

基于充电行为预测的电动汽车参与系统调频备用： 容量挖掘与风险评估

吴洲洋,艾欣,胡俊杰,吴界辰

(华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室,北京 102206)

摘要:以电动汽车(EV)聚合商在调频辅助服务市场提供备用容量为研究对象,考虑EV用户充电行为的不确定性和用能需求,建立了EV聚合商充电功率及备用上报的优化决策模型。首先,对EV充电记录及调频信号的历史数据进行分析,提出了充电EV数量的预测方法以及调频信号的时间序列特征分析方法;然后,考虑EV聚合商响应调频信号的准确度降低或EV用户的充电需求无法得到满足的风险,提出了基于条件风险价值的风险成本评估方法,用于权衡EV聚合商提供备用的收益及风险,并建立了以收益最大化为目标的优化模型;最后,基于仿真算例对比分析了不同应用场景下EV聚合商提供辅助服务备用的特性及优势,验证了所提模型的有效性。

关键词:电动汽车;灵活性资源;辅助服务;概率预测;风险评估;调频备用;条件风险价值

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202112009

0 引言

日益复杂化的电力系统在维持频率稳定方面同时面临着挑战和机遇:一方面,可再生能源的接入规模不断增大,在电源侧给电力系统的频率稳定性带来了更多的不确定性^[1];另一方面,随着需求响应技术的不断进步,由柔性负荷提供调频备用容量来平抑短时频率波动的思路,越来越受到重视^[2]。电动汽车EV(Electric Vehicle)的电池作为接入电网的储能部件,具备响应速度快、社会效益好等优点^[3],被认为是可以协助电力系统平衡有功功率的重要需求侧资源^[4],目前已被提倡应用到辅助服务中^[5]。但EV集群主动参与调节时会受充电规模和电池电量的限制,而在辅助服务市场中通常需要以提前上报备用容量再在上报的备用容量范围内响应调频信号的方式参与电网的频率调节^[6]。因此,为了提高调频服务质量,实现优化调度,EV集群参与调频的备用容量优化、建模与求解方法等内容都已成为研究热点^[7]。

当EV提供调频备用时,不确定性同时存在于需求侧和系统侧2个方面。在需求侧,EV聚合商不能控制EV用户的充电行为,从而无法完全掌握可用EV的数量。考虑到在辅助服务市场中^[8-9],系统在市场关闸时间后将停止接受参与方的备用容量上

报,因此参与方在关闸前需要预测备用时段内可用EV的数量,可从分析充电EV历史数据的概率分布^[10]或基于EV出行轨迹^[11-12]等方面进行考虑,已有研究均已证明了充电EV数量在时间序列上的可预测性,从而为EV集群参与调频响应提供了可行性。而在系统侧,调度机构将考虑系统供需两侧的有功功率不平衡量,并计算发送给调频资源的功率调整信号,该信号涉及整个电网在供需平衡上的不确定性,因此难以精确预测^[13]。在已有研究中,通常将该信号看作服从高斯随机分布^[7],或由Markov模型^[14]或模糊模型^[15]建立得到。

因此,在需求侧参与辅助服务市场时,处理需求侧和系统侧的不确定性是一个重要的课题^[16]。但是,以往的研究关于不确定性的分析大多仅在各独立时间点上进行考量,考虑到在一个备用时段内,若系统的调频信号迫使EV聚合商连续向上调整功率使得电池过充,或连续向下调整功率导致电池电量不足,最终将无法调整功率需求或EV用户的充电需求。因此,也需要对调频信号在连续时间断面(即一整个时间序列的特征)上的不确定性进行研究,并结合EV聚合商的电量储备,分析EV聚合商的调频响应能力。文献[17]对几种典型的调频信号场景进行了评估,以提升EV提供二次调频的鲁棒性,并通过考虑EV视角下调频信号的最差情况,建立了鲁棒优化框架下的优化模型;文献[18]基于数据分析理论分析了调频信号在连续时间断面上对可调整总电量的需求。但上述文献均未定量地给出调频信号不确定性的概率分析,并将其纳入EV聚合商整体经济性的考量中。

为了进一步量化EV集群提供调频功率时出

收稿日期:2021-04-26;修回日期:2021-10-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51877078);北京市自然科学基金资助项目(3182037);北京市科技新星计划项目(Z201100006820106)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51877078),Beijing Municipal Natural Science Foundation(3182037) and Beijing Nova Program(Z201100006820106)

现误差的风险,本文引入条件风险价值 CVaR (Conditional Value at Risk) 理论作为风险指标,该指标已被广泛运用于电力市场的相关研究中,通过量化风险成本并将其作为惩罚项引入优化目标中,从而建立风险厌恶决策模型。CVaR 既可用于量化分析风电提供备用时的经济风险^[19-20],也可用于挖掘不确定性下需求响应资源的备用容量^[21]。文献[22]将椭圆不确定集应用于随机优化问题中,采用 CVaR 排除极端场景,将基于数据分析理论得到的概率分布应用于优化。

基于上述研究,本文提出了一种 EV 聚合商同时参与能量市场与调频备用市场的风险厌恶模型,主要有两方面的贡献点:①基于相关性分析和时间序列分析等数据分析理论,对 EV 用户充电行为和调频需求的不确定性进行概率分析,在容量上报阶段对实时运行中的可能风险进行核算;②提出了一种改进 CVaR 模型,将基于不确定性场景分析的运行风险(充电电量不足以及备用电量不足)核算为 CVaR,用于备用容量上报及充电计划的制定。

1 充电行为及调频信号的历史数据处理及预测方法

建立 EV 聚合商同时参与能量市场与调频备用市场的风险厌恶决策模型需要对以下 2 个重要的不确定性进行描述:①市场关闸前 EV 聚合商充电 EV 数量的概率分布预测;②电量约束下不能满足连续时间断面上调整功率需求的可能性及风险考量。本文中连续时间断面上的调整功率需求是指:如果调频信号在一段时间内连续迫使 EV 聚合商上调充电功率,则电池可能充满电而无法继续响应上调信号;若调频信号在一段时间内连续迫使 EV 聚合商下调充电功率,则电池电量可能不足,在离网时无法满足 EV 用户的出行需求。这部分风险需要对调频信号在连续时间断面上的特征进行分析评估。

本节通过历史数据分析方法得到 2 组数据集用于风险厌恶决策。采用多维核密度估计 KDE (Kernel Density Estimation) 方法对市场关闸前备用时段内充电 EV 数量进行概率预测,提出一种新指标对调频信号在连续时间断面上的电量需求进行分析,并给出该指标的概率分布预测。

1.1 充电 EV 数量的概率预测

1.1.1 数据预处理

本文采用的 3 座充电站的历史数据见附录 A 图 A1(a)~(c),其中 3 座充电站包含的充电桩数量各不相同。由图可以看出:充电站 A 和充电站 B 内每分钟充电 EV 数量的变化趋势较为稳定,可以直接研究其周期性并进行预测,但充电站 A 有 1 d、充电站 B 有 2 d 因为检修等导致数据异常,可在数据分析中

将其剔除;充电站 C 包含的充电桩数量较大,其充电需求不饱和,充电 EV 数量不断增加,需分析其增长趋势才能进行进一步预测。

从时间序列分解^[23]的角度来看,充电 EV 数量的波动可分解为周期因素、长期趋势因素、随机因素 3 类。长期趋势因素一般被处理为该时间序列的拟合曲线,从这个角度而言,充电站 C 的时间序列模式为较复杂的混合模式,既有长期趋势下的增长,又有波动幅值上的增长。

因此本文从 EV 充电的应用场景出发,将当天充电总次数作为长期趋势因素进行处理,即将相邻 2 d 的当天充电总次数之间的比值作为长期趋势因素的比值,这是因为:当天充电总次数应与当天的 EV 用户数量成正比,而当 EV 用户数量不变且不考虑随机因素时,各时段的充电 EV 数量应具有以 d 为周期、类似的分布特征。因此,长期趋势应为附录 A 图 A1(c)中充电站 C 当天充电总次数的拟合曲线。在该假设条件下,基于趋势函数 $Y(\cdot)$,以第 m 天的数据为基准,对第 $n+1$ 天的数据 W_t 进行去趋势处理,并将其归算为第 $n+1$ 天的数据 $\hat{W}_t$,如式(1)所示。

$$\hat{W}_t = \frac{Y(m)}{Y(n+1)} W_t \quad t \in T_{D,n+1} \quad (1)$$

式中: $T_{D,n+1}$ 为第 $n+1$ 天中时刻 t 的集合。

将所有数据都归算为第 m 天的数据后,便可研究以第 m 天数据为基准的各时段充电 EV 数量的分布。附录 A 图 A1(d)所示数据即是以本文所预测的当天数据为基准进行去趋势处理后的充电数据。

