

基于区块链技术的可控负荷入网优化调度策略

程明曦,王冰,王敏,吴晓月

(河海大学 能源与电气学院,江苏 南京 211100)

摘要:为了解决分布式电力交易机制发展背景下可控负荷入网调度的诸多问题,提出了一种基于区块链技术的可控负荷用户和负荷代理商2类电力主体间的去中心化交易模式。通过整合可控负荷用户的运行特性,充分考虑不同子类用户与负荷代理商之间的购售电需求信息,设计了可控负荷用户和负荷代理商2类决策模型函数,以收益最优为基本原则建立考虑运维成本和运营效能的区块链节点模型。基于可控负荷用户-负荷代理商区块链交易模式,设计了负荷代理商的利润分红激励机制以及智能合约求解算法,同时提出了以负荷代理商效能函数变化率作为共识算法,并说明了区块链数据的结构以及运营流程。算例分析结果表明,所提优化调度策略充分挖掘了可控负荷用户和负荷代理商对电网负荷削峰填谷的潜力,实现双方经济最优的同时保障了区块链网络长期有效运行,可为区块链技术在电力需求响应中的应用提供参考价值。

关键词:区块链技术;可控负荷;负荷代理商;效能函数;利润分红;分布式交易;调度策略

中图分类号:TM 714;TM 734

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202112007

0 引言

随着电力体制改革推进和能源互联网概念深入人心,以可控负荷为主的需求侧智能用电设备逐渐入网参与调度以缓解供需压力^[1]。在多元的电力市场结构中,部分售电公司转型为整合需求资源、引导用户用电的电力代理商,也成为建设能源互联网的关键决策主体^[2]。

目前,我国统一的电力市场交易平台为电力交易市场化进程提供了技术支撑。然而,上述电力主体的入网给配电市场带来了极大的不确定性,若仍实施按月结算的中长期交易模式,则造成的电量偏差会给电力调度中心带来巨大的调度成本^[3]。因此,为了合理有效地调度分散、灵活的入网可控负荷,并保护电力用户的隐私不被泄露,可考虑利用区块链技术构建一个全新的分布式交易机制。

区块链作为一种非对称加密的分布式账本,具备各节点平等、购售信息不可篡改、用户行为可追溯等优势,促使各电力主体共同维护交易平台的可持续发展,因此具备很强的鲁棒性^[4]。应用区块链技术可直接实现分布式交易模式下各主体购售电信息的互通,保证数据透明化并降低交易的不确定性。同时,智能合约作为一个由计算机处理、可执行各交易者需求合约条款的自动交易协议,它的引入为提升区块链交易平台的安全运行效率提供了技术保障。

目前已有学者探讨了将区块链技术应用于分布式电力交易的可行性,设计了基于区块链技术的分

布式能源双向拍卖协议^[5-6]。而在需求侧资源方面,文献[7]为实现需求侧资源的灵活调度,设计了包含激励的去中心化电力交易模式;文献[8]提出了基于用户驾驶行为特性的电动汽车有序充电策略,以负荷曲线峰谷差最小为目标对电动汽车充电行为进行调度;文献[9]探讨了区块链框架和微电网电能交易的相似性,构建了分布式电力交易的总体框架。

对于可控负荷用户入网的优化调度这一具体场景,部分文献主要聚焦于维持电网稳定运行、改善用户的舒适度,提出了以空调负荷最小削减及最小启停为特征的双层调度^[10-11];部分文献主要聚焦于集群可控负荷的聚类建模,以动态调度的形式提升可控负荷调度的准确性^[12-13];还有部分文献根据区块链链上信息平台,建立了非可信环境下多级投标信息的安全传递机制^[14]。然而上述研究均只是对以太坊智能合约的简单应用,鲜有涉及针对可控负荷入网场景对区块链的底层技术进行优化,实现具体场景与区块链的深度融合的研究。

本文将可控负荷入网调度与区块链智能合约技术相结合:首先,搭建区块链下可控负荷用户参与电力市场的交易机制框架;然后,整合可控负荷用户的运行特性,基于收益最优原则建立考虑运维成本和运营效能的可控负荷用户、负荷代理商2类智能合约决策模型;在此基础上,为了实现区块链系统的长期有效运行,针对底层技术进行优化改进,提出以负荷代理商利润分红为激励机制、以效能函数变化率为共识算法,实现可控负荷入网场景的多方利益共赢。

1 区块链下可控负荷用户-负荷代理商的交易模式概述

本文所设计的区块链下可控负荷用户-负荷代

收稿日期:2021-02-19;修回日期:2021-10-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777058)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777058)

理商交易模式由底层技术和上层应用2个模块组成。其中,在底层技术模块中,数据层包含区块链数据结构;网络层规定组网机制、数据传播机制、数据验证机制等网络通信协议^[15];激励层通过经济平衡手段,促使节点维护区块链系统的安全运行;共识层规定区块链节点达成一致共识的方式。在上层应用模块中,智能合约层包含区块链代码和相应的状态数据;应用层对应本文区块链应用场景,即负荷代理商参与用户需求响应的交易场景。系统框架见图1。

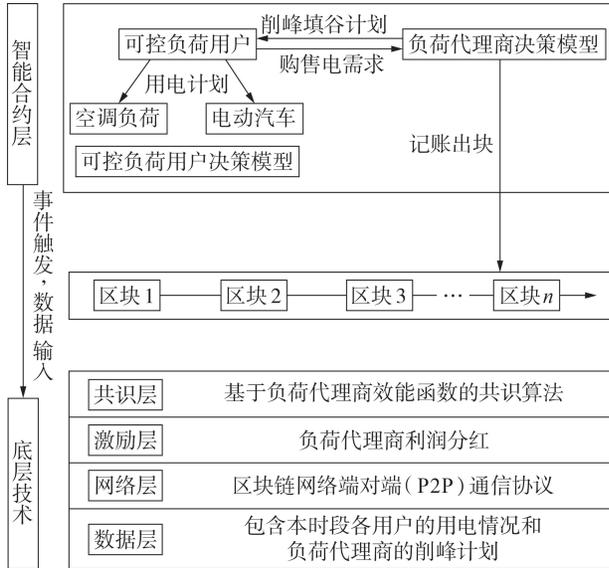


图1 区块链下可控负荷用户-负荷代理商的交易框架

Fig.1 Transaction framework of controllable load user-load agent based on blockchain

