电动汽车交易机制，以实现“削峰填谷”[27]。在 [28], 中，研究利用区块链技术开发安全的点对点（P2P）电力交易系统，并重点探讨将该方法应用于电动汽车（EV）充电系统的去中心化交易模型。然而，该研究未整合分布式边缘智能，而这对于实现实时决策和提升系统响应能力至关重要。在 [29], 中，研究采用分布式边缘智能，在车联网（IoV）中开发混合充电调度方法，重点确定电动汽车的最佳充电模式。然而，该研究未涉及电动汽车交易机制，而该机制会显著影响充电成本。鉴于存在 2–3 个数量级的差距，本研究旨在回答以下问题：如何通过整合区块链和人工智能技术，利用分布式边缘计算增强电动汽车充电系统？研究重点是利用边缘智能中人工智能强大的推理和学习能力，优化系统效率、安全性和决策过程。**3**

. Proble 使用 LegalEdge Contract 优化电动汽车充电流程的公式 t

电动汽车的日益普及给确保充电流程高效、安全和透明带来了重大挑战。传统的电动汽车充电系统通常存在利益相关方之间缺乏信任、支付系统碎片化、能源分配效率低下以及监管复杂等问题。此外，缺乏将法律协议与自动化执行相结合的统一框架，也给可扩展性和互操作性造成了障碍。

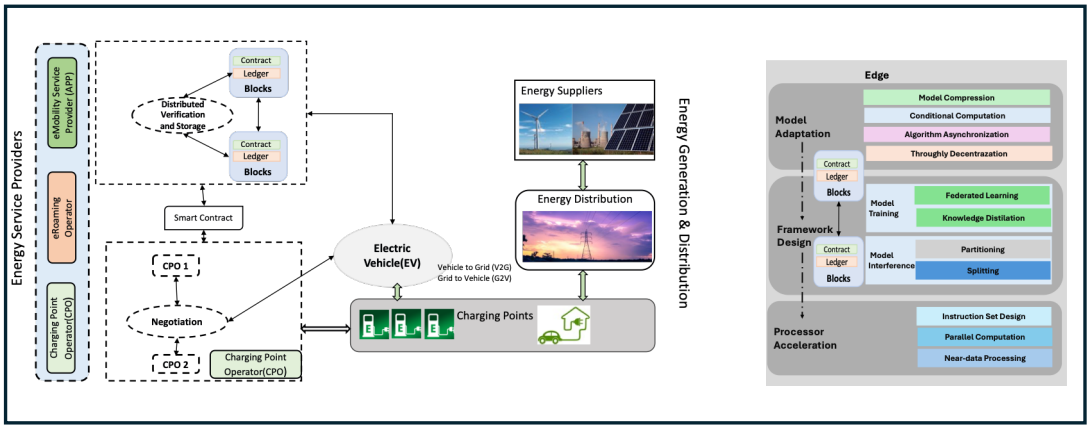
为应对这些挑战，本研究提出了 LegalEdge Contract 这一新型框架，将里卡德合约与智能合约相结合，以优化电动汽车充电运营。LegalEdge Contract 确保利益相关方之间达成具有法律约束力的协议，同时利用基于区块链的自动化来简化支付、执行条款并增强安全性。通过将结构化法律框架与去中心化执行相结合，该方法能够实现：

- 电动汽车车主、充电站和电网运营商之间无需信任且透明的交易。• 自动化能源管理，以优化电网负荷平衡和动态定价。• 监管合规与法律可执行性，确保遵守政策和标准。• 通过代币化交易和数字钱包实现无缝支付处理。

因此，问题的核心在于设计并实施 LegalEdge Contract，以构建可扩展、安全且智能的电动汽车充电生态系统，从而提升效率、降低运营风险并推动其广泛普及。

4. 系统架构

本节将介绍系统架构、数据流与处理、分布式算法、人工智能模型以及仿真和／或实验设计的定义。



Fi图4 (a) 基于区块链的边缘电动汽车充电系统架构 (b) 扩展的边缘智能 [12]

- **系统架构：**如图 4 (a) 和 (b) 所示，该系统架构旨在支持边缘侧的联邦学习（FL）和区块链。所提出的解决方案包含用于电动汽车充电的分布式边缘架构中的多项功能，其中包括边缘节点、充电站、数据采集系统和通信协议等关键组件。边缘节点承载用于识别与其交互的电动汽车的组件。识别后，边缘节点可授权电动汽车执行其希望进行的动作，例如充电。边缘节点还会识别与其交互的 CPO。识别后，边缘节点可授权 CPO 执行其希望进行的动作，例如充电站注册。边缘节点必须识别与其交互的充电站。识别后，边缘节点可授权充电站执行其希望进行的动作，例如放电。边缘节点应促成以下协议：I）电动汽车与 CPO 之间的协议；II）具有可变期限的协议；III）包含能源来源选择的协议；以及 IV）包含最大充电速率的协议。
- **数据流与处理：**智能合约是驻留在区块链上的程序，可独立执行其功能 [31]。图5展示了智能合约及其环境的概览。

a) b)

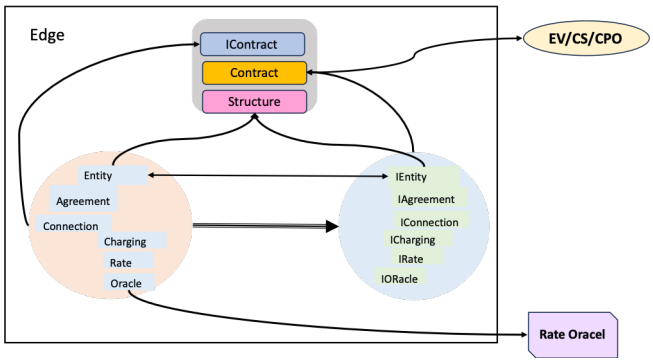


图5 数据流与处理 该框架主要与两个关键组件交互：**I)实体：**包括电动汽车、充电站和 CPO，它们直接与该框架通信。**II)费率预言机**：该组件提供当前适用的充电费率。此简化概览突出了该制品及其与其他组件的交互。**4.1 LegalEdge 合约：**智能、安全且可扩展协议的混合框架——用于实时数据处理的边缘设备