1.1.2 建立关联数据集

本文采用 KDE 理论,基于历史数据分析建立针对时段 i 内 EV 参数 $[u_i, v_i]$ 的预测模型,其中 u_i 为时段 i 内可调用 EV 数量(单个时段内可调用 EV 数量应为该时段可参与调频 EV 数量的最小值), v_i 为时段 i 内需充电 EV 数量(单个时段内需充电 EV 数量应为该时段内充电 EV 数量的平均值),计算式如式(2)所示,具体曲线见附录 A 图 A2。

$$\begin{cases} u_i = \min \{ W_t \} \\ v_i = \frac{1}{n} \sum W_t \end{cases} \quad t \in T_{H,i} \quad (2)$$

式中: $T_{H,i}$ 为时段 i 内全部时刻 t 组成的集合; n 为时段 i 内时刻 t 的数量。

预测模型的原理为:通过得到 2 个关联参数的联合概率分布,当其中一个参数(本文中为关闸前实时充电 EV 数量,将其记为 $w_{s,t}$,其中 s 为时间间隔, i 为该时刻对应的时间间隔 s 后的备用时段)已知时,便能得到另一个参数(本文中为 u_i 或 v_i)的概率分布情况。

基于附录 A 图 A1(a)、(b)、(d)所示充电数据建立关联数据集,如图 1 所示。本文模型需建立关闸

前实时充电EV数量 $w_{s,i}$ 以及对应备用时段内 u_i 和 v_i 的数据集,形成样本集 $\{w_{s,i}, u_i\}$ 与 $\{w_{s,i}, v_i\}$,从而基于KDE理论进行相关性分析。

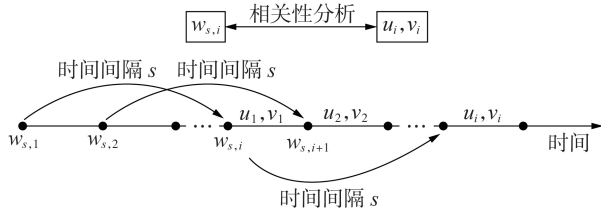


图1 EV数据集的整理与分析

Fig.1 Disposal and analysis of EV data set

本文采用Pearson相关系数检验 $w_{s,i}$ 与 u_i, v_i 各自的相关性。定义数据集 A 与 B 之间Pearson相关系数 $\rho(A, B)$ 的计算式为:

$$\rho(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \frac{A\{i\} - \mu_A}{\sigma_A} \frac{B\{i\} - \mu_B}{\sigma_B} \quad (3)$$

式中: N 为数据集 A, B 内的数据量; μ_A, μ_B 分别为数据集 A, B 内数据的平均值; σ_A, σ_B 分别为数据集 A, B 内数据的标准差; $A\{i\}, B\{i\}$ 分别为数据集 A, B 内的第 i 个元素。 $\rho(A, B)$ 的值域为 $[-1, 1]$,其值为0时表示数据集之间不具备相关性,其值为正数时表示数据集之间正相关,其值为负数时表示数据集之间负相关,且绝对值越大表明相关性越强。

1.1.3 基于多维KDE的概率预测

对于具备相关性的2组数据,可采用KDE获取其联合概率分布。KDE的本质是由对样本集的直方图进行平滑化得到概率密度曲线,其基本思路是在不对随机变量的分布做先验假定的基础上,对每个采样点都赋予以该点作为核(Kernel)的峰值函数,再对所有峰值函数进行累加,从而对变量可能出现的值进行概率密度估计,其基本方程为^[24]:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{Mh} \sum_{j=1}^M K\left(\frac{x-x_j}{h}\right) \quad (4)$$

式中: x 为随机变量的值; x_j 为第 j 个样本点数据; M 为样本点总数; $K(\cdot)$ 为围绕着每个样本点的峰值函数; h 为带宽,表征估计值附近样本点的权重。

式(4)为单变量KDE的基本方程,而多维变量的KDE方程需将各变量扩展为矩阵形式,如式(5)所示。

$$\hat{f}_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M K_h(\mathbf{x}-\mathbf{x}_j) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}, \mathbf{x}_j$ 分别为 d 维随机变量向量、第 j 个样本点数据向量; $\mathbf{H}$ 为以各个维度的带宽 $h_1, h_2, \dots, h_d$ 为对角元素的对角矩阵; $K_h(\cdot)$ 为多维变量的峰值函数,是各维度单变量峰值函数的乘积核。记 x_r 为随机变量 $\mathbf{x}$ 的第 r 维数值, $y_{j,r}$ 为第 j 个样本点的第 r 维数值,则将多维变量的KDE方程写为变量形式如式(6)

所示。

$$\hat{f}_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{Mh_1h_2\cdots h_d} \sum_{j=1}^M \prod_{r=1}^d K\left(\frac{x_r - y_{j,r}}{h_r}\right) \quad (6)$$

则可分别对2维变量 $[w_{s,i}, u_i]$ 和 $[w_{s,i}, v_i]$ 进行2维KDE,得到KDE方程 $\hat{f}_{w,u}$ 和 $\hat{f}_{w,v}$,进而在参与日内市场时,可由实时充电EV数量 $w_{s,i}$ 估计时间间隔 s 后备用时段 i 内最小可参与调频EV数量的概率分布 $F_1(u_i)$ 和平均充电EV数量的概率分布 $F_2(v_i)$,如式(7)所示。

$$\begin{cases} F_1(u_i) = \hat{f}_{w,u}(u | w = w_{s,i}) \\ F_2(v_i) = \hat{f}_{w,v}(v | w = w_{s,i}) \end{cases} \quad (7)$$

本文场景下应用KDE的优势在于:由于无法在事前估计相关参数在概率分布上的规律,且EV用户行为在统计意义上也未必具有能用解析式表达的的概率分布,而KDE只需将历史数据作为采样数据进行分析,即可得到目标变量概率分布的无参数估计。而将KDE扩展到多维变量的估计,将关闸前数据和备用时段内数据相关联得到联合概率分布,即可根据关闸前充电站的数据得到运行时的概率预测。

综上所述,通过对充电总次数进行拟合完成了长期趋势的预测,通过相关性分析完成了对周期因素的预测,从而可以得到次日各时段充电EV数量的概率预测,通过概率分布描述充电EV数量的随机性。

1.2 调频信号在电量需求上的概率分析

由系统发送的调频信号,是根据电网供需的实时不平衡量计算所得,并被分配给备用供给资源进行响应。从提供备用的EV聚合商角度而言,该信号是一个分布在区间 $[-1, 1]$ 内的无量纲系数,需响应的调整功率是该信号与上报容量的乘积。本文将时段 i 上报的上行、下行备用容量分别记为 $R_{up,i}, R_{down,i}$,在该时段内的响应调整功率不超过该容量范围。在该时段内有若干时刻 t 需要响应,若需上调功率,则记调频信号为 $\delta_{up,t}$,若需下调功率,则记调频信号为 $\delta_{down,t}$ ($\delta_{up,t}$ 和 $\delta_{down,t}$ 在同一时刻不会同时出现)。则EV聚合商需要响应的调整功率 $P_{regdemand,t}$ 为:

$$P_{regdemand,t} = R_{up,t} \delta_{up,t} + R_{down,t} \delta_{down,t} \quad t \in T_{H,i} \quad (8)$$

文献[18]提出了采用参数累积单向需求系数rCUD(rate of Cumulative Unidirectional Demand)分析连续时间断面上该信号对备用资源连续调整后的总电量需求,但只针对对称备用市场。为了不失一般性,本文规定EV聚合商分别上报上行、下行备用容量,因此对rCUD进行修改。与rCUD只对调频信号进行采样不同,当上行、下行备用容量不同时,调整功率的积分也会随备用容量的变化而发生变化,因此本节将直接对考虑备用容量后的调整功率的积分进行采样,将该参数称为CUD(Cumulative

