第49卷 第20期 2025年10月25日
DOI：10.7500/AEPS20250430005
电力系统自动化
Automation of Electric Power Systems
Vol. 49 No. 20 Oct. 25，2025

现货市场下考虑绿电合约分解的EV型虚拟电厂优化投标模型

葛鑫鑫[1]，路佳鑫[2]，王 飞[2]，张 宁[1]
（1. 清华大学电机工程与应用电子技术系，北京市 100084；2. 华北电力大学电力工程系，河北省保定市 071003）

摘要： 电动汽车（EV）型虚拟电厂可以通过整合大规模EV参与绿电和现货市场交易。绿电合约是绿电中长期市场与现货市场衔接的关键一环，其分解方式将直接影响EV型虚拟电厂在现货市场中的投标策略、市场结算费用和运营利润。为此，考虑绿电合约分解方式、需求响应机制，以及日前电价、实时电价和EV充电负荷等多元不确定性的影响，针对不同EV类型进行调节能力分类建模，并基于两阶段随机优化与条件风险价值理论，建立EV型虚拟电厂日前市场最优投标模型。算例结果表明，所建立的模型可平滑EV负荷，并制定符合EV型虚拟电厂风险偏好的交易策略，降低其交易风险，提升运营利润。

关键词： 虚拟电厂；电动汽车；现货市场；绿电；投标模型

0 引言

交通电气化在减少全社会温室气体排放和助力新型电力系统脱碳方面发挥着关键作用，是推动能源绿色发展的重要举措[1]。大力发展新能源汽车是促进交通电气化的必由之路[2]。截至2024年底，全国新能源汽车保有量达3 140万辆，纯电动汽车（electric vehicle，EV）保有量为2 209万辆，占新能源汽车保有量的70.34%[3]。预计到2030年，中国EV保有量将超过8 000万辆[4]。规模化EV的发展极大增加了EV的用电量和时段性负荷，给新型电力系统带来新的机遇和挑战：一方面，EV大规模发展，可以促进新能源发展和消纳[5-6]；另一方面，EV充电负荷具有不确定性，其规模化发展将使电力系统电力电量平衡面临挑战[7-8]。

虚拟电厂（virtual power plant，VPP）是聚合分布式资源、协同参与电力系统优化和电力市场交易的组织模式。EV型虚拟电厂通过有序聚合EV用户，规范管理其充电行为，并参与绿电市场和现货市场交易，可以同时满足大规模EV用户充绿电和电力系统消纳绿电需求[9-10]。

然而，现有研究仅针对EV型虚拟电厂参与现货市场交易开展了相关研究。文献[10]构建了EV型虚拟电厂在电力市场中竞标的双层非合作博弈模型，得到EV用户、EV型虚拟电厂和配电网运营商的最优策略。文献[11]提出了考虑价格波动的EV型虚拟电厂日前市场投标策略，采用场景生成法解决由于实时市场出清结果的不确定性所导致的电价波动问题。文献[12]通过在随机优化投标模型中加入潜在的现货市场出清场景，最大化EV型虚拟电厂的期望利润。文献[13]基于随机优化方法，构建了考虑电价和EV用户负荷不确定性的EV型虚拟电厂最优投标模型。文献[14]提出EV参与市场的需求响应（demand response，DR）策略，通过建立模糊机会约束规划模型最大化市场利益，并根据价格对意愿的影响，提出通过改进市场中间价定价方法确定市场收益分配的机制。文献[15]采用条件风险价值（conditional value at risk，CVaR）衡量虚拟电厂投标收益与风险的关系，提出基于主从博弈的虚拟电厂日前市场投标模型。

随着绿电交易规模不断扩大，EV型虚拟电厂参与绿电和现货市场交易，对于提升新能源价值和电力消费侧绿色用能水平、推动能源转型具有重要意义。绿电合约作为绿电中长期与现货市场衔接的关键一环，其分解方式与现货和中长期偏差电量结算，以及绿色电力环境价值偏差补偿费用密切相关。为此，考虑绿电中长期合约分解方式对EV型虚拟电厂参与现货市场所获收益的影响，基于两阶段随机规划与CVaR理论，建立了考虑日前电价、实时电价和EV充电负荷等多元不确定性的EV型虚拟电厂参与日前市场的最优投标模型。根据车辆功能属性不同，EV具有多种类型，包括电动私家车、

收稿日期：2025-04-30；修回日期：2025-08-28。
上网日期：2025-09-15。
国家重点研发计划资助项目：“规模化灵活资源虚拟电厂聚合互动调控关键技术”（2021YFB2401200）。

电动公交车和电动重型卡车等。不同类型的EV负荷特性各异，可调控潜力也不同，EV型虚拟电厂可通过聚合多种类型EV增加自身调控灵活性，并提高参与电力市场交易的收益。因此，本文针对多类型EV的调节能力进行分类建模。此外，引入了DR机制，通过合理利用EV用户的DR潜力，减少在实时市场交易过程中由EV实际负荷不确定性造成的EV型虚拟电厂“高买低卖”情况的发生，进一步增加EV型虚拟电厂在现货市场中的运营利润。

本文所提模型可平滑EV负荷，帮助EV型虚拟电厂降低市场交易风险，制定符合其自身风险态度的交易策略，提升EV型虚拟电厂参与现货市场的收益，有助于促进新型市场主体参与绿电和现货市场交易的研究。

1　EV型虚拟电厂参与电力市场的框架

中国电力市场按照时间尺度可以划分为中长期市场和现货市场。中长期市场旨在满足发电企业、电力用户和售电公司等主体对电力长时间尺度的交易需求，降低市场风险；而现货市场旨在保证电力系统的实时平衡。

作为中长期市场交易体系中的独立交易品种，绿电交易能够以市场化手段体现新能源的绿色电力环境价值，并以绿色电力为标的物，将新能源企业和有绿色电力需求的购电主体聚合在一起开展中长期交易，并核发绿色电力证书。

现行的电力现货市场按照交易时间尺度可分为日前市场和实时市场[16]。首先，现货市场以“发电侧报量报价、用户侧报量不报价”的模式组织市场交易，发电侧市场主体上报各时段的量-价曲线，用户侧市场主体申报各时段用电需求曲线。其次，现货市场通过集中优化出清分别得到日前和实时市场的节点边际电价（locational marginal price，LMP）。最后，根据电力现货市场偏差电量结算机制，中长期合约电量按中长期合约价格结算；日前投标电量与中长期合约分解电量的差值采用日前电价结算；实时电量与日前投标电量的差值采用实时电价结算，如图1所示。其中，发、用电双方应通过自主协商或集中交易的方式确定中长期合约曲线或中长期合约分解方式，并约定分时电量、分时价格等关键要素。

与传统中长期结算方式不同的是，在绿电中长期交易中，电能量和绿色电力环境价值分开结算。其中，电能量以电能量价格，按照省间、省内市场交易规则结算；绿色电力环境价值按当月合同电量、发电企业上网电量、电力用户用电量三者取小的原则

