# 基于能源区块链的虚拟电厂两阶段鲁棒优化调度

任建文,张青青

(华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室,河北 保定 071003)

摘要:随着可再生能源电力接入比重逐渐增大,电力系统的构架、控制方式、运行模式等开始发生改变,将区块链技术引入能源互联网系统中,形成能源区块链网络,有利于解决信息安全等问题。将区块链引入虚拟电 厂(VPP)的调度运行机制中,针对新能源参与的电力系统模型,提出适用于VPP的实用拜占庭容错算法共识 机制以实现区块链下半中心化的两阶段鲁棒优化调度模型,保留了VPP控制中心的导向作用。阶段1对预 调度方案进行求解;阶段2利用区块链技术获取历史数据,建立数据驱动的风电出力不确定集合用于求解调 控方案,该约束集合可排除部分极端场景,降低了模型的保守度。优化过程中利用区块链共识机制的验证作 用,摒弃了被恶意节点篡改的信息,增强了系统的容错能力。通过算例仿真验证了所提方法的有效性。 关键词:能源区块链网络;虚拟电厂;实用拜占庭容错算法;共识机制;数据驱动;鲁棒优化;两阶段调度 **文献标志码:**A DOI:10.16081/j.epae.202009004

### 0 引言

随着可再生能源电力接入比重逐渐增大,电力 系统的构架、控制方式、运行模式等开始发生改变。 以可再生能源+互联网为技术核心的能源互联网,可 以通过能源的互联互补,促进新能源的就地消纳<sup>[1]</sup>。 虚拟电厂 VPP(Virtual Power Plant)就是该环境下 的发展趋势之一,与微电网不同的是,VPP理论上不 受地理位置的限制,打破了传统的发电侧、电网侧和 用电侧之间的隔阂,实现了区域性多能源的互联集 成,满足能源系统智能化管理的需求<sup>[2]</sup>,同时,VPP 提供的新能源电力模式有利于促进新能源的 消纳<sup>[3]</sup>。

然而在 VPP 聚合发电、用电单元时,随之产生了 分布式单元与控制中心之间的信任问题,目前 VPP 中的利益分配机制是不对外界公开的,VPP 控制中 心具有绝对的权限,缺乏一套针对 VPP 信息安全的 保障体系<sup>[4]</sup>,且能源系统也由传统的集中决策模式 逐渐演变成分布决策模式,分布式单元在该过程中 参与决策,可能引发信任缺失的问题<sup>[5]</sup>。因此,如何 合理化管理多种能源的有机融合所带来的经济效 益、信息私密、管理信任等成为亟待解决的问题。

同时,随着互联网通信技术的不断发展,技术上的包容性、交互性使其在计算机之外的领域逐步深入。区块链(blockchain)自21世纪以来受到了国内外的广泛关注并得到了有力的发展<sup>[6]</sup>,有学者将区块链技术引入能源互联网中,提出能源区块链的概念。文献[4]将区块链技术引入VPP,所提信息透明的调度模式提高了VPP调度的信息安全性;文献[7]

收稿日期:2020-04-04;修回日期:2020-07-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1866204) Project supported by the National Natural Science Foundation of China(U1866204) 分析了区块链技术和微电网中电能交易的相似性, 探讨了微电网电能交易的总体框架;文献[8]建立了 基于区块链的多微电网系统的竞争博弈模型,实现 了基于区块链技术的多目标问题的优化计算。上述 研究利用区块链技术形成去中心化的模型框架,为 进一步优化能源调度提供了方向,但将区块链技术 应用于考虑新能源出力不确定性的电力系统模型中 的研究较少。

综上所述,本文分析了区块链技术与VPP模型的契合性,提出了适用于VPP运行特点的改进实用 拜占庭容错 PBFT(Practical Byzantine Fault Tolerance)算法的共识机制,并建立了半中心化的两阶 段鲁棒优化调度模型,保留了VPP控制中心的导向 作用。利用区块链技术获取历史数据,建立数据驱 动的风电出力不确定集合,同时利用区块链 PBFT共 识机制以增强系统的容错能力。最后通过算例仿真 验证了本文所提方法的有效性。

### 1 能源区块链架构

#### 1.1 区块链技术与VPP

区块链的概念由日本学者中本聪于文献[9]中 首次提出。区块链可以看作是一个去中心化的分布 式数据库,它按照时间顺序将已经生成的数据块组 成类似链表的时间序列数据结构,同时利用密码学 对数据块进行加密,以保证信息的安全性和不可篡 改性<sup>[10]</sup>。区块链的数据长链结构包含了全网的所有 历史数据,以便查找每一笔交易数据。

能源区块链网络EBN(Energy Blockchain Network)就是将区块链技术引入能源互联网中,利用区 块链的信息加密、共识机制、智能合约等技术,实现 了在无第三方中心性节点绝对权限的情况下,维护 用户的信息安全及保证交易的诚信可靠<sup>[6]</sup>。EBN具 有去中心化、开放、智能、共享等特点,与能源互联网的发展需求相契合,将区块链技术引入 VPP 的合理 性分析见图1。





technology into VPP

根据验证者加入区块链网络的方式,可以将区 块链分为公有链、私有链、联盟链,各模式的验证方 式、适用的共识算法及特点如表1所示。考虑到电 力系统在运营管理时的特殊性,区块联盟链更加契 合能源互联网的需求。

#### 1.2 基于EBN的VPP运行机制

VPP中的每个分布式单元都可以看作一个能源 节点,每个能源节点拥有特定ID作为唯一的身份标 识,用于加入EBN的身份验证。每个能源区块储存 该网络中一段时间内的信息,具体内容见表2。

当分布式单元加入网络时,需要提交特定的 ID,从而参与到EBN和VPP的运行与调度协作中, 具体步骤如下。

(1)所有能源节点向 EBN 提交自身的特定身份 ID,将其作为唯一的身份标识进行验证,若验证通 过,则可加入 EBN,转步骤(2);否则,需重新提交身 份ID。

(2)各能源节点加入 EBN 之后访问历史数据, 并对当前的运行状态进行预测。

(3)各能源节点提交当前的状态信息及预测信息,利用链式的加密区块验证存储能源交易数据,广播并发布信息,VPP控制中心根据发布的信息进行优化计算以形成预调度方案,全网利用共识机制验

表2 EBN存储的信息

Table 2 Stored information of EBN

分布式单元	状态信息	调度信息
发电单元	身份ID、能源类型、 发电限额	身份ID、启停计划、 发电量
用电单元	身份 ID 、用电量	身份ID、用电量
储能系统	身份ID、额定容量、 额定功率、 最大充放电次数	身份ID、充放电次数、 充放电功率、充放电电量