Unidirectional Demand)。

基于调频信号历史数据的CUD分布情况的计算方法如下:对一给定时间间隔 ε ,以时刻 t ($t \in [1, t_{\max} - \varepsilon], t_{\max}$ 为仿真时段的最后一个时刻)为起始点的时间断面 $[t, t + \varepsilon]$ 上调整需求功率 $P_{\text{regdemand}, t}$ 的累积,即为该点的CUD,记为 χ_t ,如式(9)所示。

$$\chi_t = \sum_{\tau=t}^{t+\varepsilon} P_{\text{regdemand}, \tau} \quad t \in [1, t_{\max} - \varepsilon] \quad (9)$$

按照EV聚合商所参与市场的具体规定,将时间间隔 ε 设定为一个备用时段的持续时间,对全部时刻 t 进行采样后即可根据式(4)所示KDE方程得到CUD的概率分布预测,将该概率预测函数记为 χ 。

2 EV聚合商参与调频备用的灵活性建模

2.1 EV聚合商参与调频备用的运行机制

EV聚合商需在调频备用市场关闸前分时段上报可被调用的上行、下行备用容量,在每个备用时段内,该EV聚合商可提供的(上行或下行)调整功率的绝对值将不超过该容量范围。在每个备用时段内,实际负荷与发电供应之间的有功功率偏差量将以频率偏差的形式表现,系统将通过自动发电控制AGC (Automatic Generation Control) 计算发送给各备用资源的调频信号。在实际市场实践中^[5,9],单个备用时段的时长一般为15 min至数小时,而用于调用备用资源的调频信号的时间间隔为数秒。同时,从EV聚合商的角度而言,EV的充电时间是未知的,为了满足EV用户的充电需求,在EV聚合商可调控用户充电功率的前提下,对每辆充电EV承诺各时段的保底电量(每个备用时段结束时,该时段的充电电量不少于该保底电量),避免EV离网时电量不足。最终,EV聚合商将从整体利益最大化角度出发,优化能量及备用容量。综上,对于备用时段 i 而言,EV聚合商需要在市场中对 $P_{\text{charge}, i}$ 、 $R_{\text{up}, i}$ 、 $R_{\text{down}, i}$ 这3个变量进行优化,其中 $P_{\text{charge}, i}$ 为时段 i 需要向能量市场购买用于EV充电的功率。本文从EV聚合商的视角出发,定义上调充电功率为从电网多吸收电能作为上行备用容量,而下调充电功率为从电网少吸收电能或向电网提供电能作为下行备用容量。记EV聚合商的实际响应调整功率为 $P_{\text{reg}, t}$,则在时刻 t EV聚合商与电网交互的总功率 $P_{\text{EV}, t}$ 可表示为:

$$P_{\text{EV}, t} = P_{\text{charge}, t} + P_{\text{reg}, t} \quad t \in T_{\text{H}, i} \quad (10)$$

然而,EV聚合商需要同时向系统提供调频备用以及向EV用户提供充电电量,两者均有不能完全满足的风险,因此需要采取相应的惩罚措施。

1)对于向EV用户提供充电电量不足的惩罚。

若EV离网时未达到约定的充电电量,则由EV聚合商向EV用户按照短缺电量按比例进行赔偿。记各时段的保底电量为 E_{base} ,充电电价为 $\pi_{\text{ch}, i}$,时段 i 结束后的短缺电量为 $E_{\text{de_charge}, i}$,则EV聚合商需赔付

的罚款为 $\alpha \pi_{\text{ch}, i} E_{\text{de_charge}, i}$ (α 为惩罚系数)。

2)对于向系统提供调频备用不足的惩罚。

EV聚合商可能不能完全响应AGC调频信号,当出现响应不足时,会根据 $P_{\text{reg}, t}$ 与 $P_{\text{regdemand}, t}$ 之间的偏差 $P_{\text{error}, t}$ 而受到额外惩罚, $P_{\text{error}, t}$ 如式(11)所示。

$$P_{\text{error}, t} = \begin{cases} \max \{ P_{\text{regdemand}, t} - P_{\text{reg}, t}, 0 \} & P_{\text{regdemand}, t} > 0 \\ \max \{ P_{\text{reg}, t} - P_{\text{regdemand}, t}, 0 \} & P_{\text{regdemand}, t} < 0 \\ |P_{\text{reg}, t}| & P_{\text{regdemand}, t} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

一般在实时控制中EV聚合商的实际响应调整功率 $P_{\text{reg}, t}$ 不会超过 $P_{\text{regdemand}, t}$ 。显然,上报的备用容量越大,则实时调整功率需求就越大,越可能承担响应误差的风险。考虑到EV电池充电时所具备的上调、下调空间,将各时段上报的上行备用容量 $R_{\text{up}, i}$ 、下行备用容量 $R_{\text{down}, i}$ 作为优化变量进行优化,以平衡提供备用带来的收益以及风险。记备用时段 i 内的上行、下行平均调频偏差分别为 $P_{\text{de_up}, i}$ 、 $P_{\text{de_down}, i}$,上行、下行备用价格分别为 $\pi_{\text{R_up}, i}$ 、 $\pi_{\text{R_down}, i}$,则EV聚合商需向系统赔付的罚款为 $\beta(\pi_{\text{R_up}, i} P_{\text{de_up}, i} + \pi_{\text{R_down}, i} P_{\text{de_down}, i})$ (β 为惩罚系数)。

2.2 EV聚合商参与调频备用的电量裕度核算

针对上报备用容量时的风险评估需要,本节将EV聚合商的运行约束核算为各备用时段的总电量裕度。在任意备用时段 i 内,通过优化确定的 $P_{\text{charge}, i}$ 、 $R_{\text{up}, i}$ 、 $R_{\text{down}, i}$ 保持不变,而需要响应的调整功率 $P_{\text{regdemand}, t}$ 和EV聚合商的实际响应调整功率 $P_{\text{reg}, t}$ 则随时刻 t 的变化而变化。因此,考虑EV电池本身的运行约束,在备用时段 i 内 $P_{\text{charge}, i}$ 、 $R_{\text{up}, i}$ 、 $R_{\text{down}, i}$ 的取值范围为:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{charge}, i} \leq \max \{ v_i \} P_{\text{max}} \\ 0 \leq R_{\text{up}, i} \leq \max \{ u_i \} P_{\text{max}} \\ 0 \leq R_{\text{down}, i} \leq (\max \{ u_i \} + \max \{ v_i \}) P_{\text{max}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: P_{max} 为EV电池的最大充放电功率。由于默认充电计划中的 $P_{\text{charge}, i} > 0$,则当 $P_{\text{charge}, i} = 0$ 时,上行最大可调节充电功率为 $\max \{ u_i \} P_{\text{max}}$,因此上行备用容量的最大值为 $\max \{ u_i \} P_{\text{max}}$;而当 $P_{\text{charge}, i}$ 为最大值 $\max \{ v_i \} P_{\text{max}}$ 时,下行最大可调节放电功率为 $-\max \{ u_i \} P_{\text{max}}$,因此下行备用容量的最大值为 $(\max \{ u_i \} + \max \{ v_i \}) P_{\text{max}}$ 。

从备用时段内EV聚合商交互的总电量角度而言,根据EV电池的运行约束,EV聚合商在单个时段内可调用上行备用总电量 $E_{\text{a_up}, i}$ 、下行备用总电量 $E_{\text{a_down}, i}$,既应使电池不过充,也应使电池电量不少于保底电量,则有:

$$\begin{cases} E_{\text{a_up}, i} = u_i E_{\text{max}} - \sum_{k=1}^{v_i} E_{\text{initial}, k} - P_{\text{charge}, i} t_{\text{span}} \\ E_{\text{a_down}, i} = P_{\text{charge}, i} t_{\text{span}} - v_i E_{\text{base}} \end{cases} \quad (13)$$

式中: t_{span} 为单个备用时段的时长; $E_{\text{initial},k}$ 为 EV_k 入网时的初始电量; E_{max} 为 EV 的最大充电电量。

3 风险厌恶优化模型与求解方法

本节基于运行模型和概率预测方法,给出了基于 CVaR 的风险厌恶模型及其求解方法。

3.1 风险成本核算

在每个备用时段内, EV 聚合商要面临向系统提供调频备用不足以及向 EV 用户提供充电电量不足这 2 个风险。在实际运行过程中,当 EV 聚合商上报过多的备用容量,或购买不合理的能量而压缩可用容量,使得调整总电量超过可调用电量时, EV 聚合商将不再响应调整,则该时段内 EV 聚合商上行、下行平均调频偏差分别为 $P_{\text{de_up},i}$ 、 $P_{\text{de_down},i}$ 。基于该时段上报的上行备用容量 $R_{\text{up},i}$ 、下行备用容量 $R_{\text{down},i}$,该容量下 2.2 节中定义的累积电量需求为 $\chi \mid_{R_{\text{up},i}, R_{\text{down},i}}$ (即特定 $R_{\text{up},i}$ 、 $R_{\text{down},i}$ 取值下的 CUD,下文将其简记为 χ_i),则上行、下行平均调频偏差可根据式(14)进行估算。

$$\begin{cases} P_{\text{de_up},i} = \frac{\max\{\chi_i - E_{\text{a_up},i}, 0\}}{t_{\text{span}}} \\ P_{\text{de_down},i} = \frac{\max\{E_{\text{a_down},i} - \chi_i, 0\}}{t_{\text{span}}} \end{cases} \quad (14)$$