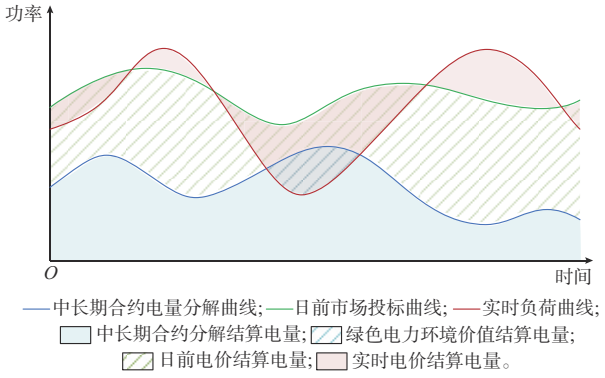


图1　现货市场结算方式
Fig. 1　Settlement mode of spot market

确定结算电量，以绿色电力环境价值结算，偏差电量按照合同明确的绿色电力环境价值偏差补偿条款执行，由违约方向合同对方支付补偿费用。

EV型虚拟电厂作为电力市场和EV用户之间的中间代理机构，其参与电力市场的框架如图2所示。

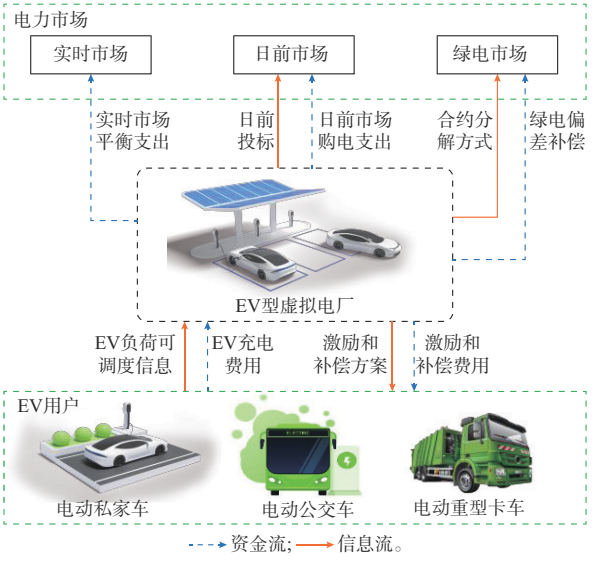


图2　EV型虚拟电厂参与电力市场的框架
Fig. 2　Framework of EV-VPP participating in electricity market

如图2所示，EV型虚拟电厂的主要职责包括：

1）采集电动公交车、电动重型卡车2类EV的出行特征参数、电池参数、运行状态及用户用电期望等信息，结合不同类型EV的可调节特性，确定各类EV负荷的可调度边界；根据现货市场历史电价结合市场变化、需求波动等因素，量化分析日前电价、实时电价以及不可调度EV的不确定性。

2）参与绿电市场交易，与发电商约定符合双方利益需求的合约电量分解曲线和绿色电力环境价值偏差电量补偿价格，使自身收益最大化。

3)参与日前市场投标,在满足EV充电需求的同时实现利润最大化,并综合考虑各种不确定因素,以降低市场潜在风险。

4)EV因其充电的灵活调节特性,已成为一类重要的DR资源。EV型虚拟电厂在实时市场中通过监测市场情况、响应电网DR调控指令,对具有DR意愿的EV进行充电时间、充电电量的调整,实现车网互动。需要说明的是,根据现有技术条件和市场实际情况,本文只考虑EV的单向充电过程。

图3展示了EV型虚拟电厂参与现货市场投标的整体流程。首先,分析了电动私家车、电动公交车、电动重型卡车3类EV的出行特性并分类建模,EV型虚拟电厂需要采集电动公交车、电动重型卡车的运行特征和电池参数等信息,并基于历史数据预测电动私家车的充电负荷,生成相应的随机场景以量化不确定性。其次,EV型虚拟电厂与新能源发电商签订中长期绿电合约,并通过双边协商确定合约电量在各时段的分解方式,同时,生成多个日前电价和实时电价随机场景。基于这些信息,EV型虚拟电厂利用两阶段随机优化模型,在第1阶段确定中长期合约电量的分解方式和日前市场的投标量,制定日前投标策略;在第2阶段,EV型虚拟电厂根据实时电价和市场情况,通过DR机制调整EV的充电行为,优化实时市场的交易决策。最终,EV型虚拟电厂根据市场结算规则对交易结果进行结算,并根据风险评估结果调整后续的投标和调控策略,以实现运营利润的最大化和风险的有效控制。

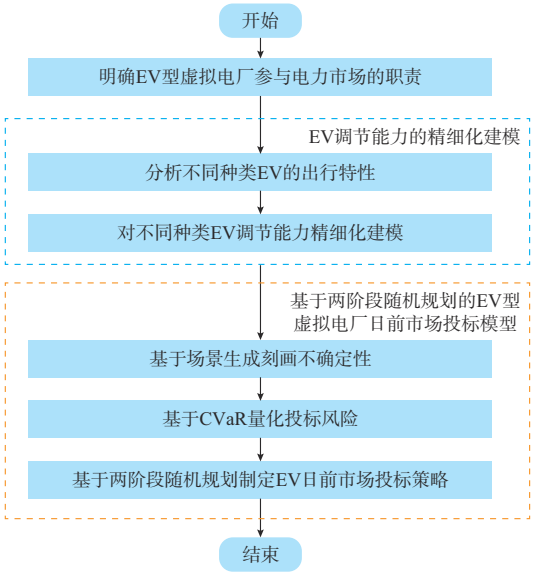


图3　EV型虚拟电厂参与现货市场投标流程

Fig. 3　Flow chart of bidding for EV-VPP participating in spot market

2　EV负荷调节能力的分类建模

EV充电负荷调节能力的分类建模是充分发挥EV充电灵活性并对其进行优化调度的基础,可以提高EV型虚拟电厂在电力市场中的收益。影响EV充电负荷调节能力的因素包括EV电池特性、荷电状态、车主的出行需求和使用习惯等。基于此,本文分析了电动私家车、电动公交车、电动重型卡车3种不同类型的EV负荷特性,并对其调节能力进行分类建模。

2.1　电动私家车

电动私家车的出行行为具有很大的随机性。一般地,电动私家车主要出行目的为通勤与休闲,白天上班以及晚上回家之后,私家车都有可能进行充电,到达充电站的时间具有很大程度的不可控性,且大多要求随到随充。对电动私家车来说,较难控制其充电时间和充电功率,本文将其视为不可调度负荷。因此,需要在日前根据私家车历史充电负荷对次日负荷进行预测,并通过场景生成刻画其不确定性,用于后续投标策略优化。