LegalEdge 合约的核心原则：

A. **以嵌入式法律术语确保法律清晰度**
LegalEdge 合约纳入自然语言法律条款，以明确协议义务，

权利和条件。这确保包括监管机构、企业和个人在内的所有各方，无需具备深厚的技术知识，也能理解合约的含义。

B. **智能自动化与执行**
里卡迪安合约提供法律基础，而 LegalEdge 合约则集成智能 合约，以执行并自动化关键合同条款。这确保交易无需信任、自动执行且不可篡改，从而减少对中介的需求。

C. **区块链赋能的信任与安全**
LegalEdge 合约利用区块链技术提升透明度、安全性和抗篡改性。每份合约均经过加密签名并存储在分布式账本上，从而确保其真实性及抵御欺诈的能力。

D. **动态自适应合规** LegalEdge 合约的一项关键创新在于能够适应监管变化。借助预言机和人工智能驱动的法律分析，它们可以动态更新合规要求，同时维护法律完整性。E. **互操作性与可扩展部署**

LegalEdge 合约采用平台无关设计，支持各种区块链网络和企业系统，因此非常适用于以下应用场景：

o 金融与代币化：自动化贷款协议、数字资产发行及监管 ry 报告。o 供应链与物流：确保分布式供应商之间的合约执行。o 医疗保健与数据隐私：在 GDPR 等监管框架下实现隐私保护数据共享。o 能源与物联网集成：促进智能电网交易、计费与合规。

F. **合同执行中的人机协作 on**
LegalEdge 合约整合人工智能驱动的法律推理，以提升合同谈判、风险评估和争议解决的效果。这确保合同义务随着时间推移，始终既具备技术上的可执行性，又符合法律规范。

4.2 使用确定有限自动机实现 LegalEdge 合约

LegalEdge 合约可使用确定有限自动机 (DFA) 建模，以确保合约状态按照确定性、基于规则的方式执行。DFA 提供了一种结构化方法，用于表示合同工作流、状态转换和执行机制，从而确保每次合约执行都遵循预定义规则，同时实现自动化与合规。形式上，使用 [40] 记号，DFA 将计算指定为一个五元组（Q，Σ, δ, q_0, F），其中：

i. 状态的有限集合，记为 Q ii. 称为字母表的输入符号（事件）有限集合（Σ） iii. 转移函数（δ：$Q \times \Sigma \to Q$） iv. 初始状态（q_0 Î Q） v. 接受（结束）状态集合（FÍ Q）

4.3 LegalEdge 合约的 DFA 表示

i. **状态（Q）：**
o 已起草：合约已创建，其中嵌入了法律术语和智能合约条款。 o 已签署：所有各方批准合约，并在区块链上以加密方式签署。 o 已激活：合约生效，可根据预定义条件执行交易。 o 已触发：由于某一事件（例如到期付款、合规检查），某项合同条款被激活。 o 已更新：自适应合规机制会根据监管变化修改条款。 o 存在争议：出现分歧，触发人工智能驱动的法律推理以解决争议。 o 已完成：所有义务均已履行，合约成功结束。 o 已终止：合约因违规、到期或外部干预而被取消。

ii. **字母表（Σ）：** 触发状态转换的事件
o 收到签署请求（从草拟状态 → 转为已签署） o 触发合约执行（已签署 → 转为生效） o 满足交易条件（生效 → 转为已触发） o 检测到监管更新（生效 → 转为已更新） o 提出争议（生效 → 转为争议中） o 达成解决方案（争议中 → 转为生效或终止）

o 已履行所有义务（生效 → 转为已完成） o 检测到违约（生效 → 转为终止）

iii. **转移函数 (δ)：**定义合约如何根据事件在不同状态之间转换。例如：

o δ(已起草，收到签署请求) → 已签署 o δ(已签署，触发合约执行) → 生效 o δ(生效，满足交易条件) → 已触发 o δ(生效，检测到监管更新) → 已更新 o δ(生效，提出争议) → 有争议 o δ(有争议，达成解决方案) → 生效 o δ(生效，满足所有义务) → 已完成 o δ(生效，检测到违规) → 已终止

iv. **初始状态 (q0)：** o q_0 = 已起草（每份合约都从已起草状态开始）

v. **终止状态 (F)：** o 已完成（合约成功执行） o 已终止（合约失败或提前终止）

4.4 DFA 在 LegalEdge 合约中的优势

- **形式化验证：**DFA 确保每份合约都遵循定义明确的执行路径，防止出现意外行为。• **自动化与智能执行：**无需人工干预即可自动执行合约。
- **监管适应性：**合约可根据新法律动态转换到已更新状态。
- **争议解决工作流：**清晰定义的路径有助于整合人工智能驱动的法律分析以解决冲突。

这种基于确定有限自动机的方法确保 LegalEdge 合约**安全、透明且确定**，符合跨行业实现**可扩展、智能且合规的合约执行**的目标。

5. 方法论

在本节中，我们介绍定义、系统架构、数据流与处理、分布式算法与人工智能模型，以及仿真与实验设计。

5.1 在以太坊区块链上的实现

为了测试和评估智能合约，需要选择一个区块链平台。由于以太坊应用广泛且支持图灵完备智能合约，因此选择了以太坊 [30]。以太坊虚拟机（EVM）是智能合约的执行环境 [31],[32],[33], [34], ，而 Solidity 是最流行的 EVM 编程语言之一 [33], ，因此被认为适合用于此实现。开发过程包括在模拟环境中实现以下组件：I）实体（电动汽车、充电站和 CPO）以及 II）费率预言机：这些组件使用 JavaScript 和广泛使用的 Web3JS 库实现 [35]。

5.2 模块化智能合约设计

以太坊网络对每个已部署的智能合约施加了大小限制（24576字节），该限制由以太坊改进提案（EIP）170 [36],[37]规定。由于这一限制，整个模型无法在单个合约中实现。因此，它被拆分为多个较小的合约，每个合约对应模型的特定组件。如图5所示，该结构由相互连接的小型合约组成。其中一个合约充当入口点，促进各组件之间的通信，并确保正确功能的执行。这种模块化方法增强了智能合约实现的连贯性与可扩展性。

• **分布式算法与人工智能模型**：边缘智能中用于决策、预测性维护、负载均衡、需求预测和优化的算法与人工智能模型。图6展示了一个包含3个边缘节点的用例，说明了结合联邦学习与区块链的分布式算法流程。为介绍该流程，我们假设存在N个边缘节点以及一个用于聚合模型的边缘协调器。