2 可控负荷用户-负荷代理商交易场景下的区块链节点模型

2.1 可控负荷用户决策模型

可控负荷用户节点是维持整个区块链系统持久稳定运行的关键环节。由于具有不同用能需求的可控负荷用户存在多样性和差异性,而用能需求反映了用户的用电行为特征,若对海量的用户逐一进行控制,则会给优化调度带来巨大的计算量。因此,根据可控负荷用户的用能诉求对可控负荷进行聚类显得尤为重要。同时,需求侧智能用电设备种类多样,为了不失一般性,本文选取具备代表性的2类需求侧用电设备——电动汽车和空调作为研究对象进行重点考虑。本文利用智能合约与参与需求响应的用户自动完成调度,简化了需求响应的控制难度。

对于可控负荷用户的分析聚类,设定不同标准可能得到完全迥异的结果。大规模用户的出行特性具有一定的规律性。用户傍晚回家、早晨离家的时刻决定了电动汽车和空调的开始调度时刻及可调度时长,故本文考虑将用户回家、离家的时刻作为聚类标准,再根据2类负荷的充放电需求,对不同物理状

态的负荷进行进一步细化分类。最终,将具有相似用电特征的用户由同一负荷代理商节点进行控制,以整合大规模充放电资源,促成上述智能合约的实现。

2.1.1 电动汽车用户成本模型

电动汽车用户经由负荷代理商从电网购电/向电网售电,考虑购电成本 $C_{ev}^{buy}(k)$ 、电池损耗成本 $C_{ev}^{loss}(k)$ 、放电收益 $C_{ev}^{pro}(k)$,建立电动汽车用户成本 $C_{ev}(k)$ 模型如式(1)所示。

$$C_{ev}(k) = C_{ev}^{buy}(k) + C_{ev}^{loss}(k) - C_{ev}^{pro}(k) \quad (1)$$

$$\begin{cases} C_{ev}^{buy}(k) = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^{N_k^{ev}} P_{dch}(i, t) \Delta t W_{ch}(t) & x(i, t) = 1 \\ C_{ev}^{loss}(k) = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^{N_k^{ev}} |P_{dch}(i, t)| \Delta t W_{loss}(t) \\ C_{ev}^{pro}(k) = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^{N_k^{ev}} P_{dch}(i, t) \Delta t W_{pro}(t) & x(i, t) = -1 \\ P_{dch}(i, t) = \begin{cases} P_{ch}(i, t) & x(i, t) = 1 \\ -P_{dc}(i, t) & x(i, t) = -1 \\ 0 & x(i, t) = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δt 为时段间隔, 本文将一天 24 h 以 $\Delta t=1$ h 分为 24 个时段; N_k^{ev} 为聚类后用户子群 k 中电动汽车用户数量; $P_{dch}(i, t)$ 为 t 时段电动汽车用户 i 的充放电功率; $P_{ch}(i, t)$ 、 $P_{dc}(i, t)$ 分别为 t 时段电动汽车用户 i 的充电功率(正值)、放电功率(负值); $x(i, t)$ 为 t 时段电动汽车用户 i 的充放电状态, 充电时取值为 1, 放电时取值为 -1, 闲置时取值为 0; $W_{ch}(t)$ 为 t 时段的充电电价(即电网电价); $W_{loss}(t)$ 为 t 时段电动汽车动力电池的单位功率折损成本; $W_{pro}(t)$ 为 t 时段的放电电价。

电动汽车用户需满足如下运行约束条件。

1) 出行约束。出行约束以电动汽车的出行荷电状态(SOC)需求为依据, 如式(3)所示。

$$S_{min}^{SOC} < S_{rea}^{SOC}(i) < S_{max}^{SOC} \quad (3)$$

式中: $S_{rea}^{SOC}(i)$ 为电动汽车用户 i 的实际出行 SOC 需求; S_{max}^{SOC} 、 S_{min}^{SOC} 分别为电动汽车用户出行最大、最小 SOC 需求。

2) 充放电状态约束。

$$x(i, t) = \begin{cases} 1 & \text{充电状态} \\ 0 & \text{闲置状态} \\ -1 & \text{放电状态} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $t \in [T_s(i), T_e(i)]$, $T_s(i)$ 、 $T_e(i)$ 分别为电动汽车用户 i 的回家入网调度时段、离家结束调度时段。

3) 电动汽车动力电池的电量约束。

$$S^{SOC}(i, t) = \begin{cases} S^{SOC}(i, t-1) + \eta_{ch} P_{ch}(i, t-1) \Delta t / B & x(i, t-1) = 1 \\ S^{SOC}(i, t-1) & x(i, t-1) = 0 \\ S^{SOC}(i, t-1) + P_{dch}(i, t-1) \Delta t / (\eta_{dch} B) & x(i, t-1) = -1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $S^{\text{SOC}}(i, t)$ 、 $S^{\text{SOC}}(i, t-1)$ 分别为 t 、 $t-1$ 时段电动汽车用户 i 动力电池的SOC; η_{ch} 、 η_{dch} 分别为电动汽车的充、放电效率; B 为电动汽车动力电池的容量。

2.1.2 空调负荷用户成本模型

对于空调负荷而言,假设用户子群 k 内有 N_k^{ac} 台具有相似热参数和初始状态的空调,则空调负荷用户的用电成本 $C_{\text{ac}}^{\text{buy}}(k)$ 可表示为:

$$C_{\text{ac}}^{\text{buy}}(k) = \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{N_k^{\text{ac}}} P_{\text{ac}}(j, t) W_{\text{ch}}(t) \quad (6)$$