2.2　电动公交车

电动公交车作为城市中必不可少的交通工具,在固定的交通线路上行驶,且实行排班制。假设每隔相同的时间有一辆电动公交车从线路起点出发,行驶至线路终点并折返,每辆电动公交车按固定线路搭载乘客往返后,都可以有一段时间用来休整。此时,电动公交车可以由EV型虚拟电厂调度进行有序充电。对于每一辆电动公交车来说,其相邻2次经过充电站的间隔时间总是相同的;对于充电站来说,在相同的时间间隔内,也总会有一辆电动公交车到达充电站,供其进行充电调度。

因此,每一辆电动公交车的调节能力可表示为$I^{\mathrm{bus}}=\{C^{\mathrm{ab}},C^{\mathrm{lb}},t^{\mathrm{ab}},t^{\mathrm{lb}},p^{\mathrm{lb}},p^{\mathrm{hb}},B^{\mathrm{b}}\}$。其中,$C^{\mathrm{ab}}$和$C^{\mathrm{lb}}$分别为电动公交车到达和离开充电站时的荷电状态;$t^{\mathrm{ab}}$和$t^{\mathrm{lb}}$分别为电动公交车到达和离开充电站的时间;$p^{\mathrm{lb}}$和$p^{\mathrm{hb}}$分别为电动公交车的最小和最大充电功率;$B^{\mathrm{b}}$为电动公交车的电池容量。在每辆电动公交车停靠在充电站的时间段内,其充电电量和充电功率需要满足以下约束条件:

$$\sum_{t=t^{\mathrm{ab}}}^{t^{\mathrm{lb}}}p_{i,t}^{\mathrm{b}}\Delta t=B_i^{\mathrm{b}}(C_i^{\mathrm{lb}}-C_i^{\mathrm{ab}}) \tag{1}$$

$$p_i^{\mathrm{lb}}\leqslant p_{i,t}^{\mathrm{b}}\leqslant p_i^{\mathrm{hb}}\qquad t\in[t^{\mathrm{ab}},t^{\mathrm{lb}}] \tag{2}$$

式中:$p_{i,t}^{\mathrm{b}}$为第i辆电动公交车在t时刻的充电功率;p_i^{lb}和p_i^{hb}分别为第i辆电动公交车的最小、最大充电功率;C_i^{ab}、C_i^{lb}分别为第i辆电动公交车到达、离开充电站时的荷电状态;B_i^{b}为第i辆电动公交车的电池

容量；Δt为相邻时段的时间间隔。电动公交车停靠在充电站的时间段内，充电站可以根据其充电需求，在满足充电功率约束前提下，自由调整其充电功率和充电时间，只需在电动公交车离开充电站时保证其荷电状态满足要求即可。

2.3　电动重型卡车

电动重型卡车在交通运输行业中扮演着日益重要的角色，包括公路上常见的各种洒水车、消防车、公路清洁车、油罐车、搅拌车等专用车，以及自卸车、货车等，相比于私家车，电动重型卡车具有大装载量、大电池容量和高充电功率的特点。受货物重量、物流特性和行驶路径等多种因素的影响，电动重型卡车的充电负荷呈现出更大的灵活可控性，这也意味着电动重型卡车具备非常可观的功率调节能力。电动重型卡车可以根据实际情况，选择不同的充电时段和充电方式。例如，可以利用夜间电力供应相对充足的特点，在夜间进行大功率快速充电，以保证白天的高强度运营。

因此，每一辆电动重型卡车的调节能力可表示为$I^{\text{truck}}=\{C^{\text{atr}},C^{\max},p^{\text{ltr}},p^{\text{htr}},B^{\text{tr}}\}$。其中，$C^{\text{atr}}$和$C^{\max}$分别为电动重型卡车到达充电站时的荷电状态和最大荷电状态；p^{ltr}和p^{htr}分别为电动重型卡车的最小和最大充电功率；B^{tr}为电动重型卡车的电池容量。在可调度的时间范围内，其充电电量和充电功率需要满足以下约束条件：

$$\sum_{\tau\in T}p_{j,\tau}^{\text{tr}}\Delta t\leqslant B_j^{\text{tr}}(C_j^{\max}-C_j^{\text{atr}}) \tag{3}$$

$$p_j^{\text{ltr}}\leqslant p_{j,\tau}^{\text{tr}}\leqslant p_j^{\text{htr}}\qquad \tau\in T \tag{4}$$

式中：$p_{j,\tau}^{\text{tr}}$为第j辆电动重型卡车在τ时段的充电功率；C_j^{atr}、$C_j^{\max}$分别为第j辆电动重型卡车到达充电站时的荷电状态、最大荷电状态；p_j^{ltr}、p_j^{htr}分别为第j辆电动重型卡车的最小、最大充电功率；B_j^{tr}为第j辆电动重型卡车的电池容量；T为一日内的时段集合。在任意时段，电动重型卡车均可通过充电来完成充电站总负荷的调节，只要EV型虚拟电厂有充电需求，电动重型卡车即可预留时间到达充电站充电；充电站在满足电动重型卡车充电功率约束的前提下，自由调整其充电功率和充电时间，充电电量由EV型虚拟电厂根据电动重型卡车初始电量和EV型虚拟电厂充电需求共同决定。

3　基于两阶段随机规划的EV型虚拟电厂日前市场投标模型

EV型虚拟电厂参与现货市场的不确定性来源主要包括市场侧和用户侧因素，具体表现为日前电价、实时电价和EV型虚拟电厂充电负荷的不确定性。本文采用基于场景的两阶段随机规划来处理这些不确定性，并建立考虑风险态度的EV型虚拟电厂日前市场最优投标模型。

3.1　基于场景生成的不确定性刻画

基于历史数据，使用时间序列预测、人工神经网络等先进预测技术可以实现日前电价、实时电价和EV型虚拟电厂负荷的预测。基于此，本文使用基于预测误差的概率密度函数进行抽样的方法，生成一系列随机场景。在随机规划方法中，蒙特卡洛模拟和拉丁超立方抽样（Latin hypercube sampling，LHS）方法被广泛用于场景生成。LHS采用对随机变量的概率分布函数进行分层的方法，确保抽样的均匀性及对边际概率的覆盖性，且比蒙特卡洛模拟方法获得更小的样本方差。因此，本文使用LHS进行日前电价、实时电价和私家车负荷的场景生成[17]，并使用K-means＋＋方法进行场景削减。

3.2　基于CVaR的投标风险量化

由于日前电价、实时电价和电动私家车充电负荷是不确定的，EV型虚拟电厂的市场收益存在一定风险。如果不考虑风险，只追求在各随机场景下期望利润的最大化，而忽略EV型虚拟电厂风险态度对投标决策的影响，则可能导致EV型虚拟电厂在现货市场中出现“小概率、大亏损”的情况。合适的风险管理方案需要控制结果的波动性，尽量避免不合理投标决策导致的不理想运营利润。因此，EV型虚拟电厂需要量化并管理不确定因素导致的投标风险。