而基于 EV 用户与 EV 聚合商协定的保底电量 E_{base} ,对 EV 用户的短缺电量 $E_{\text{de_charge},i}$ 为所需总保底电量与实际充电电量之差,如式(15)所示,其中实际充电电量为该时段内购入的充电电量与累积电量需求之和。

$$E_{\text{de_charge},i} = \max\{v_i E_{\text{base}} - (P_{\text{charge},i} t_{\text{span}} + \chi_i), 0\} \quad (15)$$

考虑上述 2 个风险,以及参与备用市场获得的收益,可得时段 i 内 EV 聚合商需付出的总成本 C_i 为:

$$C_i = \pi_{\text{ch},i} P_{\text{charge},i} t_{\text{span}} - \pi_{\text{R_up},i} R_{\text{up},i} - \pi_{\text{R_down},i} R_{\text{down},i} + \Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i) \quad (16)$$

$$\Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i) = \alpha \pi_{\text{ch},i} E_{\text{de_charge},i} + \beta (\pi_{\text{R_up},i} P_{\text{de_up},i} + \pi_{\text{R_down},i} P_{\text{de_down},i}) \quad (17)$$

式中: $\Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i)$ 为风险成本 Ψ 与随机变量 $\xi_i = [\chi_i, u_i, v_i]$ 之间的映射函数, $\Omega_i = \{P_{\text{charge},i}, R_{\text{up},i}, R_{\text{down},i}\}$ 为时段 i EV 聚合商的上报方案。随机变量 ξ_i 隐含在充电电量不足和响应调整功率不足的总电量中,可根据式(13)和式(14)计算得到。

3.2 CVaR 的定义与计算

式(17)中的风险成本只有在给定变量的条件下才能进行计算,而前文只得到了随机变量的概率估计。本节将基于 CVaR 的概念对该场景下的 CVaR 进行计算。

首先,定义 3 个随机变量的联合概率分布为 $f_i(\xi_i) = f_i(\chi, u, v)$,对于任意给定的风险成本 μ ,时段 i

的风险成本 $\Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i)$ 不大于 μ 的概率 $\varphi(\Omega_i, \mu)$ 为:

$$\varphi(\Omega_i, \mu) = \oint_{\Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i) \leq \mu} f_i(\chi, u, v) d\chi du dv \quad (18)$$

CVaR 的定义为:对于给定的 μ ,所有风险成本大于 μ 的场景下的风险成本期望值。在本文模型中,由于 EV 聚合商有较大的可能性不会产生风险成本,设定 $\mu=0$,则本文的 CVaR 被定义为所有风险成本发生场景下的风险成本期望值,记为 C_{CVaR} ,如式(19)所示。

$$C_{\text{CVaR}}(\Omega_i) = \sum_{\Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i) > 0} \Psi \mid_{\Omega_i}(\xi_i) f_i(\xi_i) \quad (19)$$

根据式(19),在任一给定方案 $\Omega_i = \{P_{\text{charge},i}, R_{\text{up},i}, R_{\text{down},i}\}$ 下,可基于随机变量 $\xi_i = [\chi_i, u_i, v_i]$ 的概率分布计算得到本文定义的 CVaR。然而随机变量的分布为无参数离散分布,其中 χ_i 的分布又需要基于给定的 $R_{\text{up},i}$ 、 $R_{\text{down},i}$ 才能得到,因此难以通过推导凸化的方式寻优。本文通过抽样拟合的方式进行求解,即对可行方案进行均匀采样,计算每个采样方案的 CVaR,然后对结果进行多项式拟合,构建以调度方案 $\Omega_i = \{P_{\text{charge},i}, R_{\text{up},i}, R_{\text{down},i}\}$ 为自变量的 CVaR 的多项式 $G_i(\Omega_i)$,从而进行优化。 $G_i(\Omega_i)$ 的拟合过程见附录 B。

最终,得到时段 i EV 聚合商的充电安排及备用容量上报的优化模型,如式(20)所示。

$$\min \{ \pi_{\text{ch},i} P_{\text{charge},i} t_{\text{span}} - \pi_{\text{R_up},i} R_{\text{up},i} - \pi_{\text{R_down},i} R_{\text{down},i} + G_i(\Omega_i) \} \quad (20)$$

该模型不含显式约束,且导出过程中已隐含了相关边界条件,如式(11)所示功率约束隐含于采样时的取值过程中,而满足 EV 用户充电需求和备用容量需求的约束隐含于风险成本核算中,优化结果将权衡不满足两者需求的惩罚成本和总收益,实现利益最大化。

当不能满足 EV 用户的充电需求时, EV 聚合商可将对应的惩罚成本 $\alpha \pi_{\text{ch},i} E_{\text{de_charge},i}$ 赔偿给 EV 用户。在该机制下,每一备用周期结算后,该周期入网 EV 用户的平均成本 $C_{\text{EV},i}$ 可根据式(21)计算。

$$C_{\text{EV},i} = [-\pi_{\text{R_up},i} R_{\text{up},i} - \pi_{\text{R_down},i} R_{\text{down},i} + \pi_{\text{ch},i} P_{\text{charge},i} t_{\text{span}} + \beta (\pi_{\text{R_up},i} P_{\text{de_up},i} + \pi_{\text{R_down},i} P_{\text{de_down},i}) - \alpha \pi_{\text{ch},i} E_{\text{de_charge},i}] / v_i \quad (21)$$

4 算例仿真及结果分析

仿真算例中, EV 聚合商(聚合商 A—C)的管理员在各时段的市场关闸前,通过预测该时段的充电 EV 数量,考虑备用容量上报收益、充电成本及不能满足 EV 用户充电需求 / 调频备用容量需求的风险惩罚成本,确定该时段的充电功率及上行、下行调频

备用容量,实现EV聚合商的整体利益最大化。为了挖掘EV聚合商提供调频备用的特性,本文从以下2个角度设置不同的场景进行交叉对比:①设置不同的关闸时间,EV聚合商需要在备用市场关闸时进行未来备用时段内的预测,因此设置不同的关闸时间以研究预测间隔时间对预测精度的影响;②对比不同规模的EV聚合商,采集3座容纳不同数量充电桩的充电站的行为数据进行训练仿真,以对比不同规模EV聚合商在备用市场中的收益能力。

选取我国某市若干座充电站数据对EV行为数据进行预测,剔除了周末的数据以避免周末与工作日的特征不一致的影响,具体结果见附录A图A1。对数据进行去趋势处理后,充电站C的EV充电周期性见附录C图C1,图中展示了4个不同时段充电EV数量的变化情况及其拟合曲线(为了便于可视化,这4个时段的变化曲线相互错开),可以看出拟合曲线均大致与横轴平行,说明去趋势后每天充电EV数量的分布特征大致不变,可进行周期性分析。3个EV聚合商每天的充电EV数量箱型图见附录C图C2。实时调频信号数据来自PJM,其CUD的标准化分布见附录C图C3(对CUD进行标准化计算,将式(9)更改为附录C式(C1))。优化模型中的电力市场数据来自PJM,具体见附录C图C4(为了避免价格对上行、下行备用能力对比的影响,此处规定各时段上行、下行备用容量价格相同)。设置惩罚系数 $\alpha=5$ (这表明充电电量为保底电量的5/6时,罚款成本能抵消全部充电费用), β 按文献[25]设置为1.5。仿真周期为1d,各备用时段时长为15min,即共有96个时段。关闸时间分别设置为0、1、2h;3个EV聚合商内充电站最大可容纳EV数量分别为80、270、450辆。EV最大充放电功率为10kW,EV最大充电电量为30kW·h,各时段的保底电量为0.75kW·h(相当于匀速充电下的充电功率为3kW)。为了便于比较,设置不同的场景如表1所示。