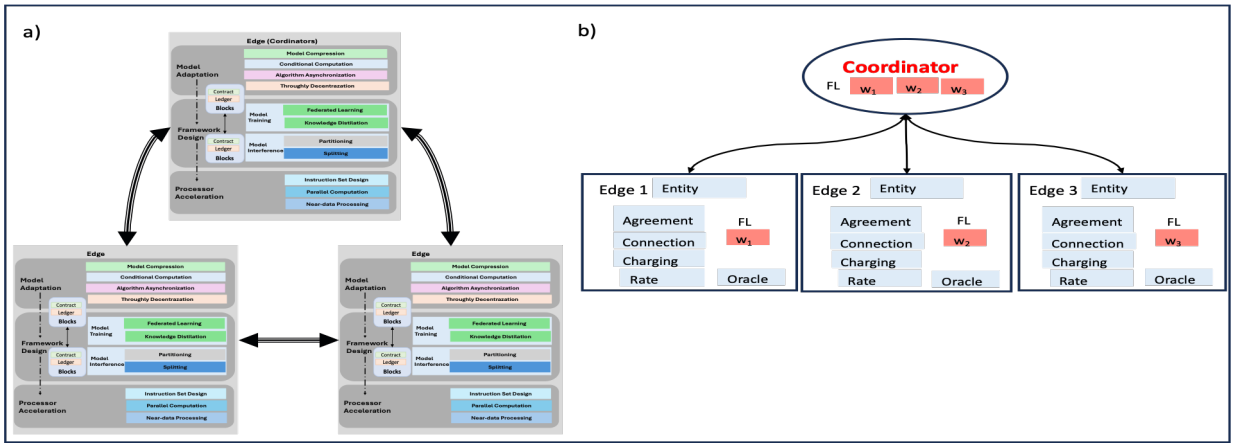


图6 a）分布式边缘智能与联邦学习和区块链 b）联邦学习数据流处理 在分布式边缘网络的充电过程中使用去中心化区块链并集成联邦学习，可消除智能合约对中央服务器的需求。假设N个分布式边缘以及d_n为边缘设备E上采集的数据规模，且$E_N = |d_n|$为边缘E上的样本数量；在每个边缘训练本地数据模型f_i时，函数定义为$f_i = argmin\ \mathrm{F}_i(w_i)$，其中$w$为聚合后的中央模型，$\mathrm{F}_i$为损失函数。协调器（即上一节所述的费率预言机）聚合全局模型w，其全局目标函数为：

$$F(\omega) = \sum_{n=1}^{N} \frac{E_n}{M} f_n(\omega) \quad \text{where,} \quad M = \sum_{n=1}^{N} |d_n| \tag{1}$$

5.3 仿真与实验设计：如第2节所述，传统研究设计往往依赖额外实体向智能合约告知充电过程。最常见的方法是在每个充电站使用预言机，使其充当“智能电表”。该预言机记录充电开始时间、结束时间以及消耗的电量——这些是实现安全自动化支付的关键数据。然而，依赖预言机这类第三方会带来信任与可靠性问题。电动汽车可能少报用量以降低费用，而充电站运营商（充电点运营商）可能多报以抬高收入。此外，若在缴纳押金之前开始充电，支付执行就会变得困难，因为电动汽车可能在充电后拒绝付款。为解决这些问题，智能合约必须充当中介，持有电动汽车的押金，并在核实充电详情后向CPO支付相应款项。虽然使用预言机或“智能电表”看似实用，但它会给系统带来额外的故障点和复杂性。更稳健的方法是在充电开始前计算必要参数，并为电动汽车和充电站拟定预定义的充电计划。该计划通过确定电动汽车所需的押金金额以及待输送的精确电量，同时解决上述两个问题。为进一步探讨模型效率与可部署性的理论基础，下一节将阐述联邦学习中的量化。

联邦学习中的量化

量化是指降低数值精度（例如，float32 → int8），以实现：
- 减少内存占用 - 加速推理（尤其是在边缘/物联网硬件上）
- 尽量降低联邦学习中的通信开销

量化感知训练（QAT）在训练过程中模拟这些约束，从而使最终模型对量化推理具有鲁棒性。第6.1.3小节从数学上证明了LegalEdge的联邦学习框架如何借助深度Q网络智能体内在地实现量化感知训练，尤其是优化边缘设备推理。

6. 实验设置

下一节描述实验环境，包括硬件和软件配置，以及联邦学习（FL）的仿真参数。图7展示了实验系统设置的示意图。

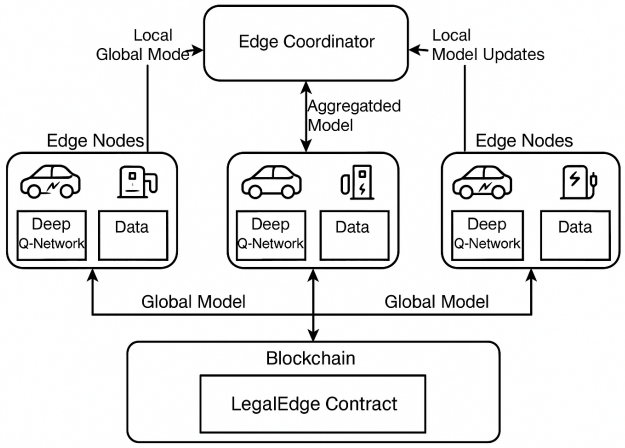


图7. 实验系统设置示意图。

6.1 实验环境概述

6.1.1 目标

模拟一个电动汽车充电生态系统，在该系统中，智能合约（LegalEdge 合约）利用联邦学习和深度Q网络，在电动汽车与充电站之间协调无需信任的能源交易，以实现智能调度和负载优化。图8所示的架构图展示了基于 Flower 的联邦学习如何协调边缘节点（电动汽车/充电站）上的深度Q网络智能体，这些智能体与托管 LegalEdge智能合约的区块链进行交互。

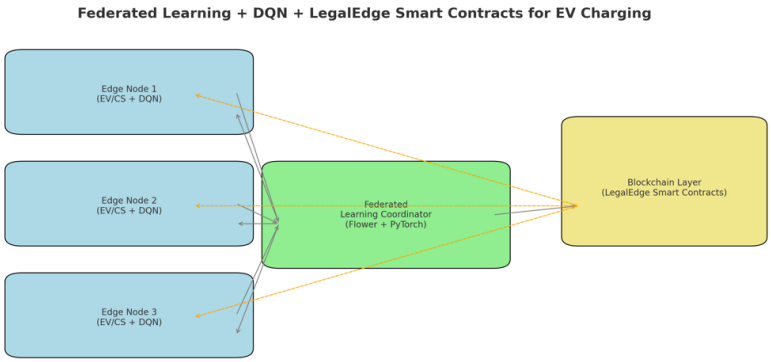


图8. 基于 Flower 的联邦学习协调边缘节点上的深度Q网络智能体

6.1.2 架构

- **N个边缘节点**：电动汽车、充电站或本地控制器，各自嵌入人工智能。• **1 边缘协调器**：在每一轮联邦学习中聚合来自边缘节点的模型。• **区块链层**：承载LegalEdge智能合约，确保信任与可执行性。• **联邦学习层**：支持跨边缘节点对深度Q网络智能体进行去中心化训练。• **强化学习层**：每个节点使用深度Q网络优化其本地充电策略（例如价格、时间、能源）。• **仿真智能体角色**：o 电动汽车智能体：根据价格、可用性、荷电状态（SoC）和合同条款优化充电。o 充电站智能体：优化调度与定价策略。