式中: $P_{\text{ac}}(j, t)$ 为 t 时段空调负荷用户 j 的用电功率,其主要受设定温度的影响,负荷代理商可以通过适当调整设定温度,实现用电舒适度和经济性的统一^[16]。 t 时段室外温度 $T^{\text{out}}(t)$ (单位为 $^{\circ}\text{C}$)、空调负荷用电功率 $P_{\text{ac}}(j, t)$ 和室内温度 $T^{\text{in}}(t)$ (单位为 $^{\circ}\text{C}$)之间的关系可表示为:

$$T^{\text{in}}(t+1) = \varepsilon^T T^{\text{in}}(t) + (1 - \varepsilon^T)(T^{\text{out}}(t) - 0.56\eta P_{\text{ac}}(j, t)/A) \quad (7)$$

式中: ε^T 为系统惯量值; η 为运行效率; A 为热传导系数。

t 时段用户子群 k 中空调负荷用户需满足设定温度约束,即:

$$|T_{\text{desired}} - T^{\text{in}}(t)| < \delta \quad (8)$$

式中: T_{desired} 为室内最舒适温度; δ 为室内温度允许的波动范围。

2.1.3 可控负荷用户的经济决策模型

对于用户子群 k ,综合考虑电动汽车和空调负荷用户的用电成本,计算可控负荷用户的经济决策模型。由于本文考虑由第三方负荷代理商购售电的场景,用户还需向负荷代理商缴纳一定的代理费用。则决策模型可表示为:

$$\min C_{\text{user}}(k) = C_{\text{ev}}^{\text{buy}}(k) + C_{\text{ev}}^{\text{loss}}(k) - C_{\text{ev}}^{\text{pro}}(k) + C_{\text{ac}}^{\text{buy}}(k) + C_{\text{age}}(k) \quad (9)$$

$$C_{\text{age}}(k) = N_k^{\text{ev}} W_{\text{age}}^{\text{ev}} + N_k^{\text{ac}} W_{\text{age}}^{\text{ac}} \quad (10)$$

式中: $C_{\text{user}}(k)$ 为用户子群 k 的经济成本函数; $C_{\text{age}}(k)$ 为用户子群 k 委托负荷代理商的代理费用; $W_{\text{age}}^{\text{ev}}$ 、 $W_{\text{age}}^{\text{ac}}$ 分别为单个电动汽车、空调负荷用户的委托代理费用。

2.2 负荷代理商决策模型

区块链节点有全节点和轻节点之分。轻节点不承担区块链的数据维护与记账职责,仅记录与自身相关的交易,对设备的算力要求较低,比较符合可控负荷用户节点的选择。负荷代理商的收益来自于区块链分布式电力交易系统,其自然必须承担全节点数据维护与记账出块的职责。考虑负荷代理商节点决策模型时,不仅需要考虑其经济收益最优,还需要维持整个系统平稳运行,为此可以根据上述2个指标,建立负荷代理商效能函数,并在后述共识算法的

更新中加以利用。

2.2.1 负荷代理商的经济决策模型

用户子群 k 负荷代理商的经济决策模型以代理商经济收益最优为目标。由于空调负荷不涉及向电网放电,本文中负荷代理商向电网售电的主要途径为电动汽车放电,故负荷代理商的售电收益 $E_{\text{sell}}^{\text{Agent}}(k)$ 可表示为:

$$E_{\text{sell}}^{\text{Agent}}(k) = \sum_{t \in [T_s(i), T_e(i)]} \sum_{i=1}^{N_k^{\text{ev}}} P_{\text{dch}}(i, t) \Delta t W_{\text{dc}}(t) \quad x(i, t) = -1 \quad (11)$$

式中: $W_{\text{dc}}(t)$ 为 t 时段负荷代理商向电网售电的电价。

一方面,需从负荷代理商的售电收益中扣除电动汽车用户的售电收益;另一方面,由于负荷代理商代理用户向电网购电,还需从中获取相应的代理费用。故可得用户子群 k 负荷代理商的经济决策模型为:

$$\max E_{\text{Agent}}(k) = E_{\text{sell}}^{\text{Agent}}(k) - C_{\text{ev}}^{\text{pro}}(k) + C_{\text{age}}(k) \quad (12)$$

式中: $E_{\text{Agent}}(k)$ 为用户子群 k 负荷代理商的经济收益。

2.2.2 负荷代理商平稳运行模型

在可控负荷用户-负荷代理商的去中心化系统中,承担全节点职责的负荷代理商在均衡其经济收益与电力负荷曲线的基础上实现电力资源的优化配置,在保证自身经济收益的同时为电网负荷削峰填谷提供灵活可靠的解决策略。用户子群 k 的负荷代理商以负荷方差最小为平稳运行模型的目标函数,如式(13)所示。

$$\min V_{\text{Load}}(k) = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} \left(P_{\text{BL}}(t) + \sum_{i=1}^{N_k^{\text{ev}}} P_{\text{dch}}(i, t) + \sum_{j=1}^{N_k^{\text{ac}}} P_{\text{ac}}(j, t) - P_{\text{av}} \right)^2 \quad (13)$$

$$P_{\text{av}} = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} \left(P_{\text{BL}}(t) + \sum_{i=1}^{N_k^{\text{ev}}} P_{\text{dch}}(i, t) + \sum_{j=1}^{N_k^{\text{ac}}} P_{\text{ac}}(j, t) \right)$$

式中: $V_{\text{Load}}(k)$ 为用户子群 k 的负荷方差; $P_{\text{BL}}(t)$ 为 t 时段的基础用电负荷; P_{av} 为包含电动汽车和空调负荷后可控负荷用户全时段的平均用电负荷。

综上可得用户子群 k 负荷代理商的决策模型为:

$$\begin{cases} \max E_{\text{Agent}}(k) \\ \min V_{\text{Load}}(k) \end{cases} \quad (14)$$

考虑2个子目标函数的量纲不同,对两者进行归一化处理,得到负荷代理商的效能函数 $R(k)$ 如式(15)所示。

$$R(k) = \lambda_1 \frac{E_{\text{Agent}}(k)}{C_0(k)} + \lambda_2 \frac{V_{\text{Load}}(k)}{V_0(k)} \quad (15)$$

式中: $C_0(k)$ 、 $V_0(k)$ 分别为不考虑区块链时用户子群 k 可控负荷用户的购电成本、负荷方差; λ_1 、 λ_2 分别为经济决策模型、平稳运行模型的权重系数。