CVaR是在风险价值（value at risk，VaR）基础上提出的风险计量方法，由于CVaR满足一致性、齐次可加性，且更关注尾部损失，被认为是优于标准差的风险计量指标。在给定置信水平α下的CVaR（α-CVaR）可以定义为小于利润分配$1-\alpha$分位数的利润期望值。在基于场景的随机优化方法中，α-CVaR近似定义为$(1-\alpha)\times100\%$最坏场景下的期望利润R_{VaR}，如式（5）所示。

$$R_{\text{VaR}}=\xi+\frac{1}{1-\alpha}\sum_{s=1}^{S}\pi_s\eta_s \tag{5}$$

式中：ξ为在置信水平α下的VaR，是保证获得低于该利润的概率小于$(1-\alpha)\in[0,1)$的最大值；S为典型场景的数量；π_s为场景s发生的概率；$\eta_s=\min\{F_s^{\text{DA}}-\xi,0\}$，为场景$s$下低于VaR的利润，其中，$F_s^{\text{DA}}$为场景$s$下EV型虚拟电厂在现货市场的总利润。

3.3　EV型虚拟电厂日前投标模型构建

本文建立了基于两阶段随机优化的EV型虚拟

电厂日前投标模型，在第1阶段考虑中长期和现货市场的衔接，确定中长期绿电合约分解方式和日前各时段投标量；在第2阶段考虑EV负荷的DR调控潜力，确定各场景下EV的DR调控量。

3.3.1　目标函数

模型的优化目标是各场景下EV型虚拟电厂在考虑风险后的总利润最大。其中，EV型虚拟电厂的收益包括EV用户充电费用；支出包括中长期绿电合同购电费用、日前和实时的差价合约费用，以及EV用户参与DR的补偿费用。采用上述CVaR量化风险，并将其与利润函数进行线性整合，构建计及风险态度的目标函数，如式(6)所示。

$$\max\left\{(1-\beta)\sum_{s=1}^{S}\pi_s F_s^{\mathrm{DA}}+\beta R_{\mathrm{VaR}}\right\} \tag{6}$$

式中：β为风险厌恶系数，表示EV型虚拟电厂对风险的厌恶程度，反映EV型虚拟电厂的风险态度，$\beta\in[0,1]$，β值越大，表示EV型虚拟电厂对待风险的态度越保守，风险厌恶程度越高，β为0则表示不考虑风险，即风险中性。

EV型虚拟电厂在现货市场的投标过程包含了第1阶段和第2阶段，在现货市场的总利润如式(7)所示。

$$\begin{aligned}F_s^{\mathrm{DA}}=\sum_{\tau=1}^{T}[&\lambda_\tau^{\mathrm{EV}}P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}-(\lambda_\tau^{\mathrm{ML}}+\lambda_\tau^{\mathrm{DR}})P_\tau^{\mathrm{ML}}-\lambda_{s,\tau}^{\mathrm{DA}}(P_\tau^{\mathrm{DA}}-\\&P_\tau^{\mathrm{ML}})-\lambda_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}(P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}-P_\tau^{\mathrm{DA}}-P_{s,\tau}^{\mathrm{DR}})-\lambda_\tau^{\mathrm{DR}}P_{s,\tau}^{\mathrm{DR}}-\\&\lambda_\tau^{\mathrm{pun}}\max\{P_\tau^{\mathrm{ML}}-P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}},0\}]\Delta t\end{aligned} \tag{7}$$

式中：$P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}=P_{s,\tau}^{\mathrm{private}}+P_\tau^{\mathrm{bus}}+P_\tau^{\mathrm{truck}}$，为场景$s$下$\tau$时段的总充电负荷，其中，$P_{s,\tau}^{\mathrm{private}}$为场景$s$下$\tau$时段电动私家车总充电负荷，$P_\tau^{\mathrm{bus}}$为$\tau$时段电动公交车总充电负荷，$P_\tau^{\mathrm{truck}}$为$\tau$时段电动重型卡车总充电负荷；$\lambda_\tau^{\mathrm{EV}}$、$\lambda_\tau^{\mathrm{ML}}$、$\lambda_\tau^{\mathrm{DR}}$分别为$\tau$时段EV充电电价、中长期合约价格、DR电价；$\lambda_{s,\tau}^{\mathrm{DA}}$、$\lambda_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}$分别为场景$s$下$\tau$时段的电动私家车负荷在日前市场、实时市场的电价；$\lambda_\tau^{\mathrm{pun}}$为$\tau$时段由于实时电量大于中长期合约分解电量所需要支付的惩罚电价；P_τ^{ML}为中长期合约电量在τ时段的分解量；P_τ^{DA}为EV型虚拟电厂在τ时段的日前市场投标量；$P_{s,\tau}^{\mathrm{DR}}$场景s下EV在τ时段的DR调控量。P_τ^{ML}、P_τ^{DA}、P_τ^{bus}、P_τ^{truck}是第1阶段决策变量，$P_{s,\tau}^{\mathrm{DR}}$是第2阶段随机变量。

3.3.2　约束条件

1)绿电中长期合约电量分解约束

EV型虚拟电厂和风电、光伏等新能源发电商可通过双边协商对绿电中长期合约电量进行分解，但需要满足一定的约束，如式(8)所示。

$$0\leqslant P_\tau^{\mathrm{ML}}\leqslant\eta_V\overline{Q}_V^{\mathrm{ML}}\qquad\tau\in T \tag{8}$$

式中：$\overline{Q}_V^{\mathrm{ML}}$为中长期总的合约电量分解到时段类型$V$的时段集合后所得到平均值；$\eta_V$为时段类型$V$的分时段系数。

在不同类型的时段，市场对中长期合约分解方式的约束不同，下标V代表时段类型，在一种可能的分时段方式中，$V\in\{V_{\mathrm{peak}},V_{\mathrm{plain}},V_{\mathrm{valley}}\}$，即峰、平、谷的时段划分方式。在不同的市场要求和协商方案下，时段划分方式可能不同。此外，中长期合约电量的分解还需满足分时段要求，如式(9)所示。

$$\sum_{\tau}P_\tau^{\mathrm{ML}}=Q_V^{\mathrm{ML}}\qquad\tau\in T_V \tag{9}$$

式中：Q_V^{ML}为时段类型V的总合约电量，在峰、平、谷的时段划分方式中，以上约束的含义为EV型虚拟电厂在峰、平、谷各时段内的中长期电量分解之和需等于合约签订时各时段的总电量；T_V为时段类型V的时段集合。除峰、平、谷的时段划分方式外，发、用电双方也可自行协商形成带曲线的分解方式。

2)日前市场投标约束

EV型虚拟电厂参与日前市场投标时，为了防止套利，对各时段投标电量有一定限制，如式(10)所示。

$$(1-\gamma)P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}}\leqslant P_\tau^{\mathrm{DA}}\leqslant(1+\gamma)P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}} \tag{10}$$