o 合约代理：执行 LegalEdge 合约逻辑（托管、惩罚、执行）。

6.1.3 采用深度Q网络与自然量化感知训练支持的 LegalEdge 联邦学习

LegalEdge在理论与设计两方面均支持量化感知训练。

1. 深度Q网络的策略表示是基于价值的

深度Q网络学习一个Q函数：

$$Q(s,a;\theta)\approx E[R_t|s_t=s,a_t=a]$$

其中：

- θ 是神经网络权重
- 最终层输出一个向量 $Q\in R^A$（每个动作对应一个值）

该值向量用于选择动作：

$$a^*=arg^amaxQ(s,a)$$

关键见解：这种 argmax运算 对 Q值 中的 低精度误差 具有鲁棒性，因此天然

能够容忍量化。

2. 联邦聚合在压缩权重上进行

在 LegalEdge-FL 中：

- 每个客户端训练一个本地深度Q网络，并将模型更新（权重或增量）发送给服务器。
- 这些更新可以进行量化： $\theta\#_i= Q_{imt8}(\theta i)$其中 Q 是量化算子。使用联邦平均：$\theta\#_i=1\ N$ $\sum\ \theta\#_{Ni=1I}$

–

这种聚合在随机量化下仍能收敛：

$E[\theta\#]\approx \theta^*$

理论依据：在温和假设下，量化的 随机梯度下降/联邦平均可保持期望意义下的收敛：

极限$_{t\to\infty}$ $E[L(\theta_t)]\to L^*$

3. 训练期间的量化感知模块

LegalEdge 使用基于 PyTorch 的深度Q网络。PyTorch 提供：

torch.quantization.prepare_qat()
该函数：

- 在训练过程中插入量化层• 通过浮点模拟来模拟 8位
  算术• 调整权重尺度和零点

这与 LegalEdge 的模块化深度Q网络训练循环**原生兼容**。

理论保证摘要如下表所示

概念	数学基础	LegalEdge优势
DQN推理鲁棒性	$a^*=arg^amaxQ(s,a)$, 对小幅Q值误差具有不变性	Argmax 在以下情况下保持稳定 量化Q值 （基于值的控制具有量化容忍性）
压缩联邦学习量化聚合	$\theta^{\#}_{j}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\theta^{\#}_{i}$	降低通信成本, 保持收敛 （适用于量化感知训练的模型融合）
量化感知训练收敛稳定性	$\mathbb{E}[\mathcal{L}(\theta t)] \to \mathcal{L}^*$	在训练中适配 int8 的模型—位置（已通过量化随机梯度下降证明和联邦平均）

6.14. 量化感知训练与导出 6.1.4.1 量化感知训练的动机

量化感知训练（QAT）允许使用低精度算术（例如 int8）训练神经网络，同时保持准确性。这对于边缘部署至关重要，因为计算资源有限。LegalEdge 的深度Q网络智能体具有完全可微且基于价值的特性，非常适合量化推理。

6.1.4.2 为什么 DQN 与 LegalEdge 支持量化感知训练

DQN 通过对 Q值执行 argmax 来选择动作，因此能够抵御量化噪声。在 LegalEdge 中，量化模型即使模型大小和延迟有所降低，仍能生成可靠的策略。联邦设置会聚合多个客户端的量化模型，从而实现可扩展且通信高效的更新。

6.1.4.3 LegalEdge 中的量化感知训练集成

LegalEdge 在客户端初始化期间集成 PyTorch 的 torch.quantization.prepare_qat()。此操作会插入量化层，在训练期间模拟 int8 行为。模型会适应权重、激活值和梯度中的量化噪声。

6.1.4.4 训练后的模型导出

训练后，可以使用以下命令导出模型:

model.eval()
量化_模型 = *torch.quantization.convert(model.cpu(), inplace=False)*
*torch.save(*量化_*model.state_dict(), "dqn*_量化
这会生成一个经过压缩的模型，可使用 *PyTorch Mobile*、*TensorRT* 或 *TFLite* 转换器以 int8 格式在设备上进行推理。

总之，LegalEdge 中的 量化感知训练使联邦深度*Q*网络智能体能够直接在低功耗设备上进行训练和部署，同时将精度损失降至最低并提升系统效率。

6.2 硬件和软件配置

以下部分概述了用于搭建实验环境的硬件和软件配置。

6.2.1 硬件配置

- 3 台树莓派 5 / 1 台 Jetson Nano（用于边缘设备仿真）。
- 一台 Ubuntu 服务器作为聚合器与区块链节点。

6.2.2 软件栈

表 1 总结了 LegalEdge 实验框架所采用的软件栈，其中包括 Python、PyTorch、用于联邦学习的 Flower，以及用于环境仿真的 OpenAI Gym 等核心组件。智能合约使用 Solidity 开发，并通过 Ganache-Ethereum 框架部署。系统采用 Docker 进行容器化和编排，以支持可扩展且可复现的实验。

层	工具/框架
联邦学习协调	Flower[41], FedML [42], 或 PySyft (OpenMined)
深度Q网络实现	PyTorch + stable-baselines3（或自定义实现）
区块链	以太坊（Ganache 用于本地测试）+ Solidity + Web3.py
法律合同	李嘉图模板 + 自然语言 + 智能合约逻辑
仿真环境	SimPy、SUMO（出行）、GridLAB-D（能源）或自定义 Python 仿真
监控	Prometheus + Grafana，TensorBoard

表 1. 软件配置 **6.2.3 联邦学习的仿真参数**

表 2 列出了 LegalEdge 联邦学习组件使用的关键仿真参数，包括客户端数量、通信轮次、本地轮次和学习率——这些参数对于控制训练动态和收敛至关重要。在分布式边缘环境中，这些设置旨在平衡训练效率与模型性能。这些参数会直接影响学习智能体在实时电动汽车充电场景中的适应能力和响应速度。