3 区块链底层技术的设计与改进

3.1 激励机制与求解算法设计

3.1.1 基于利润分红的激励机制设计

以比特币、以太坊为代表的经典区块链技术采用数字货币作为激励机制,在每一次挖矿成功并得到确认后,生成新的区块,公选胜出的记账节点获得数字货币。将一段程序以数字货币的形式奖励给记账者暗合了现实社会的资产理念,促使区块链技术得到迅速发展。然而,若在本文的可控负荷用户-负荷代理商交易场景下考虑数字货币的记账奖励激励机制,则是将简单问题复杂化,数字货币的价格波动也会导致电力交易结算困难。为此,本文考虑将记账奖励与各负荷代理商的经济收益相结合。根据前文所述,负荷代理商在区块链链上主要承担充当全节点的职责,负责维护区块链的稳定和定时记账,故可以考虑将各负荷代理商的部分收益用作激励来源,如式(16)所示。

$$E_{\text{block}}(t) = \sum_{k=1}^N E_{\text{Agent}}(k, t) \lambda \quad (16)$$

式中: $E_{\text{block}}(t)$ 为 t 时段记账节点所得激励; $E_{\text{Agent}}(k, t)$ 为 t 时段用户子群 k 负荷代理商的经济收益; N 为负荷代理商的数量; λ 为负荷代理商给予记账节点的利润分红比例,若 $E_{\text{Agent}}(k, t) \leq 0$,则 $\lambda = 0$ 。

3.1.2 智能合约的求解算法设计

求解上述可控负荷用户-负荷代理商决策模型在本质上属于求解多目标优化问题。传统求解优化问题时主要凭借智能算法求解 Pareto 前沿解集,计算复杂度较高,将其运用在区块链上求解会降低区块链的运行效率。本文考虑采用基于分解的多目标进化算法作为智能合约的求解算法,将多目标问题分解为一系列单目标优化子问题。将该算法加入各区块链节点的决策模型中,可以有效降低计算复杂度,避免浪费算力。算法的计算流程见附录 A 图 A1。

3.2 共识算法及区块链运营流程

3.2.1 基于负荷代理商效能函数的共识算法设计

在可控负荷用户-负荷代理商交易场景中,可控负荷用户作为轻节点在区块链上运行,不具备记账能力。因此,本文仅需依据第2节所述负荷代理商的效能函数 $R(k)$,考虑负荷代理商节点之间的记账权竞争情况。由于负荷代理商的效能函数主要体现了其经济收益,收益越高者,越容易获得区块链记账权,故规定效能函数值高的负荷代理商获得更高的记账权概率。进一步,鉴于目前区块链共识算法存在的弊端,即节点中股权越多者越容易获得记账权,这容易导致网络话语权被大型负荷代理商所掌握,

长期运营会使得去中心化区块链系统演变为中心化网络,不利于系统的长期健康发展^[17]。

在本文优化调度策略中,主要根据电动汽车的入网 SOC 和空调的温度设定值进行可控负荷用户分类,这些特征直接决定了这2类负荷的可调度容量,这样会导致代理可调度容量较小的负荷代理商所获得的收益较小。综上所述,考虑利用区块链链上记账收益来动态平衡各负荷代理商之间的收益。故本文提出以式(17)所示效能函数变化率 $r(k)$ 作为区块链共识算法,节点能否获得记账权,主要依据其自身能否持续健康发展。

$$r(k) = \frac{R(k, t) - R(k, t-1)}{R(k, t-1)} \times 100\% \quad (17)$$

式中: $R(k, t)$ 、 $R(k, t-1)$ 分别为 t 、 $t-1$ 时段用户子群 k 负荷代理商的效能函数值。

传统工作量证明 PoW (Proof of Work) 机制的主要特征是节点做一定难度的工作得出一个结果,验证方却很容易通过结果来检查该节点是否完成了相应的工作,计算过程如式(18)所示。

$$\begin{aligned} & \text{find } n \\ & \text{s.t. } \text{SHA256}(\text{SHA256}(h, n)) < T \end{aligned} \quad (18)$$

式中:SHA256(\cdot)为256位哈希加密算法; h 为最新区块的内容; T 为哈希加密的目标难度值; n 为随机数。

PoW 机制的流程如下:寻找一个 n ,使其满足哈希加密后的数值小于 T ,故 T 越小,挖矿难度越高。基于 PoW 机制,本文结合上述负荷代理商的效能函数得到本文所设计的共识算法如式(19)所示。

$$\begin{aligned} & \text{find } n \\ & \text{s.t. } \text{SHA256}(\text{SHA256}(h, n)) < rpT \end{aligned} \quad (19)$$

式中: p 为负荷代理商的入网时长; r 为负荷代理商效能函数变化率。由式(19)可知,负荷代理商的入网时间越长,效能函数变化率越高,则其哈希计算难度越低,也越容易获得区块链记账权。

考虑了效能函数变化率的共识算法保证了各区块链节点的记账权与其收益及对电网贡献值动态相关,促使各负荷代理商的决策行为向有益于电网运行的方向运作。

3.2.2 区块链系统的运营流程

由于本文所设置的可控负荷电力交易单位时段时长为1h,可以设置每1h生成1次区块。区块链的数据结构如图2所示。

当执行完成一次交易之后,由 $r(k)$ 值最大的负荷代理商节点完成记账,为区块加盖时间戳,证明所有交易有效,以保证所有交易在事后的可追溯性。区块体主要包含本时段的调度结果以及下一时段可控负荷用户的充放电计划和负荷代理商的削峰填谷计划,同时计算各负荷代理商效能函数为下一区块