式中：γ为日前市场投标的波动系数。

3)DR调控量约束

EV用户的调控量需满足如式(11)所示的约束。

$$0\leqslant P_{s,\tau}^{\mathrm{DR}}\leqslant\omega P_{s,\tau}^{\mathrm{RT}} \tag{11}$$

式中：ω为DR的波动系数。

4)CVaR约束

在CVaR计算中，存在对VaR和辅助变量ξ的约束，如式(12)、式(13)所示。

$$\eta_s\geqslant\xi-F_s^{\mathrm{DA}} \tag{12}$$

$$\eta_s\geqslant0 \tag{13}$$

5)EV调节能力约束

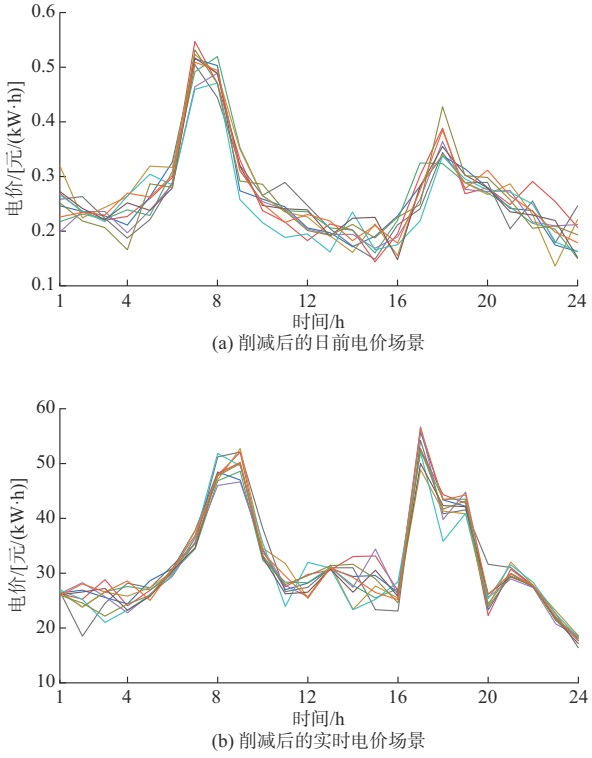
EV调节能力约束如式(1)—式(4)所示。

4　算例分析

4.1　数据来源和参数设置

本文算例模拟了EV型虚拟电厂参与绿电和现货市场交易的全过程。日前电价和实时电价采用PJM(Pennsylvania-New Jersey-Maryland)电力市场电价的真实数据，电动私家车负荷通过蒙特卡洛模拟得到。在此基础上，采用LHS进行场景生成[17]，并使用K-means++方法进行场景削减。其中，削减后的日前电价场景如图4所示。图中：不同颜色

的曲线代表不同的日前电价场景。中长期合约电量按照总电量的80%确定，并按照峰、平、谷时段进行分解，EV型虚拟电厂采用的DR电价为各时段EV充电电价的均值。分时段系数$\eta_V=\{0.65,0.30,0.05\}$，日前投标的波动系数$\gamma=0.1$，DR的波动系数$\omega=0.1$。在一台配备2.9 GHz Intel Core i5处理器和8 GB内存的台式计算机上，使用Gurobi 9.1.2求解所建模型。



(a) 削减后的日前电价场景

(b) 削减后的实时电价场景

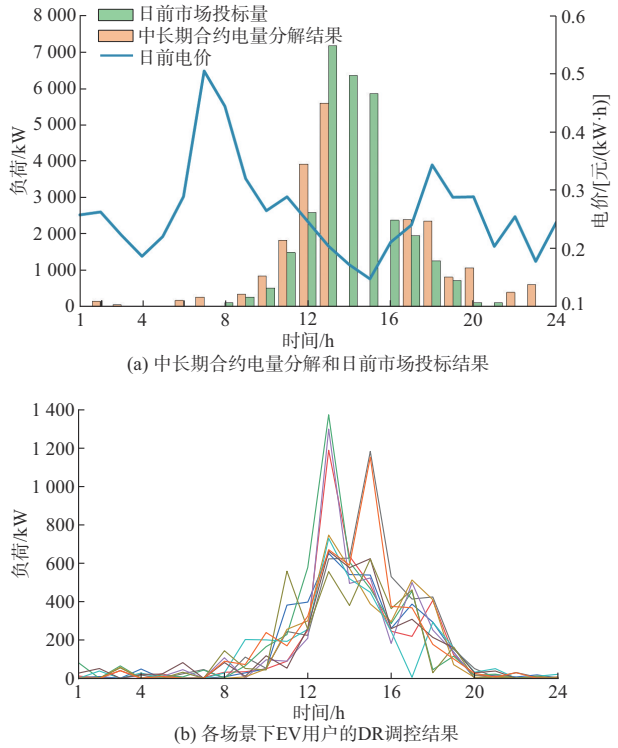
图4　削减后的日前电价和实时电价场景

Fig. 4　Reduced scenarios of day-ahead and real-time electicity prices

4.2　投标策略分析

在4.1节所述参数和场景下，中长期合约电量分解、日前市场投标和各场景下的DR调控结果如图5所示。图5(b)中不同颜色的曲线表示不同场景下的DR调控结果。中长期合约电量分解结果的趋势和日前电价场景较为相似，均具有“双峰”特性，但两者的峰值时段存在差异。在13～15 h期间，由于日前电价较低，日前投标量在此期间较高，且均大于中长期合约电量分解结果。在8、13～16、21 h之外的时段内，中长期合约电量分解结果均不小于日前投标量。

完全信息期望值(expected value of perfect information，EVPI)是指在已知未来场景的理想状态下的期望收益与在没有完全信息时的期望收益之差，其数值越小，代表不确定性带来的利润损失越



(a) 中长期合约电量分解和日前市场投标结果

(b) 各场景下EV用户的DR调控结果

图5　优化投标和DR调控结果

Fig. 5　Results of optimal bidding and DR regulation

小，随机规划结果越优；随机规划解的价值(value of stochastic solution，VSS)表示随机规划得到的目标函数值，相比仅利用不确定变量平均值(期望)做决策增加的值[18]，其数值越大，代表随机规划带来的收益越大，随机规划结果越优。EVPI和VSS是用来衡量随机规划模型的2个关键性指标，本文计算得到的这2个指标分别为1 510.1、1 857.4元。其中，考虑多种场景下的两阶段随机规划获得的利润比使用完全信息的期望收益低1 510.1元，比使用平均信息的收益高1 857.4元。

4.3　不同类型EV对负荷曲线的影响

若不考虑电动公交车、电动重型卡车2类EV的负荷调节能力，二者均会在到达充电站后开始充电，直至达到最大荷电状态。在考虑EV调节能力的前提下，电动公交车只需要在规定的停靠时间内达到充电要求即可，电动重型卡车则可以在EV型虚拟电厂规定的任意充电时刻进行充电，并且对充电结束后最终的荷电状态无要求。图6为电动公交车、电动重型卡车2类EV充电负荷对比图。