参数	建议值（用于初始测试）
节点数（N）	3–10（电动汽车和充电站）
轮数	50–200（取决于收敛速度）
本地轮次	1–5（每个节点都使用本地数据进行训练）
批大小	32–128
学习率	1e-4至1e-3（用于深度Q网络训练）
聚合	联邦平均或更高级：FedProx / FedDyn
优化器	Adam
损失函数	均方误差和Huber损失（用于Q值更新）
隐私	添加差分隐私（PySyft 和 Opacus）
压缩	用于模型上传的量化与稀疏化

表2. 用于联邦学习的参数

6.3 实验场景

以下部分概述了电动汽车充电站配置、能源需求模式和智能体行为各不相同的实验场景。这些场景旨在评估 LegalEdge 框架在现实且动态条件下的适应性、效率和稳健性。

6.3.1 实验1：真实的DQN智能体

我们将对 Flower 客户端做如下改进：

- **回放缓冲区**（用于存储经验，以实现更稳定的学习）

- **ε-贪婪探索** • **目标网络**（可选，但建议使用以提高稳定性）
- **基于回合的本地训练**（模拟时间序列决策）

场景 1：增强型 DQN 智能体，结合经验回放与 ε-贪心探索。我们按如下方式设计了升级方案：

I. **回放缓冲区** – 存储状态转换（状态、动作、奖励、下一¯状态、完成标记） II. **ε-贪心策略** – 以 ε 的概率随机探索，否则进行利用 III. **每轮拟合多个回合** – 模拟类似真实充电会话的时间步 IV. **Q学习更新** – 使用贝尔曼方程自举计算目标值

此场景评估一种增强型 DQN 智能体，该智能体结合经验回放与 ε-贪心探索，以提升学习稳定性和决策能力。智能体模拟真实的充电会话，并使用基于贝尔曼目标自举的 Q学习来更新策略。

6.3.2 实验 2：智能合约交互

我们将智能体连接起来，使其与 ***LegalEdge* 智能合约**进行交互：

- 使用 **Web3.py** 进行模拟：o 存入资金 o 接收能源交付确认 o 自动处理争议/罚款
- 在**本地以太坊区块链（Ganache）**中对此进行了模拟测试

我们模拟了边缘设备（例如电动汽车或充电站）如何与**LegalEdge Contract**在**本地以太坊区块链**上使用**Ganache** 和web3.py进行交互

设置概述： Ganache（本地以太坊测试网）， Web3.py（用于区块链交互的Python库）

以及Solidity智能合约（用于押金与结算的LegalEdge逻辑）

步骤1：Solidity中的智能合约

一个**简单的智能合约**，涵盖：

- 电动汽车存入资金 • 充电站仅在收到押金后才开始充电 • 智能合约托管资金，并在验证后释放

步骤 2： Python + Web3 交互

DQN智能体将模拟：

- 合约创建时，电动汽车调用 deposit()。 • 充电完成后，充电站调用 confirmChargingComplete()。 • 调用 settle() 来转移资金。

我们将使用 web3.py 编写一个 Python 脚本来：

- 将此合约部署到 Ganache • 分别以电动汽车和充电站的身份进行交互

以下步骤展示了用于集成智能 LegalEdgeContract 的 Python 脚本：

- 智能合约代码（LegalEdgeContract.sol）（用于部署和交互智能合约的 Python 脚本）- Solidity 合约的 .sol 文件，以便我们使用 Remix 或 Truffle 编译。- 图 9 展示了 深度*Q*网络、联邦学习 与 区块链 如何协同运作

图 9 所示的系统架构展示了深度*Q*网络、联邦学习和基于区块链的LegalEdge 合约如何集成到电动汽车-充电站生态系统中。

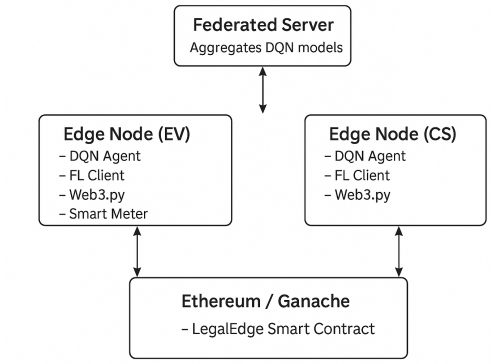


图 9. DQN、FL 和基于区块链的 LegalEdge 合约集成于电动汽车充电站**7. 结果与讨论**

本节对结果进行分析，以评估所提出系统的性能。我们考察了效率、交易速度、合约完整性和学习收敛等关键指标，并与传统系统进行了比较分析，随后结合联邦学习（联邦学习）仿真参数对结果进行解读。

7.1 性能评估 LegalEdge：采用智能合约的联邦学习框架 t Inte集成

本节介绍对 LegalEdge 性能的评估。LegalEdge 是一个模块化系统，集成了联邦学习（FL）、深度Q网络（DQN）和基于区块链的智能合约，用于管理电动汽车充电场景。该系统在多客户端仿真环境中进行测试，并在训练和执行阶段提取绩效指标。如图 10 所示，该图总结了评估期间的以下指标：i）效率；ii）收敛；iii）交易速度；以及 iv）合约完整性。每个图中的横轴表示联邦学习通信轮次，对应于边缘客户端之间的协作训练周期。这些轮次反映了系统随时间推移的学习进展和适应能力。