4.1 数据预测

不同场景下EV数据集的Pearson相关系数结果如表2所示。由表可知,不同时段充电EV数量具备一定的相关性,且呈现EV聚合商的规模越大、关闸时间越短,则相关性越强的趋势。

以EV聚合商C为例,其在不同关闸时间下预测

表2 不同场景下EV数据集的Pearson相关系数

Table 2 Pearson correlation coefficients of EV data set under different scenarios

场景	$\rho(w_{s,i}, u_i)$	$\rho(w_{s,i}, v_i)$	场景	$\rho(w_{s,i}, u_i)$	$\rho(w_{s,i}, v_i)$
A ₀	0.75	0.76	B ₂	0.35	0.35
A ₁	0.55	0.51	C ₀	0.83	0.83
A ₂	0.30	0.29	C ₁	0.72	0.73
B ₀	0.81	0.81	C ₂	0.38	0.38
B ₁	0.68	0.69			

所得充电EV数量的分布结果见附录C图C5,对比实际充电EV数量与预测所得结果可证明本文预测模型具有良好的预测效果。由图可知,在关闸时间即预测提前时间不同的情况下,预测结果的期望值差别并不显著,而80%置信度区间的预测结果则大体上呈现预测提前时间越长则区间越宽的趋势,这意味着预测精度随着预测提前时间的增长而降低,则在计及风险评估的决策中将倾向于保守。

不同采样方案下计及风险成本的总电量热图见附录C图C6,计及风险成本的总电量包含调频备用不足电量和EV用户充电需求不足2个部分,该2维图展示的是固定下行备用容量方案下,不同上行备用容量及充电功率下的总电量热图。CVaR的拟合精度结果如表3所示。由表可知,5次多项式拟合对不同方案下CVaR的拟合精度已经较高,且拟合过程均为线性过程,对计算性能的需求不高,可用于EV聚合商优化模型的求解。

表3 CVaR的拟合结果

Table 3 Fitting results of CVaR

多项式次数	残差	拟合系数	多项式次数	残差	拟合系数
2	947.5	0.9899	4	25.1	0.9996
3	194.8	0.9973	5	11.2	0.9998

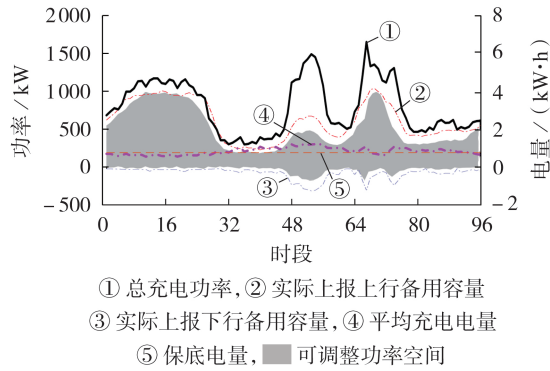
4.2 优化结果及对比分析

以场景C₁为例,该场景下的风险厌恶决策优化结果见图2。EV聚合商C以提高充电电量的方式提供上行备用容量,由图2可以看出:EV聚合商C实际提供的容量总是略大于可提供容量的概率分布期望值,这是考虑到提高收益时可承担的响应误差风险;此外EV聚合商C提供的上行备用容量普遍高于下行备用容量,这是因为EV电池提供上行备用的同时也可满足充电需求,是比较经济的选择,也说明了EV聚合商具有更强的提供上行备用的能力。

表1 场景设置

Table 1 Setting of scenarios

场景	关闸时间/h	聚合商 (最大可容纳 EV数量/辆)	场景	关闸时间/h	聚合商 (最大可容纳 EV数量/辆)	场景	关闸时间/h	聚合商 (最大可容纳 EV数量/辆)
A ₀	0	A(80)	B ₀	0	B(270)	C ₀	0	C(450)
A ₁	1	A(80)	B ₁	1	B(270)	C ₁	1	C(450)
A ₂	2	A(80)	B ₂	2	B(270)	C ₂	2	C(450)

图2 场景C₁的优化结果Fig.2 Optimal results of Scenario C₁

虽然在本文模型的设置下当充电电量高于保底电量时就不再有惩罚项,但某些时段内EV聚合商还是会购买更多的电量,与上报的下行备用容量对比可看出,此时EV聚合商能够提供更多的下行备用容量以创造效益。可见,通过本文模型对调频信号的连续时间序列进行归算与不确定性分析,对EV聚合商参与调频备用后的风险进行量化评估,通过将该评估结果引入优化模型中进行优化调度,结果显示了一定的选择性,如:在某些时段选择承担一定的调整功率误差风险,在有些时段几乎不上报下行备用容量,在有些时段却通过提高充电功率的方式来获得一定的下行备用空间。这都是基于不同的随机性概率分布预测进行风险量化后,立足于成本最小化(即收益最大化)对调度结果的影响。

3个EV聚合商的均摊充电成本(将收益换算为均摊到单辆EV的充电成本,成本为负则表示覆盖成本后还创造了收益)见图3。由图可以看出:3个EV聚合商参与调频备用市场后都降低了充电成本甚至创造了收益;对比不同关闸时间下的均摊充电成本可知,当关闸时间距离备用实际的部署时间较长,需要对更久后的EV行为进行预测,由于预测精度下降只能采取更保守的备用容量上报方案,所以成本会增加。

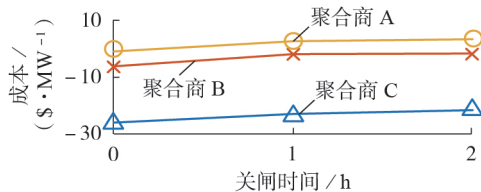


图3 均摊充电成本

Fig.3 Average charging cost

此外,当EV聚合商的规模扩大时,均摊到每辆EV的收益也将大幅增加,这与EV集群行为的预测结果有关。由表2可知,EV聚合商的规模越大,则EV数据集的相关性越强,在预测概率分布上出现较少充电EV的概率越低,则EV聚合商就能上报更多

的备用容量,以获取更多的收益。

综上所述,更精确、置信度更大的预测可以提供更高的收益,这不仅体现在预测时间较短的情况,也体现在EV集群规模更大的情况。与此同时,EV聚合商B比EV聚合商A增多的可容纳EV数量与EV聚合商C比EV聚合商B增多的可容纳EV数量接近,但聚合商B相比聚合商A降低的均摊充电成本较少,而EV聚合商C的均摊充电成本大幅降低,这说明在现有规模下EV聚合商的规模增大会大幅提高其参与备用市场的收益能力,但具体的变化趋势以及发生边际效用递减时规模的确定,还需要更多样本的数据进行验证。

由于现行市场机制还未形成较统一的惩罚机制,图4给出了惩罚系数 α 、 β 的不同取值对优化结果的影响。由图可以看出: α 对充电电量的影响不大;而 β 越大则上报的备用容量越小,可见调频备用容量不足的风险始终存在,但总体的影响较小。说明在本文所提电量裕度核算方式下,几乎可以避免充电电量不足的风险,而调频备用容量不足的情形会发生但总体影响也较小。

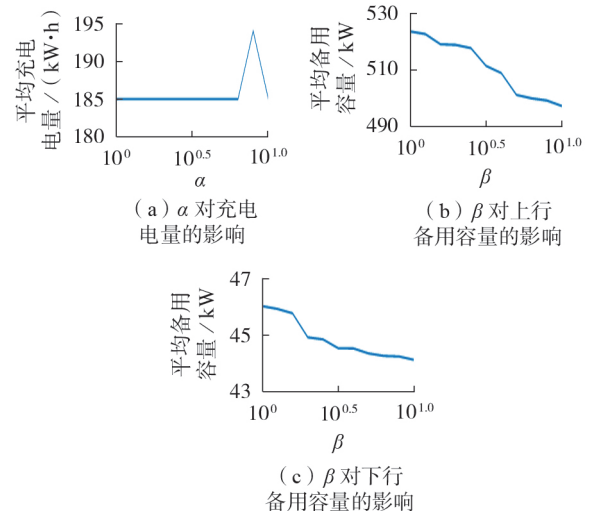


图4 惩罚系数的灵敏度分析

Fig.4 Sensitivity analysis of punishment coefficients

5 结论

本文面向EV聚合商参与能量市场与备用容量市场的问题,提出了基于相关性预测的风险厌恶决策模型。基于仿真算例验证了所提模型在EV集群行为预测、风险分析上的有效性,对比了不同规模EV聚合商在不同场景下的运行结果,可得如下结论:

1) EV聚合商在参与备用市场时,面对可单独提供上行备用或关闸时间距离运行时间更近的市场时较为有利;

2) 对于EV集群规模更大的EV聚合商而言,由

于充电EV数量的波动更小,其挖掘备用的空间及为EV用户创造收益的能力更强;

3)在参与调频备用后,本文所提模型可较好地规避EV充电电量不足的风险,但调频备用容量不足的风险仍会存在,可通过优化降低其风险成本,达到整体用能成本最小化的目的。

然而,本文模型中的EV聚合商只扮演了价格接受者的角色,未考虑备用市场中价格机制的影响,以及电网侧视角下多方共同参与调频备用的协调机制。下一步的研究可基于本文模型的概率分布分析方法,给出使EV聚合商利益最大化的完整报价曲线模型。此外,在聚合商内部各EV充电功率的实时调度层面,EV聚合商如何实现秒级的快速求解,并基于调度结果在市场环境下,从EV用户的角度量化分析其充电状况和成本/收益状况,也是一个值得研究的重点方向。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 王静,徐箭,廖思阳,等. 计及新能源出力不确定性的电气综合能源系统协同优化[J]. 电力系统自动化,2019,43(15):2-9.
WANG Jing, XU Jian, LIAO Siyang, et al. Coordinated optimization of integrated electricity-gas energy system considering uncertainty of renewable energy output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 2-9.
- [2] ZHANG B, KEZUNOVIC M. Impact on power system flexibility by electric vehicle participation in ramp market[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1285-1294.
- [3] 杨健维,董鸿志,廖凯,等. 计及电动汽车辅助调频的负荷频率控制联合优化[J]. 电力自动化设备,2019,39(3):200-206.
YANG Jianwei, DONG Hongzhi, LIAO Kai, et al. Joint optimization of load frequency control considering auxiliary frequency regulation of electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 200-206.
- [4] 吴巨爱,薛禹胜,谢东亮,等. 电动汽车参与运行备用的能力评估及其仿真分析[J]. 电力系统自动化,2018,42(13):101-107, 168.
WU Juai, XUE Yusheng, XIE Dongliang, et al. Evaluation and simulation analysis of reserve capability for electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 101-107, 168.
- [5] 国家能源局南方监管局. 广东调频辅助服务市场交易实施细则(征求意见稿)[EB/OL]. (2018-08-09)[2020-12-20]. <http://nfg.nea.gov.cn/adminContent/initViewContent.do?pk=402881e564f399bb01651c8a97dd0024>.
- [6] SARKER M R, DVORKIN Y, ORTEGA-VAZQUEZ M A. Optimal participation of an electric vehicle aggregator in day-ahead energy and reserve markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 31(5): 3506-3515.
- [7] VAGROPOULOS S I, BAKIRTZIS A G. Optimal bidding strategy for electric vehicle aggregators in electricity markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4031-4041.
- [8] 吴巨爱,薛禹胜,谢东亮. 电动汽车聚合商对备用服务能力的优化[J]. 电力系统自动化,2019,43(9):75-81.
WU Juai, XUE Yusheng, XIE Dongliang. Optimization of reserve service capability made by electric vehicle aggregator[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(9): 75-81.
- [9] 喻洁,刘云仁,杨家琪,等. 美国加州辅助服务市场发展解析及其对我国电力市场的启示[J]. 电网技术,2019,43(8):2711-2717.
YU Jie, LIU Yunren, YANG Jiaqi, et al. Analysis of development of California ancillary service market and its enlightenment to China's power market[J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2711-2717.
- [10] 刘云仁,喻洁,高赐威,等. 辅助服务的实时调用,绩效考核和补偿机制[C]//中国电机工程学会电力市场专业委员会2018年学术年会暨全国电力交易机构联盟论坛. 上海:中国学术期刊电子出版社,2018:213-220.
LIU Yunren, YU Jie, GAO Ciwei, et al. The real-time deployment, performance evaluation, and compensation mechanism of ancillary services[C]//2018 Annual Conference of Electric Power Market Professional Committee of CSEE and Forum of National Alliance of Electric Power Trading Institutions. Shanghai, China: China Academic Journal Electronic Publishing House, 2018: 213-220.
- [11] DENG R Q, XIANG Y, HUO D, et al. Exploring flexibility of electric vehicle aggregators as energy reserve[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 184: 106305.
- [12] 陈丽丹,张尧, Antonio Figueiredo. 融合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响[J]. 电力自动化设备,2018, 38(12):1-10.
CHEN Lidan, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 1-10.
- [13] 赵书强,周靖仁,李志伟,等. 基于出行链理论的电动汽车充电需求分析方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(8):105-112.
ZHAO Shuqiang, ZHOU Jingren, LI Zhiwei, et al. EV charging demand analysis based on trip chain theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(8): 105-112.
- [14] 张圣祺,袁蓓,徐青山,等. 规模化储能参与下的电网二次调频优化控制策略[J]. 电力自动化设备,2019,39(5):82-88, 95.
ZHANG Shengqi, YUAN Bei, XU Qingshan, et al. Optimal control strategy of secondary frequency regulation for power grid with large-scale energy storages[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 82-88, 95.
- [15] ANSARI M, AL-AWAMI A T, SORTOMME E, et al. Coordinated bidding of ancillary services for vehicle-to-grid using fuzzy optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(1): 261-270.
- [16] RAHMANI-ANDEBILI M. Spinning reserve supply with presence of electric vehicles aggregator considering compromise between cost and reliability[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2013, 7(12): 1442-1452.
- [17] YAO E X, WONG V W S, SCHOBBER R. Robust frequency regulation capacity scheduling algorithm for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 984-997.
- [18] AI X, WU Z Y, HU J J, et al. Robust operation strategy enabling a combined wind/battery power plant for providing energy and frequency ancillary services[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 118: 105736.
- [19] RODRIGUES T, RAMÍREZ P J, STRBAC G. Risk-averse bidding of energy and spinning reserve by wind farms with on-site energy storage[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(2): 165-173.
- [20] ASENSIO M, CONTRERAS J. Risk-constrained optimal bidding strategy for pairing of wind and demand response resources[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(1): 200-208.
- [21] PATERAKIS N G, DE LA NIETA A A S, BAKIRTZIS A G,

- et al. Effect of risk aversion on reserve procurement with flexible demand side resources from the ISO point of view [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(3): 1040-1050.
- [22] XU X Y, YAN Z, SHAHIDEHPOUR M, et al. Data-driven risk-averse two-stage optimal stochastic scheduling of energy and reserve with correlated wind power[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(1): 436-447.
- [23] JONATHAN D C, KUNG-SIK C. 时间序列分析及应用: R语言[M]. 潘红宇, 译. 北京: 机械工业出版社, 2011: 45-65.
- [24] SCOTT D W. Multivariate density estimation[M]. [S.l.]: Wiley, 2015: 2-5.
- [25] SOARES T, PINSON P, JENSEN T V, et al. Optimal offering strategies for wind power in energy and primary reserve markets[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(3): 1036-1045.

作者简介:



吴洲洋

junjieshu@ncepu.edu.cn);

吴洲洋(1994—),男,博士研究生,主要研究方向为数据分析与需求侧管理(**E-mail**: wuzhy78@outlook.com);

艾欣(1964—),男,教授,博士生导师,博士,通信作者,研究方向为新能源电力系统及微电网(**E-mail**: aixin@ncepu.edu.cn);

胡俊杰(1986—),男,副教授,博士,研究方向为新能源电力系统与微电网(**E-mail**:

吴界辰(1991—),男,博士研究生,主要研究方向为新能源电力系统以及微电网(**E-mail**: wjcncpu@foxmail.com)。

(编辑 陆丹)

EVs' participation in system frequency regulation reserve based on charging behavior prediction: capacity mining and risk evaluation

WU Zhouyang, AI Xin, HU Junjie, WU Jiechen

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Taking EV (Electric Vehicle) aggregators providing reserve capacity in the frequency regulation auxiliary service market as the research object, the optimization decision model of EV aggregators' charging power and reserve reporting is established considering the charging behavior uncertainties and energy demand of EV users. Firstly, the EV charging records and the historical data of frequency regulation signal are analyzed, and the prediction method of charging EV quantity and the time series characteristic analysis method of frequency regulation signal are proposed. Then, considering the risks that the accuracy of EV aggregators' response to frequency regulation signal decreases or the charging demands of EV users cannot be met, a risk cost evaluation method based on conditional value at risk is proposed to weigh the benefits and risks of EV aggregators' provision of reserve, and an optimization model is established to maximize the benefits. Finally, the characteristics and advantages of auxiliary service reserve provided by EV aggregators in different application scenarios are compared and analyzed based on simulation examples, and the validity of the proposed model is verified.