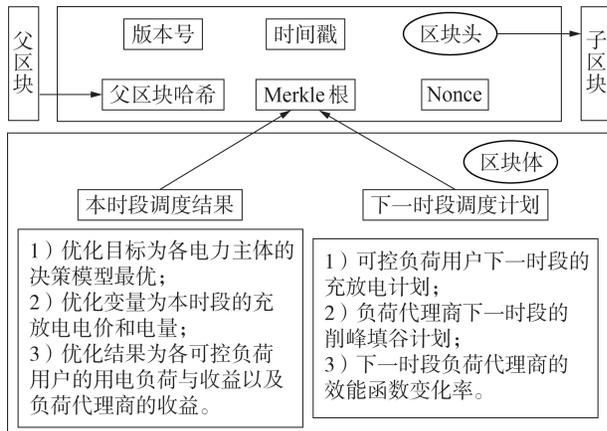


图 2 区块链的数据结构

Fig.2 Data structure of blockchain

共识算法的达成做准备。上述所有数据经哈希算法转化为二进制 Merkle 根存入区块头中,保证了数据的隐私性^[18]。综合上述区块链节点决策模型、激励机制、智能合约求解算法、共识算法,可得本文区块链节点 24 h 的运营流程如附录 A 图 A2 所示。

4 算例分析

4.1 前提假设及算例数据

利用 MATLAB 仿真求解本文所提可控负荷用户和负荷代理商 2 类智能合约决策模型,验证所提可控负荷入网优化调度策略的可行性,并针对区块链系统的运营效率进行相应的仿真分析比较。

1)对某中心城区在夏季典型日的 50 万居民进行仿真分析,其中电动汽车渗透率为 20%,空调渗透率为 30%;根据 2017 年全美家庭出行调查^[19]统计结果,设定电动汽车用户一天的出行开始时间、结束时间。

2)假设所有电动汽车均通过负荷代理商参与区块链调度,电动汽车以上汽荣威 ERX5 为例,具体参数如附录 A 表 A1 所示。

3)关于空调负荷,设置 $T_{desired} = 27\text{ }^{\circ}\text{C}$,空调负荷用户参与调度的最高温度服从 $[27.5, 29.0]\text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内的均匀分布,最低温度服从 $[25.0, 27.0]\text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内的均匀分布, $\epsilon^T, \eta, A, \delta$ 依据文献^[20]设定。电网峰平谷电价如附录 A 表 A2 所示。该地区不含电动汽车和空调负荷的基础负荷曲线见附录 A 图 A3。

其他相关参数设置如下:负荷代理商向电网售电的电价为 $0.5\text{ 元}/(\text{kW}\cdot\text{h})$,电动汽车动力电池的单位折损成本为 $0.14\text{ 元}/(\text{kW}\cdot\text{h})$,单个电动汽车用户的委托代理费用为 $0.1\text{ 元}/\text{d}$;区块链激励机制中负荷代理商给予记账节点的利润分红比例 $\lambda=0.1$,负荷代理商经济决策模型、平稳运行模型的权重系数 $\lambda_1=\lambda_2=0.5$ 。

4.2 调度结果分析

4.2.1 削峰填谷调度结果分析

用户的入网和离网时间见附录 A 表 A3。利用 K 均值聚类算法对用户入网和离网时间进行第 1 阶段聚类,可得 3 个聚类聚类中心,聚类结果见表 1。

表 1 可控负荷用户的聚类结果

Table 1 Clustering results of controllable load users

类别	离网时间 / h	入网时间 / h
I	8.32	14.21
II	14.96	19.01
III	6.24	18.65

对每个类别中的电动汽车和空调负荷用户再进行细化分类,电动汽车用户以初始 SOC 由高到低作为分类特征,空调负荷用户根据温度设定值进行分类,最终得到 9 组用户子群,对于不同的子群,基于其出行特征、SOC 和温度设定值计算其用户决策模型。类别 I 的 3 组用户子群的充放电功率如图 3 所示。由图可以看出:用户子群 1 中电动汽车用户的剩余 SOC 最多,同时空调负荷的可调温度范围最大,所以其可以调度的电量最大,放电电量最多同时充电时刻主要集中在负荷低谷时段,峰时段主要向电网放电;而用户子群 3 的充放电情况正好与用户子群 1 相反,用户子群 3 中用户入网的主要目的以满足自身用电需求为主,故其可调度电量较小;整体调度时段基本符合上述负荷聚类的入网与离网时段。

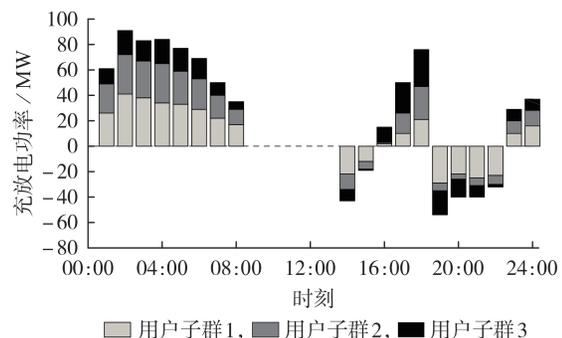


图 3 类别 I 的 3 组用户子群的充放电功率

Fig.3 Charging and discharging power of three subgroups in Cluster I

整合 9 组用户子群的充放电功率,将其与电网基础负荷进行叠加,同时将其与考虑大规模可控负荷在无序用电策略下的负荷曲线进行对比,如图 4 所示。由图可知:若可控负荷以无序状态入网,即电动汽车入网即开始充电且不考虑对电网放电,空调负荷时刻保持最舒适温度,则会导致电网负荷“峰上加峰”,而在负荷低谷时段,由于室外温度下降,同时电动汽车基本完成充电,所以负荷曲线与基础负荷基本重合;相较而言,本文所提基于区块链的入网调度策略有效地控制空调设定温度在合理范围之内,