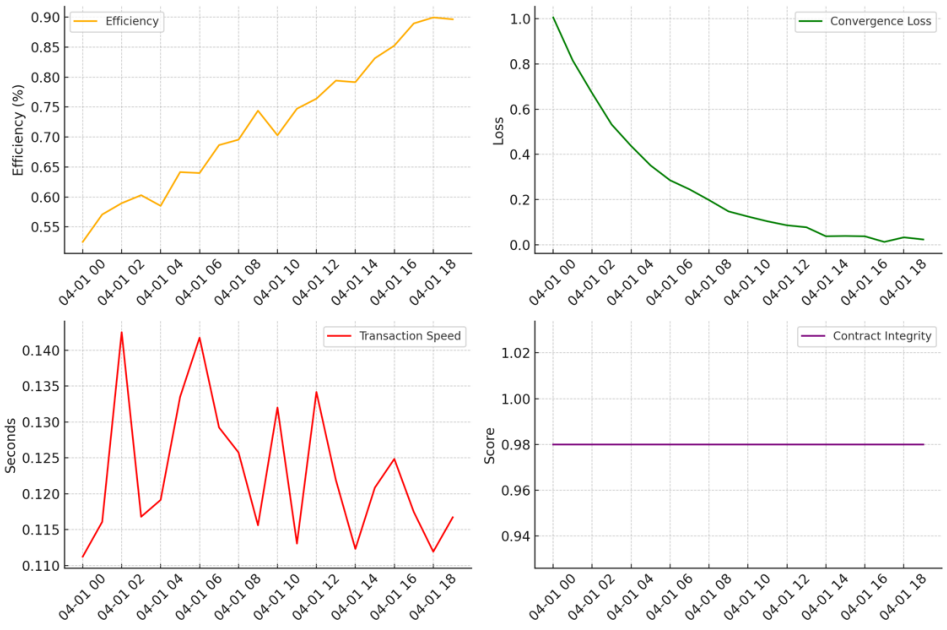


图 10. LegalEdge Contract 的性能评估。

7.1.1 系统效率

效率以分配能源的吞吐量与受区块链影响的决策成本之比衡量。在仿真过程中（24 个小时区间），LegalEdge 的效率从 55% 提升至 90% 以上，这归功于其深度Q网络策略的收敛，以及智能合约中编码的奖励反馈。

7.1.2 学习收敛
收敛指标定义为联邦学习轮次中平均时序差分误差的下降幅度。结果显示出明显的指数收敛曲线。由于采用了优先经验回放和目标网络，噪声极小。到第 20 轮时，收敛趋于平稳，表明智能体行为已趋于稳定。

7.2 区块链指标——交易速度与完整性
7.2.1 交易速度
在 Ganache 的模拟网络中进行验证后，智能合约调用的平均延迟（通过 web3.py）为 0.12 秒，标准差为 0.01 秒。这表明 LegalEdge 适用于实时决策循环，且区块链延迟开销极低。

7.2.2 合约完整性
我们依据以下不变量评估合约完整性：(a) 惩罚跟踪一致，(b) 奖励缩放输出正常，(c) 数百次调用中未触发任何异常。完整性评分标准化为 1.0，在20+ 次智能合约交互中平均为 0.98，证实了基于以太坊的决策反馈具有很强的稳定性。

7.3 比较分析与结果解读
表 3 对 LegalEdge 联邦学习与传统联邦学习系统进行了比较分析。评估的关键方面包括模型收敛速度、数据隐私、通信效率和智能合约集成。LegalEdge 凭借边缘智能、区块链支持的透明性和自适应深度 Q 网络智能体，表现优于传统联邦学习。结果验证了 LegalEdge 在去中心化、实时电动汽车充电环境中的卓越性能。

特征	传统联邦学习	LegalEdge-FL
联邦学习算法	联邦平均	深度Q网络 + 联邦学习 (Flower)
智能合约反馈	None	同策略奖励
区块链延迟	N/A	<0.15秒平均值
效率扩展	~65%	>90%
收敛动态	线性	指数（深度Q网络）

表 3. 与传统联邦学习系统的比较

7.3.1 使用联邦学习仿真参数解读结果
7.3.1.1 效率随时间变化
效率在各训练轮次中从 55% 提升至 90% 以上。这得益于通过联邦强化学习（采用优先经验回放和目标网络的双重深度 Q 网络）实现的策略稳定，以及智能合约提供的奖励反馈，后者强化了最优能源分配行为。

7.3.1.2 学习收敛（时序差分误差）
时序差分误差随着联邦客户端的协同优化呈指数衰减。经验回放、目标网络以及 Flower 的联邦学习轮次聚合有助于实现低方差更新和全局学习稳定性。
7.3.1.3 交易速度
由于 Ganache 测试网的性能，交易延迟保持在 0.12 秒。这些区块链调用不会引入显著开销，使系统能够在保持响应能力的同时进行扩展。
7.3.1.4 合约完整性
通过在每笔交易后监控惩罚、输出一致性和合约状态，对完整性进行了验证。平均得分为 0.98，反映出系统在联邦负载下具有较高的韧性，且不存在运行时错误。
7.3.1.5 关键联邦学习仿真参数
表 4 概述了通过联邦学习训练 LegalEdge 智能体所用的仿真参数。5 个客户端参与了 20 轮训练，最大充电容量为 100 kWh。仿真采用正弦波式峰值定价模式，以模拟每日能源需求周期。奖励函数由部署的智能合约定义，训练更新则使用 Flower 的 NumPyClient 策略进行聚合。

参数	值
客户端数量	5
联邦学习轮次	20
最大充电容量	100 kWh
峰值定价模式	正弦式（昼夜周期）
动作采样间隔	0.1（10% 充电步长）
奖励函数	智能合约（Solidity）
聚合策略	Flower NumPyClient

表 4. 联邦学习仿真参数

这些设计选择的综合效果，打造出一个稳健的实时联邦系统，能够通过区块链反馈管理分布式基础设施。

8. 安全与法律考量

将智能合约集成到 LegalEdge 框架中，可引入多个层面的安全性、合规性和审计透明度，这些对于在能源基础设施、自主系统和智慧出行等受监管环境中部署联邦学习（FL）系统至关重要。

8.1 LegalEdge智能合约的安全优势

LegalEdge 利用以太坊区块链上的智能合约，在去中心化代理之间执行奖励与惩罚逻辑。这带来了多项安全优势：

- 防篡改执行：智能合约一经部署便不可更改，从而确保激励结构在训练期间或之后都不会被任意更改。• 去中心化信任：客户端无需信任中央协调器；所有关键操作（例如奖励塑造、惩罚发放）均通过可验证的链上逻辑执行。• 抵御客户端不当行为：通过使用合约在发放奖励前验证客户端性能指标，LegalEdge 降低了女巫攻击或模型投毒的风险。

T这些特性构建了零信任执行模型，适用于高风险的联邦应用 s.