证该方案是否满足各能源节点的状态约束(具体步骤见2.1节),若通过验证,则转步骤(4);否则,需重新提交数据进行优化计算。

(4)通过各能源节点提交并通过全网验证的数 据进行调控方案的优化计算。

## 2 区块链机制下的半中心化调度策略

#### 2.1 基于PBFT算法的VPP共识机制

为了契合联盟链的运行机制,同时解决信息丢 失、延迟、甚至被伪造篡改的拜占庭问题,本文的共 识机制采用 PBFT 算法,该算法由 Miguel Castro 和 Barbara Liskov 在 1999 年提出<sup>[11]</sup>,其在保证活性和 安全性的前提下提供了(*N*-1)/3 的容错性,有效地 解决了原始拜占庭容错算法效率不高的问题,即在 含有*N*个节点的系统中,容许出现*f*(*N*>3*f*)个拜占 庭节点错误。

为了使得算法更加契合 VPP 调度运行的特征, 并充分考虑新能源出力的不确定性,本文设计的改 进 PBFT 算法流程如图 2 所示。图中, Client 为请求 方(需求侧); Primary 为主节点(VPP 控制中心); Backup 为副本节点(其他能源节点)。



Fig.2 Flowchart of improved PBFT algorithm

表1 3种区块链模式

Table 1	Three	blockchain	modes
	Ince	UIUUKUIIaiii	moucs

		e electronam model	
模式	验证方式	适用共识机制	特点
公有链	数据完全公开、透明,全网节点平等拥有 查账、记账权限	工作量证明(PoW)机制、 权益证明(PoS)机制等	完全去中心化,可信度强, 计算效率较低
私有链	数据非公开、私密性高,集中组织管理,节点需要 经授权才拥有权限验证交易	权威证明(PoA)机制	去中心化程度低,被少数节点控制, 计算效率高
联盟链	若干高可信度的机构或组织共同发起并参与维护, 通过大多数可信任节点共同验证	PBFT算法	保留部分中心化,计算效率较高, 可信度强

(1)Request阶段:需求侧向VPP控制中心发送 请求,形成区块集合<Request,*o*,*t*,*c*>。其中,*o*为 请求执行的操作;*t*为时间戳,用来保证客户端的请 求只会执行一次;*c*为请求方,在本文模型中指需求 侧;*P*<sub>0</sub>为请求内容,在本文模型中指用电需求。

(2)Pre-prepare 阶段:形成预调度方案并广播。 VPP控制中心(主节点)收到请求后计算预调度方案 (具体内容见 2.2 节),将方案信息生成新区块并进 行广播。新区块集合为<<Pre-prepare, $v, n, d_0 > m_0 >$ , 其中,v为VPP控制中心的编号;n为请求信息的序 号; $m_0$ 包含需求侧发送的请求及VPP形成的预调度 方案消息; $d_0 \to m_0$ 的摘要。该过程用于确定该请求 是在该VPP控制中心内被赋予了序号n,从而在VPP 控制中心的变更过程中可以追索。

(3)Prepare阶段:其他的第三方节点,即分布式 能源节点收到信息后验证预调度方案是否在该VPP 控制中心形成以及方案是否可行(即是否满足约 束),并广播验证结果。若通过验证,则广播区块验 证结果 < Prepare, v, n, D(m<sub>0</sub>), i > (其中, D(m<sub>0</sub>)为能 源节点对m<sub>0</sub>的验证签名; i 为该节点的序号),同时 等待接收超过 2/3 的节点广播验证结果;若未通过验 证,则不广播。至此,所有节点具备计算初始调控方 案的条件。

(4)Commit 1阶段:验证是否有超过 2/3 的节点 达成共识。收到 2/3 的能源节点广播自身验证结果 后,所有能源节点达成共识,同时利用区块链技术 追溯和共享历史数据,根据历史样本计算初始场景 概率,并根据预调度方案 d<sub>0</sub>形成初始调控方案(具 体内容见 2.3 节),再次发送广播 << Commit 1,v,n, d<sub>0</sub>, D(m<sub>0</sub>), d<sub>i</sub>, i>m<sub>i</sub>>(其中,m<sub>i</sub>为该能源节点提供的 初始调控方案及该场景的初始概率; d<sub>i</sub>为m<sub>i</sub>的摘要), 同时再次等待接收超过 2/3 的节点的广播验证结果。

(5) Commit 2 阶段:各能源节点对初始场景的概率分布以及初始调控方案进行验证,并广播< Commit 2, v, n, d<sub>0</sub>, D(m<sub>0</sub>), d<sub>i</sub>, D(m<sub>i</sub>), i > (其中 D(m<sub>i</sub>) 为能源节点对m<sub>i</sub>的验证签名),若有超过2/3的节点达成共识,则验证完成。

(6)Reply阶段:各能源节点执行操作完成后,发送回复<Reply, *v*, *t*, *c*, *i*, *r*>。其中, *r*为回复结果。

PBFT算法可容纳f > (N - 1)/3个拜占庭节点, 图 2 中的 Backup 3 为拜占庭节点,若 Pre-prepare 阶段的验证不通过,则不再发送广播。

#### 2.2 Pre-prepare 阶段的预调度模型

该阶段旨在确定日前预调度计划,形成能源区 块链Pre-prepare阶段的广播区块。选取风电预测值 作为基准场景,以VPP运行成本最小为优化目标,确 定常规机组的启停计划和发电量、储能系统的充放 电计划、与大电网交易的购售电计划。

预调度模型的目标函数为:

$$\min F_{1} = \sum_{\tau=1}^{T} \sum_{i=1}^{N_{c}} (C_{i,\tau}^{G} + C_{i,\tau}^{ss}) + \sum_{\tau=1}^{T} C_{\tau}^{ESS} + \sum_{\tau=1}^{T} C_{\tau}^{M} \quad (1)$$

$$\begin{cases} C_{i,\tau} = a_i (P_{i,\tau}) + b_i P_{i,\tau} + c_i \\ C_{i,\tau}^{ss} = u_{i,\tau} (1 - u_{i,\tau-1}) S_{i,\tau}^{U} + u_{i,\tau-1} (1 - u_{i,\tau}) S_{i,\tau}^{D} \\ C_{\tau}^{ESS} = C_{char} P_{\tau}^{char} - C_{disch} P_{\tau}^{disch} \\ C_{\tau}^{M} = \lambda_{\tau}^{buy} P_{\tau}^{buy} - \lambda_{\tau}^{sell} P_{\tau}^{sell} \end{cases}$$
(2)

其中, $F_1$ 为总成本;T为总时段数,以1h为时间间 隔,将1d划分为24个时段,即T=24; $N_c$ 为常规机组 数; $C_{t,\tau}^c$ , $C_{i,\tau}^s$ 分别为常规机组i在 $\tau$ 时段的运行成本、 启停成本; $C_{\tau}^{\text{ESS}}$ 为储能系统在 $\tau$ 时段的方放电成本;  $C_{\tau}^{\text{M}}$ 为 $\tau$ 时段 VPP 与电网的交互成本; $P_{i,\tau}^{\text{G}}$ 为常规机组 i在 $\tau$ 时段的出力; $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$ 为常规机组i的煤耗系数;  $u_{i,\tau-1}$ 、 $u_{i,\tau}$ 分别为常规机组i在 $\tau$ =1、 $\tau$ 时段的运行状态,取值为1表示机组运行,取值为0表示机组停运;  $S_{i,\tau}^{\text{D}}$ 、 $S_{i,\tau}^{\text{U}}$ 分别为常规机组i在 $\tau$ 时段的启动、停机成 本; $P_{\tau}^{\text{char}}$ 、 $P_{\tau}^{\text{disch}}$ 分别为储能系统在 $\tau$ 时段的方电、放电 功率; $C_{\text{char}}$ 、 $C_{disch}$ 分别为储能系统的充电、放电收益系 数; $\lambda_{\tau}^{\text{bull}}$ 、 $\lambda_{\tau}^{\text{sell}}$ 分别为 VPP 与大电网在 $\tau$ 时段交易时的 购电、售电分时电价; $P_{\tau}^{\text{sell}}$ 分别为 VPP 在 $\tau$ 时段