并将电动汽车充电功率由负荷高峰时段转移至负荷低谷时段,并在负荷高峰时段适度向电网放电,实现了电网负荷的削峰填谷。

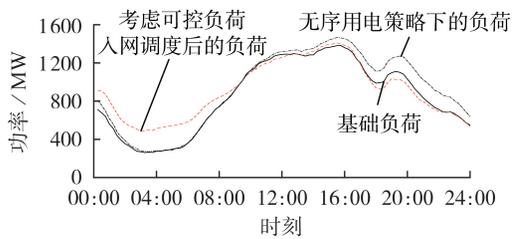


图4 考虑本文调度策略后的负荷曲线

Fig.4 Load curve after considering proposed dispatch strategy

4.2.2 经济效益分析

不同调度策略的经济收益对比如表2所示。由表可知:在无序用电策略下,电动汽车和空调负荷用户的购电成本均比本文调度策略下要高得多,这是由无序用电策略以尽可能满足可控负荷用户用电舒适度导致的,而本文调度策略考虑了电动汽车放电,对电动汽车动力电池的损害较大,故电池损耗成本远大于无序用电策略;在本文调度策略下,可控负荷用户依靠负荷代理商调整电动汽车的充放电时段以及空调的设定温度,并获得了一定的放电补偿,总用电成本显著降低,而负荷代理商的收益主要来自用户委托代理费用和向电网放电获得的收益,在无序用电策略下不存在该收益。

表2 不同调度策略的经济收益对比

Table 2 Comparison of economic benefits between different dispatch strategies

调度策略	单位:万元				
	电动汽车用户成本	空调负荷用户成本	电动汽车动力电池损耗成本	可控负荷用户经济成本	负荷代理商收益
本文策略	64.92	31.17	29.63	110.04	8.29
无序用电策略	76.21	44.28	11.25	131.74	0

4.3 区块链运营策略的有效性分析

本文考虑9个负荷代理商作为区块链全节点,其都有竞争记账的权力,以20:00时刻为例进行分析,得到各负荷代理商获得的记账概率对比结果如图5所示。由图可知,基于效能函数所得负荷代理商记账概率分配严重不均,负荷代理商1、4、7因所代理的用户子群的可调度容量较大,获利较多,所以所获记账概率相对比较大。抽取部分负荷代理商的利润奖励记账区块可以有效抑制各负荷代理商利益分配不均等问题,说明本文所考虑的利润分红这一激励机制是有意义的。本文选择效能函数变化率作为区块链共识算法,每个负荷代理商首先与自身上一时段调度效果进行对比,再互相竞争区块链记账

权。仿真结果表明,本文在节点理性的假设前提下,各负荷代理商的记账概率在10%~15%之间,大型代理商不会垄断记账权,能有效保证区块链长期可靠运营。

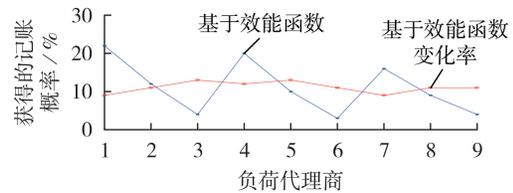


图5 负荷代理商获得的记账概率对比

Fig.5 Comparison of load agents' billing probabilities

为了检验智能合约的可行性,利用以太坊私有链对本文2类决策模型智能合约的效果进行检验。基于区块链的电力交易去中心化应用测试界面如附录A图A4所示。输入负荷代理商A的交易信息,并在20:00时刻进行查看。得到在负荷代理商A的代理下电动汽车用户的用电成本和动力电池损耗成本、空调负荷用户的用电成本以及负荷代理商A的收益如附录A图A5所示。由图可知,20:00时刻负荷代理商A代理下的电动汽车用户以放电收益为主,但此时电动汽车的动力电池损耗成本较高。此外,在分时电价背景下,空调负荷用户的用电成本有所降低,与上述MATLAB的仿真结果进行比较可知,本文所提智能合约是准确且有效的。

5 结论

针对目前我国分布式电力交易蓬勃发展的现状中所存在的第三方电力代理商凭借信息不对称一家独大的信任问题,本文利用区块链技术构建了可控负荷用户-负荷代理商交易平台,从上层应用和底层技术着手,主要解决了以下2个问题:

1)在上层应用方面,以收益最优为基本原则建立了考虑运维成本和运维效能的可控负荷用户-负荷代理商决策模型智能合约,整合大规模可控负荷用户的用电资源,使2类电力主体经济利益共赢的同时,实现了电网负荷削峰填谷;

2)在底层技术方面,针对可控负荷用户-负荷代理商这一区块链特殊应用场景,提出了负荷代理商利润分红激励机制、负荷代理商效能函数变化率共识算法,实现了区块链优势与电力调度相融合。

后续将对区块链底层技术进行继续优化,使其更符合分布式电力交易机制的实际情况。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 国家发展改革委员会,工业和信息化部,财政部,等. 电力需求