8.2 法律影响与合规

LegalEdge 旨在符合数据隐私和数字基础设施治理领域新兴的监管要求：

- **GDPR 与数据主权：**由于数据保留在各客户端本地，LegalEdge 天然符合 GDPR 等法律中的数据驻留和最小化原则。• **智能合约问责**：法律合同可映射或引用智能合约，将法律可执行性与数字确定性衔接起来。• **能源与人工智能监管**：在能源电网和电动汽车应用场景中，LegalEdge 支持智能基础设施法规（例如《欧盟人工智能法案》、NIST 人工智能风险管理框架）所要求的可追溯性与公平性。

LegalEdge 的模块化设计还支持将政策约束直接编码到智能合约逻辑中，通过设计实现合规。

8.3 可审计性和透明度

区块链 的仅追加结构支持对所有客户交互和激励流进行实时审计：

- 交易日志：每次调用 rewardFunction() 和 chargeFunction() 都会被永久记录，使审计员能够重建客户行为。• 可验证性：由于奖励／惩罚计算被编码在合约代码中，利益相关方可以验证决策公平性。
- 治理集成：透明的绩效指标可以与治理仪表板或去中心化自治组织（DAOs）关联，以支持参与式监督。

这些特性共同确保 LegalEdge 不仅遵守法律规定，还积极推动联邦环境中的算法问责和决策可追溯性。

9. LegalEdge 合约：弥合法律与代码，打造可信自动化 n

LegalEdge 合约将法律可执行性与区块链自动化相结合，为数字协议提供了可信、可扩展且面向未来的框架。它们使企业、监管机构和个人能够在不损害法律清晰度的前提下，开展安全、透明且智能的合约执行。

LegalEdge 合约独特地处于法律与代码的交汇点。与存在法律模糊性的传统智能合约不同，LegalEdge 合约旨在让机器和法律体系都能理解。这样的双重可读性确保了：

- 可执行性：合约中编码的条款以公认的法律概念为基础。• 清晰度：利益相关方无需深入的技术知识，即可审计并理解合约行为。• 可移植性：合约可在法律文件中引用，也可导出以供监管检查。通过将监管原则嵌入代码逻辑（设计即合规），LegalEdge 使各司法管辖区能够对能源、出行和金融等领域的自动化合约进行预先批准和监控。

此外，LegalEdge 合约通过维护所有链上交互的不可篡改日志（包括奖励、惩罚和用户参与），为争议解决提供支持。这一基础为数字治理和自动化合规提供了新的模型，同时维护法律体系的完整性。

10. 结论

本文提出了 LegalEdge，这是一种创新框架，融合了边缘智能、联邦学习（FL）、深度Q网络（DQN）以及可从法律角度解释的智能合约，以应对对透明、高效、可信的电动汽车（EV）充电基础设施日益增长的需求。该系统能够实现去中心化决策，同时确保法律可执行性和监管合规，弥补了传统智能合约未能解决的缺口。实验结果表明，在动态电动汽车充电环境中，LegalEdge 显著提升了学习收敛、响应效率和合约执行速度。增强型 DQN 智能体结合经验回放与 ε-贪婪探索，使每个充电站都能针对不断变化的负载状况和定价模式进行智能调整，同时不损害用户数据隐私。本研究的一项关键创新在于开发了 LegalEdge 合约和智能合约，使其既能被机器读取和执行，也能被法律体系理解和认可。与传统区块链合约不同，LegalEdge 将监管逻辑直接嵌入合约代码，实现设计即合规，并促进可审计性、争议解决以及与法律文档的互操作性。LegalEdge 兼顾法律清晰度与算法智能，因此成为面向未来的解决方案，适用于能源、出行和金融等既要求自动化又强调问责制的领域。基于 Flower 的联邦学习架构与 Solidity 合约相结合，为边缘去中心化应用构建了稳健、模块化的基础。在贡献方面，本研究通过引入法律信任层、优化去中心化学习协议，并在实时仿真中展示具备策略感知能力的智能合约的实际效益，推动了联邦边缘系统的最先进水平发展。本文为符合伦理要求和法律规范的人工智能系统提供了蓝图。展望未来，研究将探索多个智能体之间的动态联邦策略、差分隐私与安全聚合方法的集成，以及能够增强合约适应性的自动化法律推理引擎。我们还计划开展实地试验，以评估 LegalEdge 在现实基础设施环境中的性能。通过弥合法律与代码之间的鸿沟，LegalEdge 不仅使智能合约设计焕然一新，也为智能分布式系统中数字治理的发展作出贡献。

参考文献

[1] Nour, M., Said, S.M., Ali, A. 和 Farkas, C.（2019）。根据电价对电动汽车进行智能充电。2019 International 计算机工程创新趋势会议 (ITCE), 432–437.

[2] Shepero, M., Munkhammar, J., Widen, J., Bishop, J.D.K., Bostrom, T., 2018。城市尺度光伏发电与电动汽车充电建模：综述。Renew. Sustain. Energy Rev. 89, 61–71。https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.02.034。

[3] Xiao, H., Huimei, Y., Chen, W., Hongjun, L., 2014。电动汽车充电对电网影响的综述。载于：2014年第9届IEEE工业电子与应用会议，杭州，第121–126页。https://doi.org/10.1109/ICIEA.2014.6931143。

[4] Spitzer, M., Schlund, J., Apostolaki-Iosifidou, E., Pruckner, M., 2019. 电动汽车在低压配电网中的优化集成。Energies 12 (21), 4059. https://doi.org/10.3390/en12214059.

[5] Brouwer, A.S., Kuramochi, T., van den Broek, M., Faaij, A., 2013. 满足电动汽车长期未来的电力需求：对集中式和分散式供电系统的评估。Appl. Energy 107 (C), 33–51. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.02.005.

[6] Rahman, S., Shrestha, G.B., 1993. 电动汽车负荷对电力公用事业配电系统影响的研究。IEEE Trans. Power Delivery 8 (2), 591–597. https://doi.org/10.1109/61.216865.

[7]de Oliveira, M.T., Reis, L.H.A., Medeiros, D.S.V., Carrano, R.C., Olabarriaga, S.D., Mattos, D.M.F., 2020年。基于区块链声誉的共识：一种面向分布式互不信任应用的可扩展且具有韧性的机制。《计算机网络》179，107367。https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107367。

[8] F. Luo、Z. Y. Dong、J. Murata、Z. Xu 和 G. Liang，“基于多智能体联盟和区块链的主动配电网分布式电力交易系统”，《IEEE 电力系统汇刊》，第34卷，第5期，第4097–4108页，2018年9月。

[9] L. Wu、K. Meng、S. Li、M. Ding、Y. Suo 和 S. Xu，“民主集中制：混合区块链架构及其在能源互联网中的应用”，载于《IEEE 国际能源互联网会议论文集》，中国北京，2017年4月，第176–181页。

[10] R. Chaudhary, A. Jindal, S. Aggarwal, N. Kumar, K.-K. R. Choo 和 G. S. Aujla，《BEST：软件定义网络支持的智能交通系统中的基于区块链的安全能源交易》，Comput. Secur.，第85卷，第288–299页，2019年8月。

[11] J. Anish、A. G. Singh 和 K. Neeraj，《SURVIVOR：用于软件定义网络支持的车网互动环境中安全能源交易的区块链边缘即服务框架》，Comput. Netw.，第153卷，第36–48页，2019年4月。