预调度模型的约束条件包括功率平衡约束、常规机组出力约束、启停约束、爬坡约束、正负旋转备 用约束、风电功率约束、储能系统约束以及与电网交 互功率约束,具体见附录A。

#### 2.3 Commit 阶段的调控模型

各能源节点在接收并验证预调度广播后,根据 预调度方案并考虑风电出力的不确定性进行额外调 控。由于风电预测出力与实际出力之间的偏差将产 生不平衡功率,最终以额外调控成本及弃风惩罚成本 最小为目标。由于储能系统较为灵活,故不计及其采 取调控方式时自身的调控成本<sup>[12]</sup>,在额外调控成本 中仅考虑储能系统进行调控时的收益变化。因此,调 控模型的决策变量主要包括可控电源的出力调控量、 储能系统的充放电调整量等,目标函数可描述为:

$$\min F_{2} = \Delta C_{CG}^{up} + \Delta C_{CG}^{down} + \Delta C_{ESS} + \Delta C_{M} + C_{loss} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \Delta C_{CG}^{up} = \sum_{\tau=1}^{T} \sum_{i=1}^{N_{c}} \lambda_{i,\tau}^{up} P_{i,\tau}^{up} \\ \Delta C_{CG}^{down} = \sum_{\tau=1}^{T} \sum_{i=1}^{N_{c}} \lambda_{i,\tau}^{down} P_{i,\tau}^{down} \\ \Delta C_{ESS} = \sum_{\tau=1}^{T} (C_{char} \Delta P_{\tau}^{char} - C_{disch} \Delta P_{\tau}^{disch}) \quad (4)$$

$$\Delta C_{M} = \sum_{\tau=1}^{T} \lambda (\Delta P_{\tau}^{buy} - \Delta P_{\tau}^{sell}) \\ C_{loss} = \sum_{\tau=1}^{T} \sum_{j=1}^{N_{w}} \lambda_{loss} (P_{j,\tau}^{W} - P_{j,\tau}^{WS}) \end{cases}$$

其中, $\Delta C_{CG}^{up}$ , $\Delta C_{CG}^{down}$ 分别为常规机组的上调、下调成本; $\Delta C_{ESS}$ 为储能系统的调整成本; $\Delta C_{M}$ 为从大电网购/售电的交易成本; $C_{loss}$ 为弃风惩罚成本; $\lambda_{UT}^{up}$ , $\lambda_{down}^{down}$ 

分别为常规机组*i*在*τ*时段上调、下调单位功率的惩罚成本; $P_{i,\tau}^{uovn}$ 分别为常规机组*i*在*τ*时段的上调、 下调功率; $\Delta P_{\tau}^{dovn}$ 分别为常规机组*i*在*τ*时段的上调、 下调功率; $\Delta P_{\tau}^{char}$ 、 $\Delta P_{\tau}^{disch}$ 分别为储能系统在*τ*时段的 充电、放电调整功率; $\lambda$ 为*τ*时段 VPP向大电网购 / 售电的单位调整功率电价; $\Delta P_{\tau}^{sel}$ 分别为*τ*时段 VPP向大电网购电、售电的功率调整量; $N_w$ 为风电 机组的数量; $\lambda_{loss}$ 为弃风惩罚单价; $P_{j,\tau}^{w}$ 为风电机组*j* 在*τ*时段的出力; $P_{j,\tau}^{ws}$ 为风电机组*j*在*τ*时段的调度 出力。

调控模型的约束条件包括调控后功率平衡约 束、常规机组上/下调整功率约束、储能系统调整量 约束、购/售电计划调整量约束等,具体见附录B。

#### 2.4 半中心化的调度策略

半中心化的调度策略流程如图3所示。PBFT 共识机制具有保留部分中心化的特点,具体体现在: ①主节点起到导向作用,副本节点的运行机制是基 于主节点的行为进行的;②主节点不能控制副本节 点的计算及验证结果。同时调度模型的阶段1由 VPP控制中心(主节点)形成预调度方案,阶段2中 各个能源节点(副本节点)再形成初始调控方案,这 个过程为全新的半中心化能源互联结构,改进PBFT 共识机制与调度模型的建立过程相契合,形成半中 心化的调度策略。



#### 图 3 半中心化调度策略的流程

Fig.3 Flowchart of semi-centralized scheduling strategy

#### 3 半中心化调度策略的实现方式

## 3.1 两阶段鲁棒优化模型及数据驱动的不确定 集合

为了实现基于区块链的半中心化调度策略,本 文结合 VPP 控制中心形成的预调度方案及各能源节 点形成的调控方案,同时考虑风电出力的不确定性, 最终的调度计划可由式(5)求得。

$$F_{3} = \min\{F_{1} + \max\min\{F_{2}\}\}$$
(5)

其中,x为阶段1的决策变量,即日前调度方案;u为 最恶劣风电出力场景;y为阶段2的决策变量,即最 恶劣场景下对应的最经济调控方案。

本节基于数据驱动的方法描述风电出力,所谓 数据驱动指的是以风电历史数据作为参考表征风电 出力的不确定性,基于区块链技术构建的EBN使得 全网的历史信息得以保存和可追溯,增强了所提方 法的可实现性。

首先,采用经典场景缩减方法对已知的*M*个风 电样本进行聚类。利用*K*-means聚类方法缩减原有 的*M*个场景,生成具有不确定性和随机特征的*K* (*K*<*M*)类风电典型时序离散场景*u*<sub>1</sub>,*u*<sub>2</sub>,…,*u*<sub>*k*</sub>,用以 描述数量庞大且复杂的场景特征,典型场景*u*<sub>*k*</sub>中包 含*N*<sub>*k*</sub>个原始场景。*K*-means聚类算法的计算步骤见 附录C。故各离散场景的初始概率分布*p*<sup>0</sup><sub>*k*</sub>可表示为:

$$p_k^0 = N_k / M \tag{6}$$

场景缩减分析的目的是用少量的代表性场景描 述数量庞大且复杂的场景特征,以此获得真实分布 的部分信息,然后构造不确定集合来描述风电出力 分布。文献[13-14]提出了一种基于综合范数的不 确定集合构建方法,以1-范数和∞-范数共同构成的 综合范数约束集合Ω对风电场景的概率分布进行限 制,如式(7)所示。

$$\Omega = \begin{cases}
p_{k} \ge 0, \ k = 1, 2, \cdots, K \\
\sum_{k=1}^{K} p_{k} = 1 \\
\sum_{k=1}^{K} |p_{k} - p_{k}^{0}| \le \theta_{1} \\
\max_{k=1,2,\cdots,K} |p_{k} - p_{k}^{0}| \le \theta_{\infty}
\end{cases}$$
(7)