为了减少不可调度EV(电动私家车)充电负荷的波动性对EV型虚拟电厂在现货市场投标收益的影响，需要调度电动公交车和电动重型卡车2类灵活EV。然而，由于电动公交车对充电结束时刻及最终荷电状态有要求，电动公交车在经过调度后，其

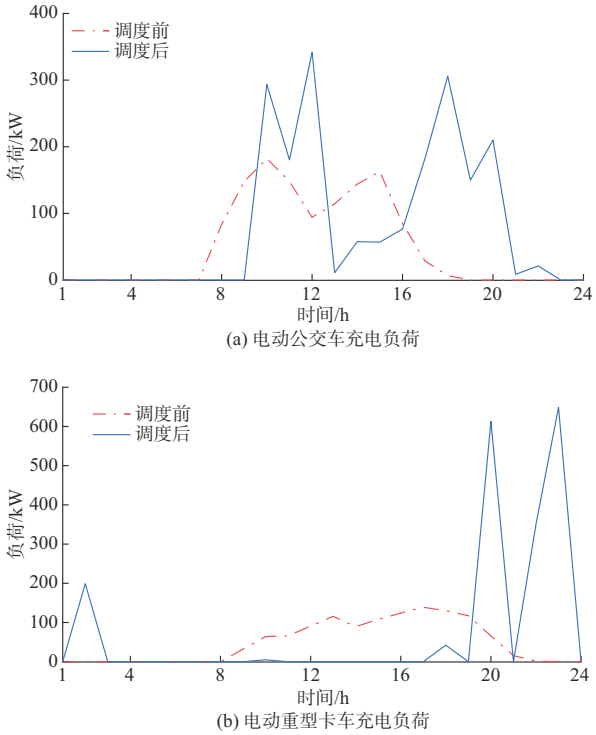


图6　电动公交车和电动重型卡车的充电负荷对比
Fig. 6　Comparison of charging loads between electric buses and electric trucks

充电负荷出现了时延，且充电负荷峰谷差更加明显，波动性更强。电动公交车负荷在调度前后的整体趋势并未出现太大变化，均出现了2个尖峰；电动重型卡车在经过调度后，其充电时段由较为分散的白天转换为较为集中的夜间，且充电负荷波动较大。可以看到，虽然同为夜间，但电动重型卡车在20、23 h的充电负荷超过600 kW，而在21 h时的充电负荷为0 kW，此时的实时电价与EV充电电价的负荷有关。EV型虚拟电厂更希望EV充电行为发生在实时电价低于EV充电电价的时段，以获取更高的利润。

4.4　绿电中长期合约分解方式的影响

EV型虚拟电厂中长期合约电量的日分解电量与分解方式直接相关，如图7所示。本文考虑5种分解方式：

方式1：绿电中长期合约电量在各时段均分；

方式2：按照峰、平、谷的时段划分方式，峰、平、谷时段的总电量满足0.65∶0.30∶0.05的比例，各时段内的合约电量均分至各时段；

方式3：按照峰、平、谷的时段划分方式，峰、平、谷时段的总电量满足0.65∶0.30∶0.05的比例，各时段内的合约电量满足上下限约束；

方式4：按新能源典型出力曲线分解；

方式5：按EV型虚拟电厂典型负荷曲线分解。

由图7可知，当绿电中长期总合约电量一定而月度分解方式变化时，不同时间的中长期合约分解电量存在较大差异。在方式1下，各时间的中长期合约分解电量均相同，呈现为一条与时间轴平行的直线。方式2、方式3按照相同的峰、平、谷时段划分方式，但方式2将各时段内电量均分，曲线呈阶梯状，方式3在满足一定的上下限约束前提下将各时段电量随意分配，曲线波动较大。方式4、方式5分别按照发、用电侧典型曲线分解，呈现出发、用电双方的负荷特性。

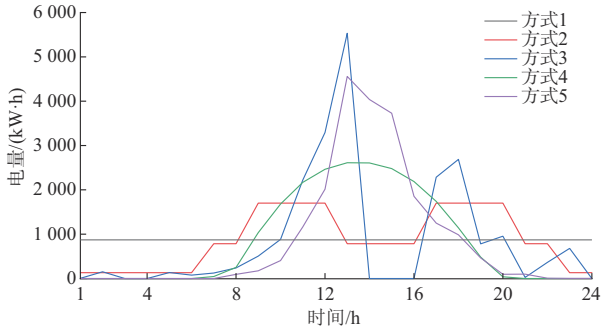


图7　不同绿电合约分解方式的分解结果
Fig. 7　Decomposition results of various decomposition modes of green electricity contract

在分解方式1至5下，EV型虚拟电厂在现货市场中的收益分别为15 961.5、16 924.2、18 097.7、17 887.2、18 554.1元。从该结果可以看出，分解方式在一定程度上会影响EV型虚拟电厂在现货市场中的收益，且在文中所设定的特定场景下，分解方式5的现货市场收益最高。因此，对于EV型虚拟电厂，在签订绿电中长期合约时约定合适的合约分解方式，有助于提高EV型虚拟电厂在现货市场中的收益。

另外，绿电中长期合约分解方式对收益的影响程度取决于市场环境。在本文算例中，方式5的收益最高，其原因是用电侧曲线与电价波动的匹配程度高。EV型虚拟电厂可通过本文模型求解不同分解方式下历史场景的收益，并选择最优策略。需要说明的是，实际情况下无须局限于预设的5种方式。本文模型也可适用于在任意给定的若干种分解原则和方式下对分解方式的优化决策。

4.5　绿电中长期交易的补偿费用分析

在绿电中长期交易结算过程中，如果绿电合约分解电量大于EV型虚拟电厂在现货市场的投标量，则导致风、光等绿色能源并未被完全消纳。因此，EV型虚拟电厂需要支付绿色电力环境价值偏差补偿费用，偏差电量与补偿电价的乘积作为EV型虚拟电厂需要支付的总补偿费用。当偏差电量为正时，EV型虚拟电厂需要支付绿色电力环境价值

偏差补偿费用，当差值为负时，则不需要支付。因此，在不同的电价、负荷场景下，即使是相同的合约分解方式，EV型虚拟电厂支付的补偿费用也不同，从而影响EV型虚拟电厂在日前市场的投标策略。图8为不同场景下绿电中长期合约分解电量与EV型虚拟电厂日前市场投标量的差值，该差值用P_{diff}表示。其中，场景1、2、3为对采用LHS生成的不确定变量场景集进行削减后形成的3个典型场景。