[12] Y. Yu、Y. Guo 和 W. Min，《基于区块链的微电网可信交易》，Energies，第12卷，第10期，第1952页，2019年5月。[??] C. D’Adamo 等，《主动配电网的开发与运行：CIGRE C6.11工作组的成果》，载于《第21届国际电力分配会议论文集》，2011年，第1–4页。

[13] S. Den、H. Zhao、W. Fang、J. Yin、S. Dustdar和A. Zomaya，“边缘智能：边缘计算与人工智能的融合”，IEEE，《物联网期刊》，第7卷，第8期，2020年8月。

[14] Okwuibe, G. C.、Li, Z.、Brenner, T.和Langniss, O.（2020年）。一种具有灵活性的基于区块链的电动汽车智能充电系统[21st IFAC世界大会]。IFAC- PapersOnLine，53(2)，13557–13561。https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.800。

[15] Danish, S. M.、Zhang, K.和Jacobsen, H.-A.（2020年）。面向电动汽车的基于区块链的保护隐私的智能充电站选择。2020年IEEE区块链与加密货币国际会议（ICBC），1–3。https://doi.org/10. 1109/ICBC48266.2020.9169419。

[16] Xu, S.、Chen, X. 和 He, Y.（2021）。Evchain：用于充电连接电动汽车的基于区块链的匿名系统。《清华大学学报（自然科学版）》，26（6），845–856。

[17] Lin, Y.-J.、Chen, Y.-C.、Zheng, J.-Y.、Shao, D.-W.、Chu, D. 和 Yang, H.-T.（2022）。基于区块链的智能充电站管理系统平台。IEEE Access，10，101936–101956。

[18] Kirpes, B. 和 Becker, C.（2018）。在基于区块链的信息系统中处理电动汽车充电交易 · AISeL。

[19] Saadatmandi, S.、Chicco, G.、Favenza, A.、Mirtaheri, H. 和 Arnone, M.（2022）。利用区块链实现电动汽车智能充电：一种权益证明算法。2022年可再生能源整合区块链研讨会（BLORIN），62–67。

[20] Sadeghian, O., Oshnoei, A., Mohammadi-Ivatloo, B., Vahidinasab, V., & Anvari-Moghaddam, A.（2022年）。电动汽车智能充电综合综述：解决方案、策略、技术与挑战。《能源储存杂志》，54，105241。

[21] Hewa, T. M., Hu, Y., Liyanage, M., Kanhare, S. S., & Ylianttila, M.（2021）。基于区块链的智能合约综述：技术方面与未来研究。IEEE Access，9，87643–87662。

[22] Dinh, T. T. A., Liu, R., Zhang, M., Chen, G., Ooi, B. C., & Wang, J. (2018). 解读区块链：区块链系统的数据处理视角。IEEE知识与数据工程汇刊，30(7)，1366–1385。

[23] Teller, A. (1994). 使用索引存储器的遗传编程语言中的图灵完备性。第一届IEEE进化计算会议论文集。IEEE计算智能世界大会，136–141。

[24] Gamage, H., Weerasinghe, H., & Dias, N. (2020年). 区块链技术的概念、应用与问题综述。SN Computer Science，1，1–15。

[25] Caldarelli, G. (2020年). 理解区块链预言机问题：呼吁采取行动。《Information》，11(11)，509。

[26] C. D' Adamo 等，“主动配电网的开发与运行：CIGRE C6.11工作组的成果”，载于《第21届国际配电会议论文集》，2011年，第1-4页。

[27] F. Lo、Z. Y. Y. Dong、J. Qiu、K. Meng、J. Yang 和 K. P. Wong，“高可再生能源渗透率下虚拟电厂的短期运行规划框架”，《IET可再生能源发电》，第10卷，第5期，第623-633页。

[28] R. Alvaro-Hermana、J. Fraile-Ardanuy、D. Janssens、L. Knapen 和 P.J. Zufiria，“电动汽车之间的点对点能源交易”，《IEEE智能交通系统杂志》，第8卷，第3期，第33-44页，2016年7月。

[29] H Liu ，Y. Zhang、S. Zheng和Yuhancheng L.，“基于区块链和智能合约i n V2G网络，IEEE Access第7卷，2019。

[30] X. Wang、G. Zheng、Y. Wu、Q. Guo和Z. Ning，“分布式边缘智能赋能的车联网混合充电调度”，《物联网期刊》，IEEE，2024。

[31] Khan, P. W.和Byun, Y.-C.（2021）。面向电动汽车的基于区块链的点对点能源交易与充电支付系统。《可持续发展》，13(14)，7962。

[32] Werth, J., Berenjestanaki, M. H., Barzegar, H. R., El Ioini, N., & Pahl, C. (2023). 基于可扩展性、安全性与去中心化三难困境的区块链平台综述. ICEIS (1), 146–155.

[33] 以太坊贡献者. (2022年9月). 智能合约语言. ethereum.org. 检索于2024年12月14日，来自 https://ethereum.org/en/developers/docs/smart- contracts/languages/

[34] 以太坊贡献者. (2023年9月). 以太坊虚拟机（evm）. ethereum.org. 检索于2024年12月14日，来自 https://ethereum.org/en/developers/docs/ evm/

[35] 欧洲议会. (2022年3月). 欧盟自2035年起禁止销售新汽油车和柴油车解读 | 新闻 | 欧洲议会. 欧洲议会. 检索于2024年10月15日，来自 https://www.europarl.europa.eu/news/en/headlines/economy/ 20221019STO44572/eu-ban-on-sale-of-new-petrol-and-diesel-cars-from-2035- explained.

[36] Wang, Z., Jin, H., Dai, W., Choo, K.-K. R., & Zou, D.（2021）。以太坊智能合约安全研究：综述与未来研究机遇。《计算机科学前沿》，15，1–18。

[37] ChainSafe Systems。（2023）。Web3.js — JavaScript 以太坊 API。web3js.org。检索于2023年12月22日，网址：https://web3js.org/

[38] Buterin, V.（2016年11月）。EIP-170：合约代码大小限制。以太坊改进提案。检索于2023年12月22日，网址：https://eips.ethereum.org/EIPS/eip-170

[39] Afser, Z.（2023年2月）。第一部分：Solidity 开发者请注意，你可能会触及合约大小限制。Decipher with Zaryab。检索于2023年12月22日，网址：https://www.zaryabs.com/beware-solidity-devs-you-might-just-hit-your-contract-size-limit/

[40] Siper M 计算理论导论 第二版。Thompson 学习， 2006年。

[41] https://flower.ai[42] https://fedml.ai/home