其中, $p_k$ 为典型场景 $u_k$ 的概率; $\theta_1$ 、 $\theta_x$ 分别为1-范数 和 $\infty$ -范数概率允许偏差值,可由式(8)得到。

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{K}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_1} \\ \theta_\infty = \frac{1}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_\infty} \end{cases}$$
(8)

其中, $\alpha_1$ 、 $\alpha_x$ 分别为1-范数和∞-范数不确定性概率 置信度。

基于数据驱动的不确定集合包含了历史信息, 排除了几乎不可能的极端场景概率,使得最优解在 该约束集合范围内产生。从理论角度来看,相比于 传统的盒式不确定集合,基于数据驱动的不确定集 合能够有效地降低决策的保守度。

#### 3.2 模型求解

3.1节描述的日前经济调度双层鲁棒优化模型 为一个两阶段鲁棒优化模型,式(5)的外层(模型的 阶段1)为日前经济调度主问题,搜寻风电出力最恶 劣场景下 VPP 的最经济日前调度方案,其优化变量 x为日前调度方案;内层(模型的阶段2)为由风电出 力的不确定所引起的调控子问题,搜寻日前调度方 案 x下的风电出力最恶劣场景 u 及对应的最经济调 控方案 y。

若将风电最恶劣场景用风电出力的最恶劣概率 分布表示,则模型的阶段2可转化为对成本期望的 优化问题,即式(5)可改为:

$$F_{3} = \min_{F} \{ F_{1} + \max_{P \in O} \{ E_{P}(F_{2}) \} \}$$
(9)

其中, $E_{\rm P}(F_2)$ 为内层优化的成本期望,在各个场景下 是相互独立的,可并行求解。同时考虑基于数据驱 动描述的风电不确定性,可将上述目标函数描述为:

$$F_{3} = \min_{x} \left\{ F_{1} + \max \left\{ \sum_{k=1}^{K} p_{k} \min_{y} \{F_{2}\} \right\} \right\}$$
(10)

本文采用列约束生成(C&CG)算法将模型分解 成主、子2个问题进行交互迭代求解,具体步骤见附 录D。

#### 4 算例分析

#### 4.1 算例系统描述

为了验证本文所提运行机制及鲁棒优化模型的 有效性,在MATLAB R2016a环境下进行仿真模拟。 仿真模型的VPP包含10台常规机组、4台风电机组、 1个由大容量蓄电池构成的储能系统以及非柔性负 荷。表示能源类型和身份ID的状态信息如下:常规 机组为PG<sub>1</sub>—PG<sub>10</sub>,风电机组为PW<sub>1</sub>—PW<sub>4</sub>,储能系 统为ESS,非柔性负荷为PL。发电限额、用电需求量 等状态信息,即常规机组及非柔性负荷的相关数据 见文献[15],风电出力数据及储能系统的参数取值 参考文献[16]。

#### 4.2 EBN的优化结果分析

4.2.1 EBN的优化结果

根据本文所提基于 EBN 的两阶段鲁棒优化模型,在 MATLAB环境下进行建模仿真模拟,经过10次迭代后收敛得到最优解,预调度阶段和调控后各单元的出力情况如图4所示。

从时间尺度来看,在00:00—06:00时段内,常规 机组均处于停机状态,且与电力市场的交互功率没 有较大的变化,储能系统处于充电状态,这是因为夜 间的用电需求较低,风电机组出力可以满足需求侧 用电;07:00时刻后,由于日间用电需求量增大,常规 机组开始启动参与调度,并且调控后的常规机组在 日间的出力总体上有所减少,这是因为在最恶劣风 电场景下,风电出力较预测值增大,为了消纳这部分 风电,部分机组会下调出力;21:00时刻后,用电需求 量开始减缓,电力市场的调节就可弥补风电波动引



图4 调控前、后各单元的出力情况



从风电出力的不确定性来看,在最恶劣风电出 力场景下,03:00时刻的风电出力有所降低,储能系 统下调充电功率以弥补风电波动引起的功率缺额; 07:00—10:00时段内,风电出力无较大的变化,但储 能系统在03:00时刻下调了充电功率,留有部分充电 裕度,因此从经济性的角度考虑,令储能系统少量充 电储存电能,这就使得储能系统在用电需求较大时 放电受到限制;10:00—23:00时段内,风电出力增 大,常规机组下调部分出力,VPP向大电网的售电功 率总体增加,仅在15:00时刻的售电功率减少,这是 因为该时刻储能系统放电已达到荷电状态下限,所 以需要减少VPP的售电量以满足负荷需求。

4.2.2 中心化模式的鲁棒调度方案与EBN下的半 中心化鲁棒调度方案对比

为了进一步验证本文所提优化模型的优越性, 将传统的鲁棒优化调度方案与 EBN 模式下的鲁棒 优化调度方案进行对比。模式1为传统的中心化鲁 棒优化调度方法,由 VPP控制中心实现调度优化,没 有利用区块链可追溯历史数据的特点,仅将风电预 测波动功率的最大值、最小值分别作为风电出力的 上、下限构建盒式不确定集合 Ω<sub>w</sub><sup>[17]</sup>,如式(11)所示; 模式2为本文所提 EBN模式下的半中心化鲁棒优化 调度方法。

$$\Omega_{\rm W} = \left\{ P_{\rm W} \middle| P_{\rm W}^{\rm l} \leqslant P_{\rm W} \leqslant P_{\rm W}^{\rm u} \right\} \tag{11}$$

其中, $P_w$ 为风电出力值; $P_w^u$ 、 $P_w^l$ 分别为风电预测波 动功率的最大值、最小值。

2种模式的调度成本对比如表3所示。由表3 可以看出,和模式2相比,模式1的预调度阶段成本 较低,调控阶段成本较高,总成本高于模式2。这是

#### 表3 2种模式的调度成本对比

Table 3 Comparison of scheduling costs between two modes

预调度阶段成本 / \$			调控阶段成本 / \$								
模式	常规机组 运行成本	常规机组 启停成本	储能充放 电成本	与电力市场 功率交互成本	总成本	常规机组 上调成本	常规机组 下调成本	与电力市场 的交易成本	储能充放电 调整成本	总成本	总成本 / \$
1	413 002	32060	7 800	-218004	234858	10401	65 1 63	83 244	4656	163 464	398 322
2	404 866	31 590	-2043	-165632	268781	2952	73 899	31 268	-1800	106318	375 099