Key words: electric vehicles; flexible resources; ancillary services; probability prediction; risk evaluation; frequency regulation reserve; conditional value at risk

附录 A

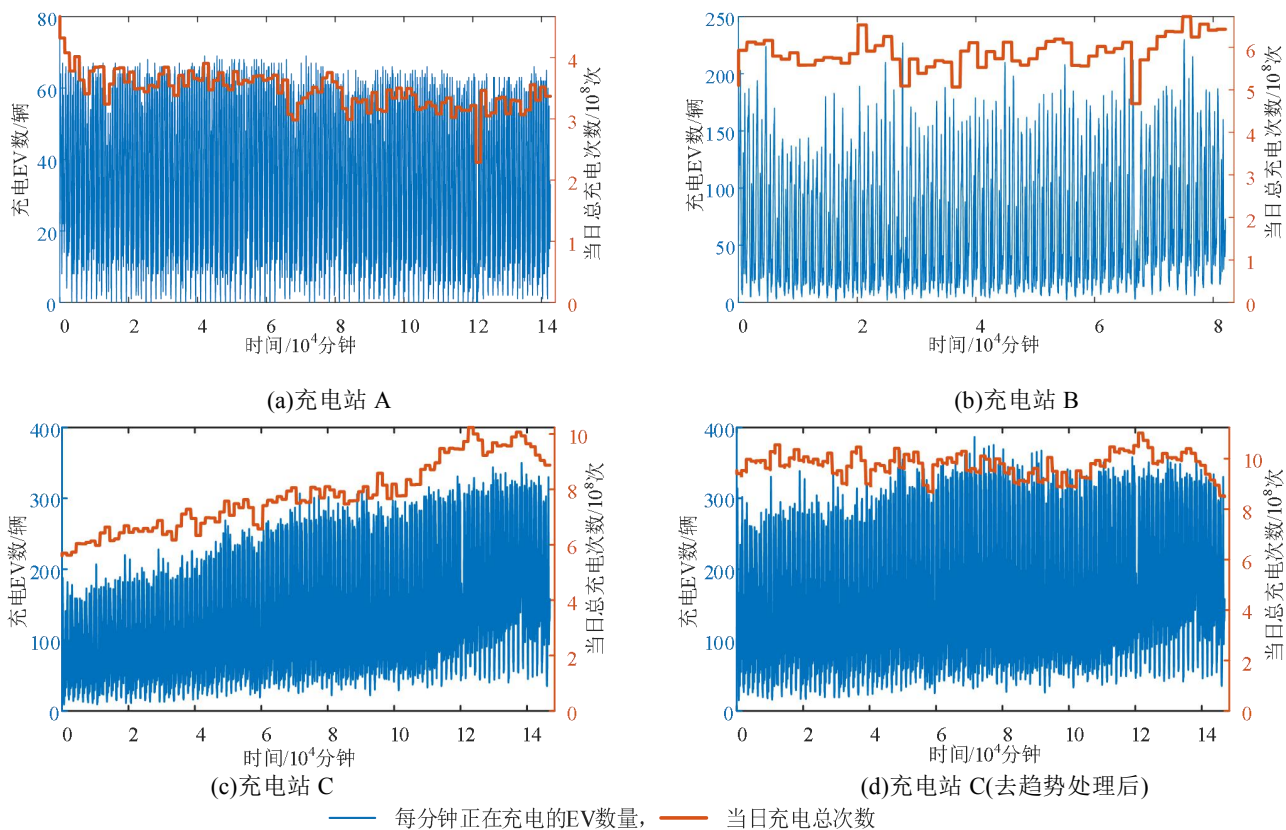


图 A1 充电站历史数据

Fig.A1 Historical data of charging stations

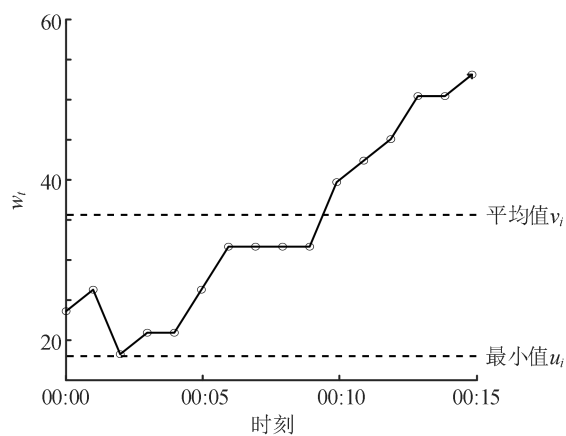


图 A2 时段内可用 EV 数量

Fig.A2 Available EV number in a period

附录 B

对任意给定方案 Ω_i ，均可通过原文式(13)–(15)、(17)、(19)单独计算得到对应的 CVaR。下面将对所有可能方案进行均匀抽样，继而对结果进行多项式拟合。由于方案为 3 维变量，为了表达简明起见，下文将以 2 维变量为例介绍拟合方法，建模中可直接扩展为 3 维模型下的方法。

首先，多项式的表达式为：

$$G(\Omega_i) = G(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{bmatrix} x^n \\ \vdots \\ x \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & \sigma_{n(n+1)/2} \\ 0 & \ddots & 0 & \sigma_{n(n+1)/2-1} & \vdots \\ \vdots & 0 & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \sigma_{n(n+1)/2-n+1} & \cdots & \ddots & \sigma_3 \\ \sigma_{n(n+1)/2-n} & \cdots & \cdots & \sigma_2 & \sigma_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y^n \\ \vdots \\ y \\ 1 \end{bmatrix}^T \quad (\text{B1})$$

式中： $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 分别为 2 维变量的 2 个维度； n 为抽样样本总数； σ_1 、 σ_2 、 $\cdots$ 、 $\sigma_{n(n+1)/2}$ 为多项式系数。

对每一时段的可能方案进行均匀抽样：

$$\begin{bmatrix} [0, 0] & \left[0, \frac{1}{d}y_{\max}\right] & \cdots & [0, y_{\max}] \\ \left[\frac{1}{d}x_{\max}, 0\right] & \left[\frac{1}{d}x_{\max}, \frac{1}{d}y_{\max}\right] & \cdots & \left[\frac{1}{d}x_{\max}, y_{\max}\right] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ [x_{\max}, 0] & \left[x_{\max}, \frac{1}{d}y_{\max}\right] & \cdots & [x_{\max}, y_{\max}] \end{bmatrix} \quad (\text{B2})$$

式中： $y_{\max}$ 为采样变量的最大取值。每个变量的最大取值可由式(12)给出范围。为了进一步避免充电不足的情况发生，当各随机变量的期望值和采样点使式(14)中的 $E_{\text{de_down},i} > 0$ 时，也将该点作为不可行点舍弃。

此时共有 $(d+1)^2$ 个样本以及 $n(n+1)/2$ 项的多项式。构造 Vandermonde 矩阵 $\mathbf{V}$ 、系数向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 以及计算所得 CVaR 向量 $\mathbf{c}$ ：

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} x_1^n & x_1^{n-1}y_1 & \cdots & 1 \\ x_2^n & x_2^{n-1}y_2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{(d+1)^2}^n & x_{(d+1)^2}^{n-1}y_{(d+1)^2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{B3})$$

$$\boldsymbol{\sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{n(n+1)/2} \\ \sigma_{n(n+1)/2-1} \\ \vdots \\ \sigma_1 \end{bmatrix}, \mathbf{c} = \begin{bmatrix} \text{CVaR}_1 \\ \text{CVaR}_2 \\ \vdots \\ \text{CVaR}_{(d+1)^2} \end{bmatrix} \quad (\text{B4})$$

$$\mathbf{V}\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{c} \quad (\text{B5})$$

系数向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 的值可由最小二乘法拟合：

$$\min \|\mathbf{V}\boldsymbol{\sigma} - \mathbf{c}\| \quad (\text{B6})$$

而上式可通过 QR 分解法求解得到系数向量 $\boldsymbol{\sigma}$ 。由此便可得到多项式函数 $G(\Omega_i)$ 。由于拟合过程均为线性计算，对计算性能要求较低。