- 侧管理办法(修订版)[EB/OL]. (2017-09-30)[2021-02-19]. <http://www.gov.cn/xinwen/2017-09/26/5227721/files/264228a3ce924f70afd268ce373fc989.pdf>.
- [2] 张国荣,陈夏冉. 能源互联网未来发展综述[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):1-7.
ZHANG Guorong, CHEN Xiaran. Future development of energy Internet [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1):1-7.
- [3] 王蓓蓓,李雅超,赵盛楠,等. 基于区块链的分布式能源交易关键技术[J]. 电力系统自动化,2019,43(14):53-64.
WANG Beibei, LI Yachao, ZHAO Shengnan, et al. Key technologies on blockchain based distributed energy transaction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(14):53-64.
- [4] 平健,严正,陈思捷,等. 基于区块链的分布式能源交易市场信用风险管理方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(24):7137-7145,7487.
PING Jian, YAN Zheng, CHEN Sijie, et al. Credit risk management in distributed energy resource transactions based on blockchain [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(24):7137-7145,7487.
- [5] ZHAO S N, WANG B B, LI Y C, et al. Integrated energy transaction mechanisms based on blockchain technology [J]. Energies, 2018, 11(9):2412.
- [6] KANG J W, YU R, HUANG X M, et al. Enabling localized peer-to-peer electricity trading among plug-in hybrid electric vehicles using consortium blockchains [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6):3154-3164.
- [7] KHAQQI K N, SIKORSKI J J, HADINOTO K, et al. Incorporating seller/buyer reputation-based system in blockchain-enabled emission trading application [J]. Applied Energy, 2018, 209:8-19.
- [8] 苏粟,刘紫琦,王世丹,等. 基于用户驾驶行为特性的电动汽车有序充电策略[J]. 电力自动化设备,2018,38(3):63-71.
SU Su, LIU Ziqi, WANG Shidan, et al. Ordered charging strategy of electric vehicles based on users' driving behavior [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3):63-71.
- [9] 杨明通,周步祥,董申,等. 区块链支持下的微网电力市场设计及调度优化[J]. 电力自动化设备,2019,39(12):155-161.
YANG Mingtong, ZHOU Buxiang, DONG Shen, et al. Design and dispatch optimization of microgrid electricity market supported by blockchain [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12):155-161.
- [10] 李彬,张洁,祁兵,等. 区块链:需求侧资源参与电网互动的支撑技术[J]. 电力建设,2017,38(3):1-8.
LI Bin, ZHANG Jie, QI Bing, et al. Block chain: supporting technology of demand side resources participating in grid interaction [J]. Electric Power Construction, 2017, 38(3):1-8.
- [11] 杨阳,徐青山,戴蔚莺,等. 以最小削减及最少启停为特征的空调负荷双层优化调度策略[J]. 电力自动化设备,2019,39(12):176-182,197.
YANG Yang, XU Qingshan, DAI Weiyang, et al. Bi-level optimal dispatch strategy of air-conditioning load with minimum reduction and minimum start-stop number as characteristics [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12):176-182,197.
- [12] 宁剑,江长明,张哲,等. 可调节负荷资源参与电网调控的思考与技术实践[J]. 电力系统自动化,2020,44(17):1-8.
NING Jian, JIANG Changming, ZHANG Zhe, et al. Thinking and technical practice of adjustable load resources participating in dispatching and control of power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17):1-8.
- [13] 冯小峰,林国营,徐青山,等. 集群空调负荷双层动态优化调度决策方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(6):29-38.
FENG Xiaofeng, LIN Guoying, XU Qingshan, et al. Bi-level dynamic optimization dispatch decision method for cluster air-conditioning loads [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6):29-38.
- [14] 李彬,曹望璋,卢超,等. 非可信环境下基于区块链的多级DR投标安全管理及技术支撑[J]. 中国电机工程学报,2018,38(8):2272-2283.
LI Bin, CAO Wangzhang, LU Chao, et al. Security management and technique support for multi-level DR bidding under untrusted environment based on blockchain [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(8):2272-2283.
- [15] 龚钢军,王慧娟,张桐,等. 基于区块链的电力现货交易市场研究[J]. 中国电机工程学报,2018,38(23):6955-6966,7129.
GONG Gangjun, WANG Huijuan, ZHANG Tong, et al. Research on electricity market about spot trading based on blockchain [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(23):6955-6966,7129.
- [16] 姜婷玉,鞠平,王冲. 考虑用户调节行为随机性的空调负荷聚合功率模型[J]. 电力系统自动化,2020,44(3):105-113.
JIANG Tingyu, JU Ping, WANG Chong. Aggregated power model of air-conditioning load considering stochastic adjustment behaviors of consumers [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3):105-113.
- [17] 段靓,吕鑫,刘凡. 基于信任委托的区块链分层共识优化[J]. 计算机工程,2020,46(10):120-130,136.
DUAN Jing, LÜ Xin, LIU Fan. Hierarchical consensus optimization of blockchain based on trust delegation [J]. Computer Engineering, 2020, 46(10):120-130,136.
- [18] 邵雪,孙宏斌,郭庆来. 能源互联网中基于区块链的电力交易和阻塞管理方法[J]. 电网技术,2016,40(12):3630-3638.
TAI Xue, SUN Hongbin, GUO Qinglai. Electricity transactions and congestion management based on blockchain in energy Internet [J]. Power System Technology, 2016, 40(12):3630-3638.
- [19] U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration. 2017 national household travel survey [EB/OL]. (2018-03-02)[2021-02-19]. <http://nhts.ornl.gov>.
- [20] HONG Y Y, LIN J K, WU C P, et al. Multi-objective air-conditioning control considering fuzzy parameters using immune clonal selection programming [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(4):1603-1610.

作者简介:



程明曦

程明曦(1997—),男,江苏盐城人,硕士研究生,主要研究方向为区块链技术在能源互联网中的应用(**E-mail**:2503133895@qq.com);

王冰(1975—),男,江苏扬州人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力市场、风电机组集群控制技术、分布式非线性系统控制等(**E-mail**:icekingking@hhu.edu.cn);

王敏(1974—),女,江苏南京人,副教授,博士,主要研究方向为电力市场、人工智能在电网中的应用(**E-mail**:wangmin@hhu.edu.cn)。

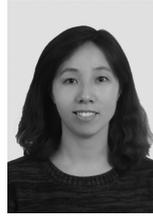
(编辑 陆丹)

(下转第132页 continued on page 132)

- [24] ZHOU Yuhao, ZHAO Long, LEE Weijen. Robustness analysis of dynamic equivalent model of DFIG wind farm for stability study[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(6):5682-5690.

作者简介:

潘学萍(1972—),女,安徽天长人,教授,博士,主要研究方向为新能源发电系统建模及其并网分析(E-mail: Xueping_



潘学萍

pan@163.com);

戚相威(1994—),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向为风力发电系统建模(E-mail: xiangwei_qi@163.com);

梁伟(1988—),男,河南驻马店人,博士研究生,主要研究方向为电力系统分析(E-mail: wliang1988@163.com)。

(编辑 李玮)

Multi-machine equivalence and global identification of wind farms by combining model aggregation and parameter estimation

PAN Xueping¹, QI Xiangwei¹, LIANG Wei¹, YONG Chengli¹, DING Xinhui¹, LI Wei², ZHU Ling²

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. NARI Group Corporation / State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 211106, China)

Abstract: Obtaining parameter accurately is a difficult task for multi-machine equivalence of wind farm. A dynamic equivalent modeling framework of wind farms by combining analytical method and identification method is proposed. The estimated values of parameters for equivalent WTGs (Wind Turbine Generators) are attained based on analytical method, and these results are used as initial values in parameter estimation by fitting the real disturbed trajectories. Then, the grouping method by combining steady-state and dynamic characteristics is proposed innovatively, and DTW (Dynamic Time Warping)-based method is introduced in the similarity analysis of WTGs' disturbed trajectories. The identifiability of multiple equivalent WTGs' parameters is studied. Since there are too many parameters and some parameters cannot be identified simultaneously in multi-machine equivalence, a global parameter estimation strategy for multi-WTG is proposed by combining classification identification and key identification. Finally, the PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is used in parameter estimation, and the identification accuracy is analyzed.