因为模式2在制定预调度方案时,需要进行全网节 点验证,并且由分布式能源节点通过EBN获取历史 信息来进行初调控,所以其预调度方案本身具有较 好的鲁棒性,抵抗风电波动的能力较强,在后续进行 调控时的调控范围小。同时,模式2采用数据驱动 的方式建立风电出力的不确定集合,排除了几乎不 可能的极端场景概率,使得最优解在该约束集合范 围内产生,与模式1相比,该集合包含的可行域更 小,计算所得最恶劣场景下风电出力偏差较小,且由 于利用了区块链技术,考虑了风电出力场景的特征 相关性,从而避免了较大爬坡和滑坡事件的出现,更 能反映可能的实际风电场景,进而得到较为经济的 调度策略。

4.2.3 区块链模式下优化调度模型的容错性分析

为了验证PBFT共识机制在模型中起到的作用, 在上述算例中进行容错性分析,为了简化测试过程, 测试选取了如下4个代表节点:VPP调控中心为主 节点,3个分布式能源单元为副本节点。在分布式 计算的过程中,不确定集合由副本节点形成,因此若 存在拜占庭节点,则可能在该环节构造虚假的概率 允许偏差值为:

$$\begin{cases} \theta_1 = \rho \frac{K}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_1} \\ \theta_{\infty} = \rho \frac{1}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_{\infty}} \end{cases}$$
(12)

其中, $\rho$ 为调整系数,当 $\rho$ =1时,表示未进行篡改,该 节点诚实;当 $\rho$ <1时,不确定集合的概率允许偏差将 减小;当 $\rho$ >1时,不确定集合的概率允许偏差将增大。

同时设定了以下 5 种场景进行对比分析:场景 A1,采用不加入 PBFT 验证的优化算法,无拜占庭节 点,即未篡改数据;场景 A2,采用不加入 PBFT 验证 的优化算法,有拜占庭节点,即篡改数据;场景 B1, 采用加入 PBFT 验证的优化算法,无拜占庭节点,即 未篡改数据;场景 B2,采用加入 PBFT 验证的优化算 法,系统副本节点中存在1个拜占庭节点;场景 B3, 采用加入 PBFT 验证的优化算法,系统副本节点中存 在2个拜占庭节点串谋。

场景A1和场景A2在迭代过程中的收敛情况对 比如图5所示。由图5可知,当ρ分别取0.8、1、1.2 时,算法均收敛,且当ρ=0.8时总成本最低,这是因 为减小了概率允许偏差值,缩减了不确定集合的范 围,导致模型的保守度最低;相反地,当ρ=1.2时,总 成本最高,模型的保守度最高。3种ρ取值情况下的 迭代趋势具有一定的相似性,且算法在经过迭代后 均收敛,说明适当地篡改数据可以成功影响最终的 调度方案。



图 5 场景 A1 和场景 A2 的迭代过程收敛情况对比 Fig.5 Comparison of convergence in iteration process between Scene A1 and Scene A2

表4为不同场景下的仿真结果对比。由表4可 以看出,场景A1与场景B1的结果表明验证环节的 加入不会影响优化调度的迭代次数和最优解;场景 A2与场景B2的结果表明,若采用不加入PBFT验证 的优化算法,当ρ分别取0.8、1.2时算法均收敛,即通 过篡改数据成功地影响了最终的调度方案,而若采 用共识机制验证的优化方案,所得最优方案与 $\rho=1$ 时相同,即最优方案不因数据被篡改而改变,能够起 到防止数据被恶意篡改、增强系统容错性的作用;对 比场景 B2 和场景 B3 的结果可知,容错性与拜占庭 节点的数量有关。对于一个包含4个代表节点的系 统而言,当拜占庭节点的数量少于2个时,VPP能够 保证调度方案的正确性;而当拜占庭节点的数量为 2个及以上时,调度方案将可能会被篡改,即验证了 (N-1)/3的容错率。对比结果表明,引入区块链共 识机制可以增强系统抵抗攻击的能力,在非拜占庭

表4 不同场景的仿真结果比较

Table 4 Simulative result comparison among

different scenes

场景	ρ	总成本/\$	是否篡改成功				
A1	1.0	375 099	10	—			
A2	0.8	364783	9	是			
	1.2	393 837	12	是			
B1	1.0	375 099	10	—			
B2	0.8	375 099	10	否			
	1.2	375 099	10	否			
В3	0.8	364783	9	是			
	1.2	393 837	12	是			

节点的数量占优的情况下,恶意主体无法通过篡改 数据来改变系统的调度计划。

### 5 结论

本文分析了区块链技术与VPP之间的契合互补 特性,建立了基于EBN的VPP调度运行机制,同时 为了契合VPP的运行特点,利用PBFT共识机制建立 了区块链下半中心化的两阶段鲁棒优化调度模型, 保留了VPP控制中心的导向作用。模型的阶段1对 预调度方案进行求解,阶段2利用区块链技术获取 历史数据,由分布式能源节点计算初始概率分布和 初始调控方案,并建立数据驱动的风电出力不确定 集合,该约束集合可排除部分极端场景,以降低模型 的保守度。同时,PBFT共识机制的应用增强了系统 的容错能力,解决了VPP控制中心在调度过程中的 数据安全问题。最后通过算例仿真分析验证了所提 方法的有效性。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

#### 参考文献:

- [1]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.
- [2] 刘吉臻,李明扬,房方,等.虚拟发电厂研究综述[J].中国电机工程学报,2014,34(29):5103-5111.
   LIU Jizhen,LI Mingyang,FANG Fang, et al. Review on virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(29):5103-5111.
- [3] 臧海祥,余爽,卫志农,等. 计及安全约束的虚拟电厂两层优化 调度[J]. 电力自动化设备,2016,36(8):96-102.
   ZANG Haixiang,YU Shuang,WEI Zhinong, et al. Safety-constrained two-layer optimal dispatch of virtual power plant[J].
   Electric Power Automation Equipment,2016,36(8):96-102.
- [4] 佘维,胡跃,杨晓宇,等.基于能源区块链网络的虚拟电厂运行 与调度模型[J].中国电机工程学报,2017,37(13):3729-3736.
   SHE Wei,HU Yue,YANG Xiaoyu,et al. Virtual power plant operation and scheduling model based on energy blockchain network[J]. Proceedings of the CSEE,2017,37(13):3729-3736.
- [5] 丁伟,王国成,许爱东,等. 能源区块链的关键技术及信息安全问题研究[J]. 中国电机工程学报,2018,38(4):1026-1034,1279.
  DING Wei, WANG Guocheng, XU Aidong, et al. Research on key technologies and information security issues of energy block-chain[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(4):1026-1034, 1279.
- [6] HANCOCK M, VAIZEY E. Distributed ledger technology:beyond block chain[R]. [S.I.]:UK Government Office for Science, 2016.
- [7]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.
- [8] 马天男,彭丽霖,杜英,等. 区块链技术下局域多微电网市场

竞争博弈模型及求解算法[J]. 电力自动化设备,2018,38(5): 191-203.

MA Tiannan, PENG Lilin, DU Ying, et al. Competition game model for local multi-microgrid market based on block chain technology and its solution algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 191-203.