附录 C

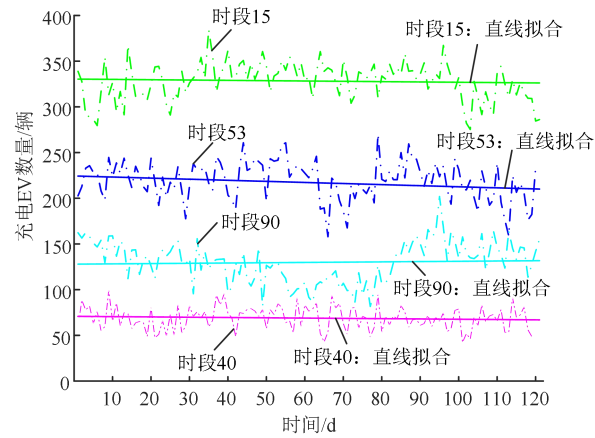


图 C1 充电站 C 的 EV 充电周期性
Fig.C1 EV charging periodicity of charging station C

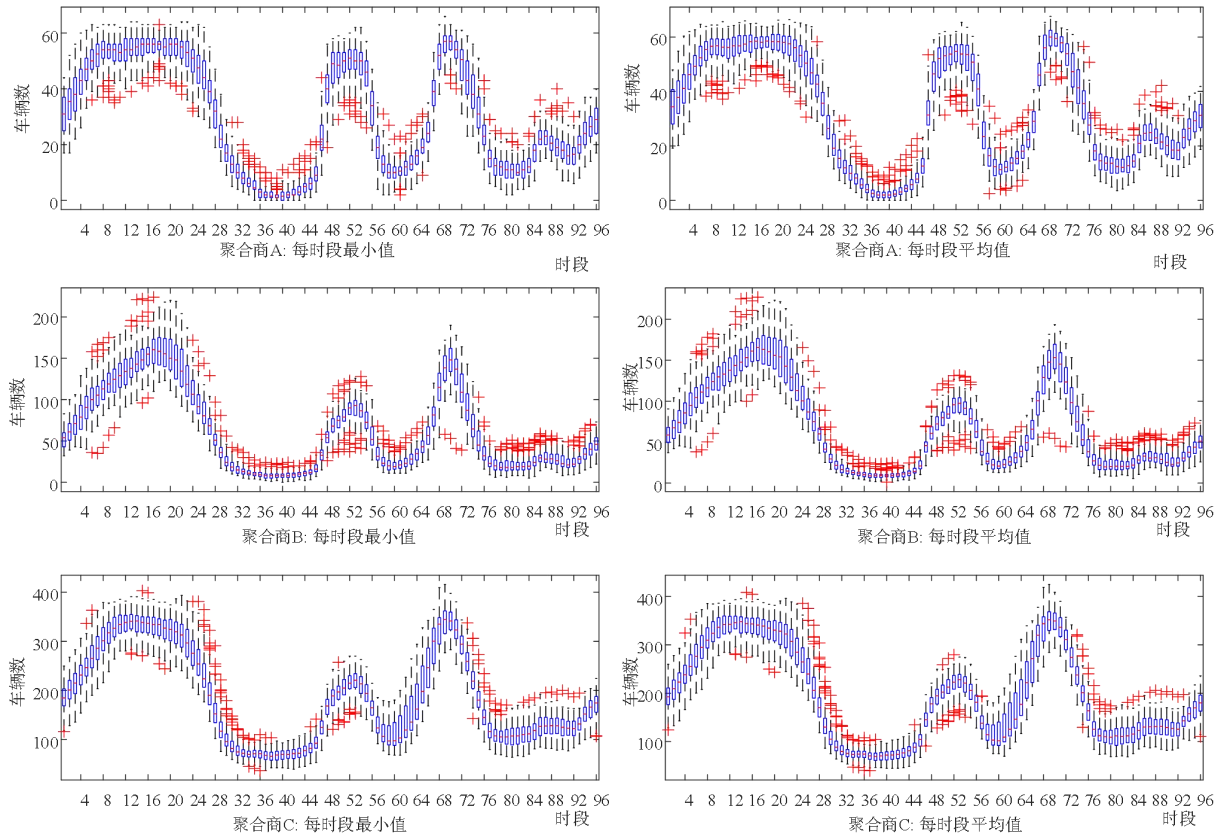


图 C2 充电 EV 数量箱型图
Fig.C2 Box plot of charging EV number

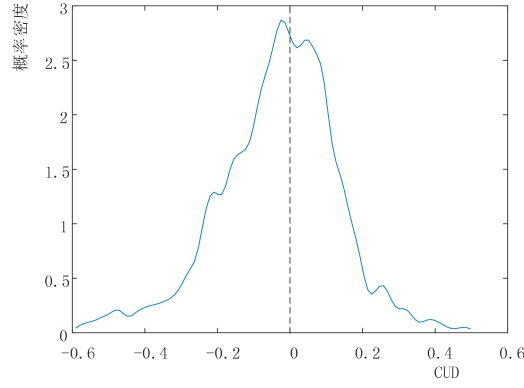


图 C3 CUD 的标准化分布
Fig.C3 Standardized distribution of CUD

CUD 进行标准化计算，即直接取调频信号进行积分，上下备用容量均为 1，时间间隔取备用时段长度 15 分钟，即修改式(9)为：

$$\varepsilon = 15 \text{ min}$$

$$\chi_t = \sum_t^{t+\varepsilon} \delta_{\text{up},t} + \delta_{\text{down},t}, t \in [1, t_{\max} - \varepsilon] \quad (\text{C1})$$

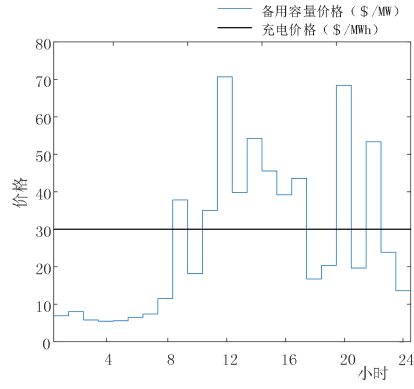


图 C4 相关市场价格
Fig.C4 Related market price

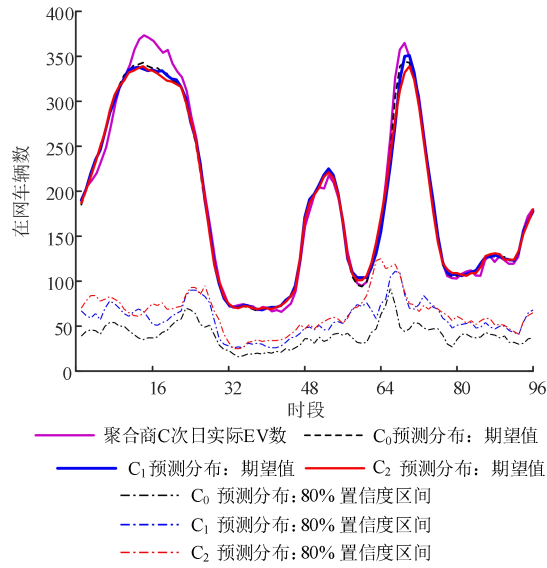


图 C5 聚合商 C 的充电 EV 数量分布
Fig.C5 Distribution of charging EV number for Aggregator C

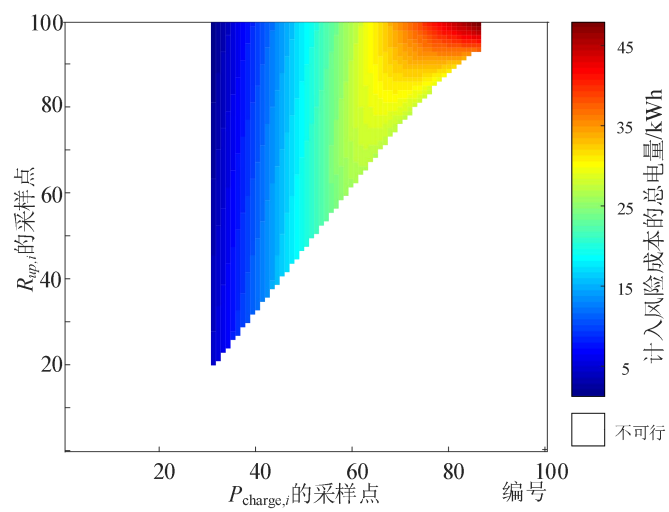


图 C6 不同采样方案下的风险成本热图

Fig.C6 Heat map of risk cost under different sampling schemes