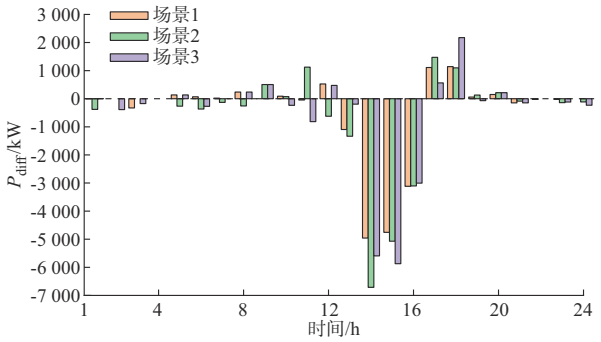


图8　EV型虚拟电厂参与绿电中长期交易的补偿电量
Fig. 8　Compensatory electricity quantities of EV-VPP participating in medium- and long-term green electricity trading

通过模拟不同场景下的日前投标量可以发现，当补偿费用较高时，EV型虚拟电厂会显著降低在高电价时段的投标量。如图8所示，当偏差电量为正时，EV型虚拟电厂在17～22 h时段的投标量明显低于其他时段。这表明EV型虚拟电厂在制定投标策略时，充分考虑了补偿费用的影响，可避免因偏差电量过高而导致的高额补偿费用。

4.6　DR对EV型虚拟电厂充电负荷的影响

通过合理利用EV用户的DR调控潜力，可以减少市场交易过程中由EV负荷不确定性造成的交易风险，增加EV型虚拟电厂在现货市场中的运营利润。图9为引入DR机制后，一日内的中长期合约分解电量、日前市场投标量、实时市场投标量、DR调控量对比图。其中，实时市场投标量为负的部分代表EV型虚拟电厂在日前市场中购电、在实时市场中售电，从而提高利润。由图9可以看到，在午间负荷较高时，DR调控量相对较多，而在夜间负荷较低时，DR调控量较低。因此，DR机制可以帮助EV型虚拟电厂调整其在现货市场的投标量，减少由于EV负荷波动带来的EV型虚拟电厂在现货市场的交易风险，同时，起到平滑EV充电负荷的作用。

4.7　风险厌恶系数对EV型虚拟电厂投标收益的影响

在不同的风险厌恶系数下，EV型虚拟电厂日前市场投标的期望收益如图10所示。图中：0.144%、0.217%、0.319%、0.849%、1.255%为随着风险厌恶系数增加后投标期望收益的下降率。当风险厌恶系数β为0时，EV型虚拟电厂为风险中性态度，随着风险厌恶系数逐渐增大，EV型虚拟电厂的风险态度越来越保守，日前市场投标的期望收益逐渐减低，因风险造成的损失也逐渐减少。当β为1时，EV型虚拟电厂为完全风险规避的态度。

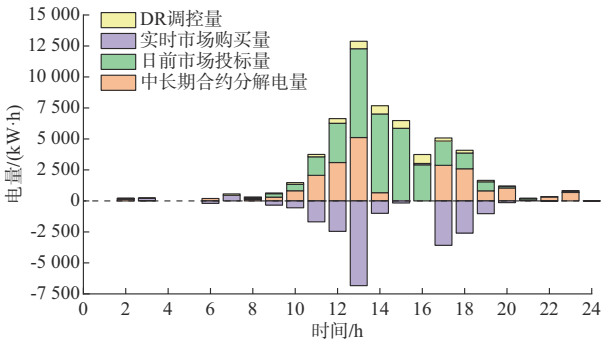


图9　DR对EV型虚拟电厂充电负荷的影响
Fig. 9　Influence of DR on charging load of EV-VPP

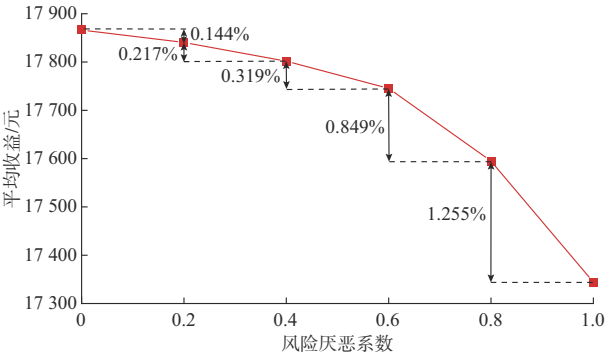


图10　风险厌恶系数对EV型虚拟电厂日前市场投标期望收益的影响
Fig. 10　Influence of risk-aversion coefficient on expected bidding profits of EV-VPP in day-ahead market

由图10可以发现，曲线呈现“加速下降”趋势，即风险厌恶系数下降相同的数值，平均收益的下降幅度越来越大，这主要是因为CVaR的尾部风险放大效应：当风险厌恶系数β增大时，目标函数式(6)中CVaR项的权重增加。CVaR计算的是最坏场景下的期望损失，这些尾部场景通常对应极端电价波动或负荷偏差。随着β的增加，EV型虚拟电厂会采取更严格的措施来控制尾部损失，模型需牺牲更多潜在收益，以规避少量极端高价场景，并大幅削减高风险高收益策略，导致收益骤降。因此，随着β的增加，风险控制的边际成本递增，导致期望收益的下降速度逐渐加快。

5　结语

为优化EV型虚拟电厂参与电力市场的收益，激活多元新型市场主体参与电力市场交易，本文考虑绿电中长期合约分解方式与多类型EV聚合影响，构建了基于两阶段随机规划的EV型虚拟电厂日前市场最优投标模型。通过算例仿真，得出以下结论：

1)考虑中长期合约分解的现货市场最优投标策略，使得中长期合约电量分解结果和日前电价场景有相似趋势。

2)本文所提考虑不确定性的两阶段随机规划模型与仅用信息参数平均值做出的决策相比，能获得更高的市场收益。

3)绿电中长期合约分解方式显著影响EV型虚拟电厂绿色电力环境价值偏差补偿费用和现货市场决策。因此，在签订绿电中长期合约时，约定合适的分解方式对EV型虚拟电厂至关重要。

做好现货市场与备用辅助服务市场的衔接是现货市场建设路径中的重要一环，EV负荷具有良好的时空转移特性，可通过参与市场交易实现备用资源在区域范围内的经济共享。如何在精细化EV建模的基础上，考虑EV型虚拟电厂参与现货市场与辅助服务市场联合投标将是下一步的研究工作。

参 考 文 献

[1] 国家发展改革委 国家能源局关于印发《“十四五”现代能源体系规划》的通知[EB/OL].[2025-01-29].https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/23/content_5680759.htm.
Notice of National Development and Reform Commission and National Energy Administration on issuing the “‘14th Five-Year Plan’ for a Modern Energy System”[EB/OL].[2025-01-29]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/23/content_5680759.htm.

[2] 徐潇源，李佳琪，王晗，等.城市电力-交通系统韧性研究综述及展望[J].电力系统自动化，2024，48(23)：1-15.
XU Xiaoyuan, LI Jiaqi, WANG Han, et al. Review and prospect of research on urban power-transportation system resilience[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(23): 1-15.