- [9] NAKAMOTO S. Bitcoin: a peer-to-peer electronic cash system [EB / OL]. [2020-04-01]. https://bitcoin.org / bitcoin.pdf.
- [10] SWAN M. Blockchain thinking: the brain as a decentralized auto-nomous corporation[J]. IEEE Technology and Society Magazine, 2015, 34(4):41-52.
- [11] CASTRO M, LISKOV B. Practical Byzantine fault tolerance [C]//Operating Systems Design and Implementation. New Orleans, USA: USENIX Association, 1999: 173-186.
- [12] 朱嘉远,刘洋,许立雄,等.考虑风电消纳的热电联供型微网日前鲁棒经济调度[J]. 电力系统自动化,2019,43(4):40-48.
   ZHU Jiayuan,LIU Yang,XU Lixiong, et al. Robust day-ahead economic dispatch of microgrid with combined heat and power system considering wind power accommodation[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(4):40-48.
- [13] ZHAO C Y, GUAN Y P. Data-driven stochastic unit commitment for integrating wind generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4):2587-2596.
- [14] 税月,刘俊勇,高红均,等.考虑风电不确定性的电热综合系统 分布鲁棒协调优化调度模型[J].中国电机工程学报,2018,38 (24):7235-7247,7450.
  SHUI Yue,LIU Junyong,GAO Hongjun, et al. A distributionally robust coordinated dispatch model for integrated electricity and heating systems considering uncertainty of wind power [J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(24):7235-7247,7450.
- [15] 许英强. 含风电并网的互联电网分散协调优化调度研究[D]. 北京:华北电力大学,2019.
   XU Yingqiang. Research on decentralized coordinated optimal dispatching for interconnected power grid with wind power penetration[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [16] 任建文,许英强,董圣孝.考虑储能参与的含高比例风电互 联电力系统分散式调度模型[J].电网技术,2018,42(4):1079-1086.
   REN Jianwen,XU Yingqiang,DONG Shengxiao. A decentralized scheduling model with energy storage participation for

lized scheduling model with energy storage participation for interconnected power system with high wind power penetration [J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1079-1086.

[17] 于丹文,杨明,翟鹤峰,等. 鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J]. 电力系统自动化,2016,40(7):134-143,148.

YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016,40(7):134-143,148.

#### 作者简介:



任建文

任建文(1961—),男,山西吕梁人,教 授,博士,主要研究方向为电力系统分析与 控制、电网调度自动化等(E-mail:rjw219@ 126.com);

张青青(1996—),女,贵州凯里人,硕 士研究生,主要研究方向为电力系统调度自 动化以及区块链在电力系统中的应用等 (E-mail:603901389@qq.com)。 **REN Jianwen**, ZHANG Qingqing

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,

North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: With the increasing proportion of renewable energy resource access, the architecture, control method and operation mode of the power system begin to change. The introduction of blockchain technology into energy internet system to form an energy blockchain network is conducive to solving the information security and other issues. The blockchain is introduced into the scheduling and operation mechanism of VPP(Virtual Power Plant). Aiming at the power system model participating with new energies, the practical Byzantine fault tolerance algorithm consensus mechanism suitable for VPP is proposed to realize the semi-centralization two-stage robust optimal scheduling model under blockchain, which remains the guiding role of VPP control center. In the first stage, the pre-scheduling scheme is solved. In the second stage, the blockchain technology is used to obtain historical data, and a data-driven wind power output uncertain set is established to solve the regulation scheme. This constraint set can exclude some extreme scenarios to reduce the conservatism of the model. In the optimization process, the verification function of blockchain consensus mechanism is used to discard the information tampered by malicious nodes and enhance the system's fault tolerance capability. The effectiveness of the proposed method is verified by a simulation example.

Key words: energy blockchain network; virtual power plant; practical Byzantine fault tolerance algorithm; consensus mechanism; data-driven; robust optimization; two-stage scheduling

(上接第22页 continued from page 22)

#### Application of blockchain technology in distributed energy transaction

XU Jiahui, MA Lixin

(College of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China) Abstract: The autonomous transaction of distributed energy nearby has become the future development trend of China's distribution network. However, the output of distributed energy has the characteristics of uncertainty and individual profitability, and the transaction has many participants, small single transaction volume and high concurrency, which makes the security, fairness and effectiveness of the transaction process become prominent issues. Blockchain technology has the characteristics of decentralization, security, transparency and non-tamper, which is highly compatible with the demands of distributed energy transaction. To this end, firstly, the advantages and disadvantages of the electricity market transaction system based on existing blockchain technology are analyzed, and the blockchain technology of F-DPoS(Fair-Delegated Proof of Stake) consensus mechanism based on the DAG(Directed Acyclic Graph) topology is proposed. The election fraud under the DPoS mechanism and the well-known node issues in DAG are improved. Supplementing by fairness token reward and refresh mechanism, the market entities are promoted to maintain the system security in the way of economic incentives. Then, a blockchain distributed energy transaction management framework based on DAG+F-DPoS consensus mechanism is constructed to ensure efficient, fast and safe transaction throughput in the face of practical scenarios with high concurrency, high flow and high availability. The high traceability, high efficiency and security of the proposed method are verified by case simulation. Key words: blockchain; directed acyclic graph; F-DPoS; consensus mechanism; electricity market; distributed

energy transaction

## 附录 A

预调度阶段的约束条件如下。

(1) 功率平衡约束。

$$\sum_{i=1}^{N_{\rm G}} P_{i,\tau}^{\rm G} + \sum_{j=1}^{N_{\rm W}} P_{j,\tau}^{\rm WS} + P_{\tau}^{\rm disch} - P_{\tau}^{\rm char} + P_{\tau}^{\rm buy} - P_{\tau}^{\rm sell} - P_{\tau}^{\rm D} = 0$$
(A1)

其中,  $N_{W}$  为风电机组的数量;  $N_{G}$  为常规机组的数量;  $P_{i,\tau}^{G}$  为常规机组 *i* 在  $\tau$  时段的出力;  $P_{j,\tau}^{WS}$  为风电机组 *j* 在  $\tau$  时段的调度出力;  $P_{\tau}^{char}$ 、  $P_{\tau}^{disch}$  分别为储能系统在  $\tau$  时段的充电、放电功率;  $P_{\tau}^{buy}$ 、  $P_{\tau}^{sell}$  分别为 VPP 在  $\tau$  时段的购电、售电功率;  $P_{\tau}^{D}$  为  $\tau$  时段的负荷预测值。

(2) 常规机组出力约束。

$$P_{i,\tau}^{G,\min} \le P_{i,\tau}^G \le P_{i,\tau}^{G\max} \tag{A2}$$

其中, P<sup>Gmax</sup><sub>i,τ</sub> 、 P<sup>G,min</sup><sub>i,τ</sub> 分别为常规机组 *i* 在 τ 时段的出力上、下限。
 (3)常规机组启停约束。

$$\begin{cases} (u_{i,\tau-1} - u_{i,\tau})(T_{i,\tau-1}^{\text{on}} - T_{i,\tau}^{\text{on}}) \ge 0\\ (u_{i,\tau-1} - u_{i,\tau})(T_{i,\tau-1}^{\text{off}} - T_{i,\tau}^{\text{off}}) \ge 0 \end{cases}$$
(A3)