Key words: wind farms; grouping; multi-machine equivalence; parameter estimation; identifiability; PSO algorithm

(上接第115页 continued from page 115)

Optimal dispatch strategy of grid-connected controllable load based on blockchain technology

CHENG Mingxi, WANG Bing, WANG Min, WU Xiaoyue

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In order to solve the grid-connected dispatch problems of controllable load under the development of distributed power transaction mechanism, a decentralized transaction mode between controllable load users and load agents based on blockchain technology is proposed. By integrating the operation characteristics of controllable load users and fully considering the demand information of electricity purchase and sales between different sub-categories of users and load agents, two types of decision model functions of controllable load users and load agents are designed. Based on the basic principle of best interest, the blockchain node model is established considering operation and maintenance cost and operation efficiency. Based on the controllable load user-load agent blockchain transaction mode, the profit sharing incentive mechanism of load agents and the smart contract solving algorithm are designed. At the same time, the change rate of load agents' efficiency function is proposed as the consensus algorithm, and the structure and operation process of the blockchain data are explained. The analysis results of an example show that the proposed optimal dispatch strategy fully taps the potential of controllable load users and load agents for peak load shifting of power grid, achieves economic optimization for both parties, and guarantees the long-term effective operation of blockchain network, thus providing reference value for the application of blockchain technology in power demand response.

Key words: blockchain technology; controllable load; load agent; efficiency function; profit sharing; distributed transaction; dispatch strategy

附录 A

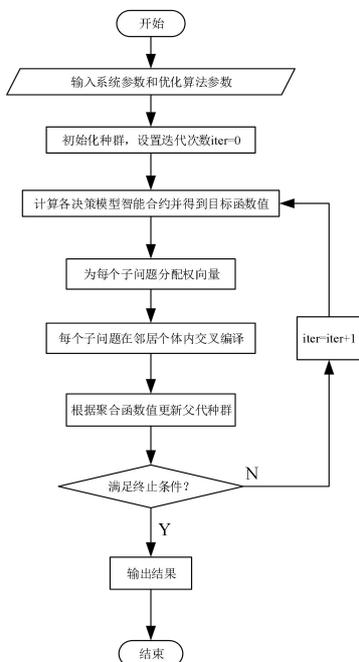


图 A1 基于分解的进化算法流程图

Fig.A1 Flowchart of evolutionary algorithm based on decomposition

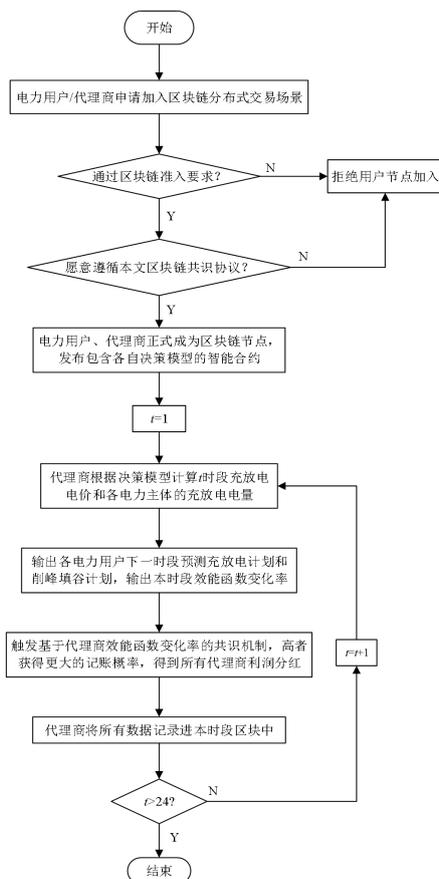


图 A2 可控负荷用户-负荷代理商区块链运营流程

Fig.A2 Operation process of controllable load user-load agent

表 A1 电动汽车参数
Table A1 Parameters of electric vehicles

初始 SOC	离网 SOC	充电功率/kW	放电功率/kW	电池容量/(kW·h)
N(0.3,0.4 ²)	0.9~1	7	5	60

表 A2 电网分时电价
Table A2 Time-of-use electricity price of power grid

时段	售电/[元·(kW·h) ⁻¹]	购电/[元·(kW·h) ⁻¹]
峰 09:00—13:00, 19:00—23:00	1.12	1.082
平 07:00—09:00, 13:00—19:00	0.72	0.687
谷 00:00—07:00, 23:00—24:00	0.36	0.36

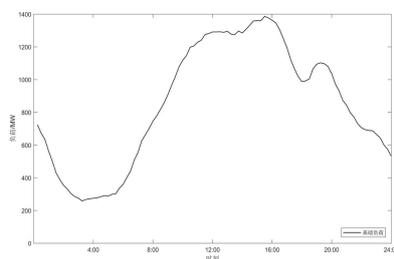


图 A3 某地区夏季典型日的基础用电负荷
Fig.A3 Basic electricity load for a typical summer day in a certain area

表 A3 充电频率对应的入网、离网时间分布
Table A3 Grid-connected and off-grid time distribution corresponding to charging frequency

充电频率	第 1 段	第 2 段	第 3 段	第 4 段
≤1	17.6,3.4	—	—	—
2	9.3,1.9	19.2,2.8	—	—
3	8.9,1.9	14.5,2.3	19.3,1.6	—
4	8.7,1.8	13.8,2.2	18.8,1.6	22.5,1.7



图 A4 区块链智能合约测试界面
Fig.A4 Smart contract test interface based on blockchain

电动汽车用电成本:	-1.62万元
电动汽车损耗成本:	0.322万元
空调负荷用电成本:	0.207万元
代理商最优用电量	23.4MW, 放电
代理商收益	0.47万元

图 A5 20:00 的智能合约输出结果
Fig.A5 Output results of smart contract at 20:00