[3] 中华人民共和国公安部.全国机动车保有量达4.53亿辆 驾驶人达5.42亿人[EB/OL].[2025-02-18].https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c9939035/content.html.
The Ministry of Public Security of the People’s Republic of China. The number of motor vehicles in China reaches 453 million, and the number of drivers reaches 542 million[EB/OL].[2025-02-18]. https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c9939035/content.html.

[4] 中国新能源汽车产业发展的重大意义与未来愿景[EB/OL].[2024-12-16].http://finance.people.com.cn/n1/2021/1216/c1004-32309935.html.
The great significance and future vision of the development of renewable energy vehicle industry in China[EB/OL].[2024-12-16]. http://finance.people.com.cn/n1/2021/1216/c1004-32309935.html.

[5] 谢敏，黄莹，卢燕旋，等.基于绿电减排量互认的建筑虚拟电厂电-碳双层协同决策机制[J].电力系统自动化，2024，48(18)：25-37.
XIE Min, HUANG Ying, LU Yanxuan, et al. Electricity-carbon double-layer collaborative decision-making mechanism for building virtual power plant based on mutual recognition of green electricity emission reduction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 25-37.

[6] 谢开，刘敦楠，李竹，等.适应新型电力系统的多维协同电力市场体系[J].电力系统自动化，2024，48(4)：2-12.
XIE Kai, LIU Dunnan, LI Zhu, et al. Multi-dimensional collaborative electricity market system for new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 2-12.

[7] NAJAFI A, POURAKBARI-KASMAEI M, JASINSKI M, et al. A hybrid decentralized stochastic-robust model for optimal coordination of electric vehicle aggregator and energy hub entities[J]. Applied Energy, 2021, 304: 117708.

[8] PAN Z N, YU T, LI J, et al. Stochastic transactive control for electric vehicle aggregators coordination: a decentralized approximate dynamic programming approach [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4261-4277.

[9] 文艺林，胡泽春，宁剑，等.基于分布鲁棒机会约束的充电运营商参与调峰市场投标策略[J].电力系统自动化，2022，46(7)：23-32.
WEN Yilin, HU Zechun, NING Jian, et al. Bidding strategy of charging operator participating in peak regulation market based on distributionally robust chance constraint [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 23-32.

[10] 蔡国伟，姜雨晴，黄南天，等.电力需求响应机制下基于多主体双层博弈的规模化电动汽车充放电优化调度[J].中国电机工程学报，2023，43(1)：85-99.
CAI Guowei, JIANG Yuqing, HUANG Nantian, et al. Large-scale electric vehicles charging and discharging optimization scheduling based on multi-agent two-level game under electricity demand response mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 85-99.

[11] ZHENG Y C, WANG Y B, YANG Q. Bidding strategy design for electric vehicle aggregators in the day-ahead electricity market considering price volatility: a risk-averse approach[J]. Energy, 2023, 283: 129138.

[12] ZHENG Y C, WANG Y B, YANG Q. Two-phase operation for coordinated charging of electric vehicles in a market environment: from electric vehicle aggregators’ perspective[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 171: 113006.

[13] DE LA TORRE S, AGUADO J A, SAUMA E. Optimal scheduling of ancillary services provided by an electric vehicle aggregator[J]. Energy, 2023, 265: 126147.

[14] 周玮，徐从明，杨丹霞，等.P2P能源共享下考虑意愿动态调整的电动汽车群需求响应策略研究[J].中国电机工程学报，

2023，43(21)：8217-8230.
ZHOU Wei, XU Congming, YANG Danxia, et al. Research on demand response strategy of electric vehicles considering dynamic adjustment of willingness under P2P energy sharing [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(21): 8217-8230.
[15] 杨波，汤文成，吴福保，等．考虑CVaR的“新能源＋储能”电厂日前市场投标策略[J]．电力系统保护与控制，2022，50(9)：93-100.
YANG Bo, TANG Wencheng, WU Fubao, et al. Day-ahead market bidding strategy for “renewable energy＋energy storage” power plants considering conditional value-at-risk [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 93-100.
[16] 国家发展改革委，国家能源局．关于印发《电力现货市场基本规则（试行）》的通知[EB/OL]．[2024-09-07]．https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202309/content_6904881.htm.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Notice on the issuance of the “Basic Rules for the Electricity Spot Market ”[EB/OL]. [2024-09-07]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202309/content_6904881.htm
[17] 付文杰，王喻玺，申洪涛，等．基于拉丁超立方抽样和场景消减的居民用户基线负荷估计方法[J]．电网技术，2022，46(6)：2298-2307.
FU Wenjie, WANG Yuxi, SHEN Hongtao, et al. Residential customer baseline load estimation based on Latin hypercube sampling and scenario subtraction [J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2298-2307.
[18] GHORASHI KHALILABADI S M, ZEGORDI S H, NIKBAKHSH E. A multi-stage stochastic programming approach for supply chain risk mitigation via product substitution [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 149: 106786.

葛鑫鑫(1995—)，男，通信作者，博士，助理研究员，主要研究方向：虚拟电厂与电力市场。E-mail：xinxinge@mail.tsinghua.edu.cn

路佳鑫(2001—)，女，硕士研究生，主要研究方向：需求响应与电动汽车。E-mail：jiaxinlu@ncepu.edu.cn

王　飞(1973—)，男，教授，博士生导师，主要研究方向：需求响应与虚拟电厂、新能源预测、电力市场与综合能源。E-mail：feiwang@ncepu.edu.cn

（编辑　顾晓荣）

Optimal Bidding Model for Electric Vehicle Virtual Power Plant Considering Green Electricity Contract Decomposition in Spot Market

GE Xinxin[1], *LU Jiaxin*[2], *WANG Fei*[2], *ZHANG Ning*[1]

(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. Department of Electrical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Electric vehicle virtual power plants (EV-VPPs) can aggregate large-scale electric vehicles (EVs) to participate in green electricity and spot market trading. Green electricity contract is a key link between the green electricity medium- and long-term market and the spot market. Its decomposition modes may directly influence the bidding strategies, market settlement costs, and operation profits of EV-VPPs. To this end, considering the influences of decomposition modes of green electricity contracts, demand response mechanisms, and multiple uncertainties such as day-ahead electricity prices, real-time electricity prices, and charging loads of EVs, the classification modeling of regulation capabilities for various EV types is conducted. Based on the two-stage stochastic optimization and conditional value at risk theory, the optimal day-ahead market bidding model for EV-VPPs is established. The case study results show that the proposed model can smooth EV loads, allow the bidding strategies of EV-VPPs to be developed in line with their risk preference, reduce the trading risks of EV-VPPs, and improve operating profits.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2021YFB2401200).

Key words: virtual power plant (VPP); electric vehicle (EV); spot market; green electricity; bidding model