其中,  $T_{i,\tau-1}^{\text{on}}$ 、  $T_{i,\tau}^{\text{on}}$  和  $T_{i,\tau-1}^{\text{off}}$ 、  $T_{i,\tau}^{\text{off}}$  分别为 $\tau-1$ 、 $\tau$ 时段常规机组 *i* 已经连续运行和停运的时间;  $u_{i,\tau-1}$ 、 $u_{i,\tau}$ 分别 为 $\tau-1$ 、 $\tau$ 时段常规机组 *i* 的运行状态,取值为 1 表示机组运行,取值为 0 表示停运。

(4) 常规机组爬坡约束。

$$\begin{cases} P_{i,\tau}^{G} - P_{i,\tau-1}^{G} = r_{i}^{u} u_{i,\tau} + P_{i,\tau}^{G,\min} \left( 1 - u_{i,\tau-1} \right) \\ P_{i,\tau-1}^{G} - P_{i,\tau}^{G} = r_{i}^{d} u_{i,\tau-1} + P_{i,\tau}^{G,\min} \left( 1 - u_{i,\tau} \right) \end{cases}$$
(A4)

其中, r<sup>i</sup><sub>i</sub>、r<sup>d</sup>分别为常规机组*i*的爬坡、滑坡速率。

(5)风电功率约束。

$$0 \le P_{j,\tau}^{\rm WS} \le P_{j,\tau}^{\rm W} \tag{A5}$$

其中,  $P_{j,\tau}^{W}$ 为风电机组  $j \in \tau$ 时段的出力预测值。

(6) 储能系统约束。

$$\begin{cases} S_{\tau}^{\text{ESS}} = S_{\tau-1}^{\text{ESS}} + \eta_{c} P_{\tau}^{\text{char}} - P_{\tau}^{\text{disch}} / \eta_{d} \\ S^{\text{ESS,min}} \leq S_{\tau}^{\text{ESS}} \leq S^{\text{ESS,max}} \\ 0 \leq P_{\tau}^{\text{char}} \leq P^{\text{char,max}} \mu_{\tau}^{\text{char}} \\ 0 \leq P_{\tau}^{\text{disch}} \leq P^{\text{disch,max}} \mu_{\tau}^{\text{disch}} \\ \mu_{\tau}^{\text{char}} + \mu_{\tau}^{\text{disch}} \leq 1 \end{cases}$$
(A6)

其中,  $S_{\tau}^{\text{ESS}}$ 为  $\tau$  时段储能系统的蓄电量;  $\eta_{c}$ 、  $\eta_{d}$ 分别为储能系统的充电、放电效率;  $S^{\text{ESS,max}}$ 、  $S^{\text{ESS,min}}$ 分别 为储能系统蓄电量的上、下限;  $P^{\text{char,max}}$ 、  $P^{\text{disch,max}}$ 分别为储能系统的最大充电、放电功率;  $\mu_{\tau}^{\text{char}}$ ( $\mu_{\tau}^{\text{disch}}$ )为 辅助变量,表示  $\tau$  时段储能系统的充电(放电)状态,取值为1表示充电(放电),取值为0表示未充电(未 放电)。

(7) 与电网的交互功率约束。

$$\begin{cases} 0 \le P_{\tau}^{\text{buy}} \le S_{\tau}^{\text{buy}} P_{\tau}^{\text{buy,max}} \\ 0 \le P_{\tau}^{\text{sell}} \le S_{\tau}^{\text{sell}} P_{\tau}^{\text{sell,max}} \\ u_{\tau}^{\text{buy}} + u_{\tau}^{\text{sell}} \le 1 \end{cases}$$
(A7)

其中,  $P_{\tau}^{\text{buy,max}}$ 、  $P_{\tau}^{\text{sell,max}}$  分别为 VPP 在  $\tau$  时段从大电网购电的功率上限、向大电网售电的功率上限;  $u_{\tau}^{\text{buy}}$  ( $u_{\tau}^{\text{sell}}$ ) 为辅助变量,表示 VPP 在  $\tau$  时段与大电网的交互状态,取值为 1 表示从大电网购电(向大电网售电),取值为 0 表示未从大电网购电(未向大电网售电)。

式(A7)可简化为:

$$P_{\tau}^{\mathrm{M,min}} \leq P_{\tau}^{\mathrm{M}} \leq P_{\tau}^{\mathrm{M,max}} \tag{A8}$$

其中,  $P_{\tau}^{M}$ 为  $\tau$  时段的交易量, 取值为正表示购入, 取值为负表示售出;  $P_{\tau}^{M,max}$ 、  $P_{\tau}^{M,min}$ 分别为交易量的上、 下限。因此, 有  $P_{\tau}^{M,max} = P_{\tau}^{buy,max}$ ,  $P_{\tau}^{M,min} = -P_{\tau}^{sel,max}$ 。 调控阶段的约束条件如下。

(1) 功率平衡约束。

$$\sum_{i=1}^{N_{G}} P_{i,\tau}^{G} + \sum_{j=1}^{N_{W}} P_{j,\tau}^{WS} + \sum_{i=1}^{N_{G}} P_{i,\tau}^{up} - \sum_{i=1}^{N_{G}} P_{i,\tau}^{down} + P_{\tau}^{disch} + \Delta P_{\tau}^{disch} - (P_{\tau}^{char} + \Delta P_{\tau}^{char}) + (P_{\tau}^{buy} - \Delta P_{\tau}^{buy}) - (P_{\tau}^{sell} - \Delta P_{\tau}^{sell}) = P_{\tau}^{D}$$
(B1)

其中,  $P_{i,\tau}^{up}$ 、  $P_{i,\tau}^{down}$  分别为常规机组 i 在  $\tau$  时段的上调、下调功率;  $\Delta P_{\tau}^{char}$ 、  $\Delta P_{\tau}^{disch}$  分别为储能系统在  $\tau$  时段的 充电、放电调整量;  $\Delta P_{\tau}^{\text{buy}}$ 、  $\Delta P_{\tau}^{\text{sell}}$  分别为 $\tau$  时段 VPP 向大电网购电、售电功率调整量。

(2) 常规机组功率调整量约束。

 $\left[0 \le P_{i,\tau}^{\rm up} \le S_{i,\tau}^{\rm up} P_{i,\tau}^{\rm up,max}\right]$  $\begin{cases} 0 \le P_{i,\tau}^{\text{down}} \le S_{i,\tau}^{\text{down}} P_{i,\tau}^{\text{down,max}} \end{cases}$ (B2)  $S_{i,\tau}^{\rm up} + S_{i,\tau}^{\rm down} \le 1$ 

其中,  $S_{i,\tau}^{\text{up}}$  ( $S_{i,\tau}^{\text{down}}$ )为 0-1 辅助变量,表示常规机组<sup>*i*</sup> 在  $\tau$  时段的上调(下调)功率状态,取值为1表示上调 (下调)功率,取值为0表示不上调(不下调)功率。

除了对上调、下调功率限制之外,还需要满足原有的机组出力上下限约束及爬坡约束:

$$P_{i,\tau}^{\mathrm{G,min}} \le P_{i,\tau}^{\mathrm{G}} + P_{i,\tau}^{\mathrm{up}} - P_{i,\tau}^{\mathrm{down}} \le P_{i,\tau}^{\mathrm{G,max}}$$
(B3)

$$r_{i}^{d}u_{i,\tau-1} + P_{i,\tau}^{G,\min}(1-u_{i,\tau}) \le P_{i,\tau}^{G} + P_{i,\tau}^{up} - P_{i,\tau}^{down} - (P_{i,\tau-1}^{G} + P_{i,\tau-1}^{up} - P_{i,\tau-1}^{down}) \le r_{i}^{u}u_{i,\tau} + P_{i,\tau}^{G,\min}(1-u_{i,\tau-1})$$
(B4)

 $0 < P^{WS} < P^{W}$ 

(3) 电网调度风功率约束。

(4) 购售电计划调整量约束。

$$0 \le P_{j,\tau}^{\rm WS} \le P_{j,\tau}^{\rm W} \tag{B5}$$

$$\begin{cases} 0 \leq \Delta P_{\tau}^{\text{buy}} \leq S_{\tau}^{\text{buy}} \Delta P_{\tau}^{\text{buy,max}} \\ 0 \leq \Delta P_{\tau}^{\text{sell}} \leq S_{\tau}^{\text{sell}} \Delta P_{\tau}^{\text{sell,max}} \\ S_{\tau}^{\text{buy}} + S_{\tau}^{\text{sell}} \leq 1 \end{cases}$$
(B6)

$$P^{\mathrm{M,min}} \leq P_{\tau}^{\mathrm{M}} + S_{\tau}^{\mathrm{buy}} \Delta P_{\tau}^{\mathrm{buy}} - S_{\tau}^{\mathrm{sell}} \Delta P_{\tau}^{\mathrm{sell}} \leq P^{\mathrm{M,max}}$$
(B7)

其中,  $S_{\tau}^{\text{buy}}$  ( $S_{\tau}^{\text{sell}}$ )为 0-1 辅助变量,表示 VPP 在  $\tau$  时段与大电网的交易状态,取值为 1 表示从大电网购电 (向大电网售电),取值为0表示不从大电网购电(不向大电网售电); $\Delta P_{\tau}^{\text{buy,max}}$ 、 $\Delta P_{\tau}^{\text{sell,max}}$ 分别为 VPP 在  $\tau$ 时段的最大购电、售电调整量。

(5) 储能系统功率调整量约束。

$$\begin{cases} \left| \Delta P_{\tau}^{char} \right| \le \mu_{\tau}^{char} \Delta P_{\tau}^{char,max} \\ \left| \Delta P_{\tau}^{disch} \right| \le \mu_{\tau}^{disch} \Delta P_{\tau}^{disch,max} \end{cases}$$
(B8)

$$\begin{cases} S_{\tau}^{\text{ESS}} = S_{\tau-1}^{\text{ESS}} + \eta_{\text{c}} (P_{\tau}^{\text{char}} + \Delta P_{\tau}^{\text{char}}) - (P_{\tau}^{\text{disch}} + \Delta P_{\tau}^{\text{disch}}) / \eta_{\text{d}} \\ S_{\tau}^{\text{ESS,min}} \leq S_{\tau}^{\text{ESS}} \leq S^{\text{ESS,max}} \\ 0 \leq P_{\tau}^{\text{char}} + \Delta P_{\tau}^{\text{char}} \leq P^{\text{char,max}} \mu_{\tau}^{\text{char}} \\ 0 \leq P_{\tau}^{\text{disch}} + \Delta P_{\tau}^{\text{disch}} \leq P^{\text{disch,max}} \mu_{\tau}^{\text{disch}} \end{cases}$$
(B9)

## 附录 C

K-means 聚类算法的计算步骤如下:

(1) 随机初始化 K个聚类中心(即初始类的质心);

(2) 按照距离最小原则将所有对象分配到距离本身最近的类质心中;

(3) 重新计算每个新类的质心;

(4) 重复步骤(2) 和步骤(3), 使目标函数(如式(C1)所示)达到最小。

$$E(c_1, c_2, \cdots, c_K) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^K \sum_{p \in C_i} \left\| p - c_i \right\|^2$$
(C1)

其中,  $E(c_1, c_2, \dots, c_K)$ 为研究数据集中全部对象的平方误差和; P为数据对象;  $c_i$ 为簇 $C_i$ 的质心。此目标函数的距离度量是欧几里得距离。

## 附录 D

模型的求解步骤如下。

步骤 1:初始化。将风电预测基准场景  $u_0$  设定为最恶劣场景  $u_q$ ,优化目标函数的上、下界分别为  $L^0_{min} = -\infty$ 、  $L^0_{max} = +\infty$ ,将历史数据聚类以获得 K 个风电典型时序离散场景,并得到初始概率分布  $p_k^0$ 。

步骤 2: 将最恶劣场景 *u<sub>q</sub>* 代入预调度模型,即主问题式(D1)中进行求解,获得最优解 *x<sup>q</sup>*,并将主问题 求得的最优解作为新的下界 *L<sup>q</sup><sub>min</sub>*。

步骤 3: 将 x<sup>q</sup> 作为已知参数代入子问题式(D2)中,考虑风电出力的不确定性,并行计算子问题中每个场景下调控成本最低时的风电调度量、机组调控量等。

步骤 4: 在数据驱动的鲁棒不确定集合  $\Omega$ 中寻找使得调控成本最大的风电出力期望及对应的优化决策变 量  $y^q$ ,以子问题优化结果  $\sum_{k=1}^{\kappa} p_k^q [(d^q)^T y^q]$ 与主问题所得  $(c^q)^T x^q$ 之和作为上界,更新最恶劣场景  $u_{q+1}$ 及其概率 分布  $p_k^{q+1}$ 。

步骤 5: 判断是否满足  $L^q_{max} - L^q_{min} \leq \varepsilon$ ,若满足,则得到模型最优解;若不满足,则以风电出力期望作为新的最恶劣风电场景,返回步骤 2,直至收敛。

$$\begin{cases}
\min \mathbf{c}^{\mathsf{T}} \mathbf{x} + \theta \\
\text{s.t.} \quad \theta \geq \sum_{k=1}^{K} p_{k}^{g} \min\{\mathbf{d}^{\mathsf{T}} \mathbf{y}^{g}\} \\
H_{1}(\mathbf{x}) \leq 0 \\
G_{1}(\mathbf{x}) = 0
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
\max \sum_{k=1}^{K} p_{k}(\mathbf{d}^{\mathsf{T}} \mathbf{y}) \\
\text{s.t.} \quad H_{2}(\mathbf{x}^{g}, \mathbf{y}) \leq 0 \\
G_{2}(\mathbf{x}^{g}, \mathbf{y}) = 0 \\
p_{k} \in \Omega
\end{cases}$$
(D1)