

计及模糊随机不确定性的聚合商调度策略

张晶晶,李淑杨,齐先军,杨 熙

(合肥工业大学 新能源利用与节能安徽省重点实验室,安徽 合肥 230009)

摘要:可中断负荷响应行为中的随机和模糊因素通常同时存在,即统计规律本身包含高阶不确定性,针对高阶不确定性背景下的聚合商调度决策问题,在可中断负荷传统的削减率模糊模型的基础上考虑其随机性,建立模糊随机机会约束规划模型,求解可中断负荷的最优响应容量,并进行相应的风险评估。计及高阶不确定性的模糊随机模型和传统的模糊模型的算例对比结果表明,计及高阶不确定性的决策方法更稳健,能减小调度决策的风险,体现了响应可靠性对决策者利润的影响,可为聚合商的调度提供指导。

关键词:高阶不确定性;负荷聚合商;模糊随机机会约束规划;可靠性;风险

中图分类号:TM73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202210017

0 引言

居民用户可中断负荷(interruptible load, IL)具有较大的可调节潜力,负荷聚合商(load aggregator, LA)集成IL和用户侧分布式能源来参与需求响应(demand response, DR),有助于解决电力供应紧张的问题。但居民用户本身的响应行为具有不确定性,并且分布式电源存在出力预测偏差,这会对参与DR的LA的利润和可靠性产生不利影响^[1]。需求侧资源的不确定性将直接影响LA参与DR的资源集成策略^[2],目前考虑用户不确定性的优化调度问题已成为一个研究重点。随机事件和模糊事件都属于常见的不确定现象,对于随机性问题,可以通过建立概率模型模拟负荷的随机行为^[3],通常难以对不确定性的度量进行准确评估,且用户的响应具有模糊性的特点,现有许多研究采用模糊数来描述DR资源的不确定性^[4]。文献[5]将风电功率爬坡持续时间用六点模糊数进行模拟,采用悲观原则分析最坏场景下风电爬坡事件对出力的影响,有效解决了调度方案中风电功率爬坡速率的不确定性问题。文献[6]基于消费者心理学,采用模糊隶属度函数来表达可转移用户的实际转移率,拟合价格型DR场景下各时段的负荷。文献[7]建立三角形模糊数模拟IL在经济激励下的削减水平,制定模糊环境下LA参与响应的运营策略,基于模糊机会约束规划提出一种响应可靠性和风险的评估方法。

然而,在缺乏先验数据的支持时,电力系统的确定变量的概率分布函数难以精确获取,同一类负荷的行为偏好也难以保持一致性,这造成不确定性的统计规律本身包含不确定性,即高阶不确定性。决策问题往往复杂多变,随机和模糊2类因素在系统中通常同时存在,LA制定调度决策时应全面评估

决策的可靠性,以达到规避风险的目的,因此应尽可能地量化模型中存在的模糊随机高阶不确定性。而使用固定不变的模糊数模型无法准确模拟负荷的随机响应特点^[8],这导致系统无法做出最优调度决策,因此需要一种用于解决高阶不确定性问题的方法。文献[9]归纳不确定量概率分布自身的高阶不确定性产生的原因:概率模型的不完备性和数据的不准确直接关系预测结果的有效性。负荷的高阶不确定性和用电行为的多变性决定了IL响应率的概率模型难以精确估计。目前有研究在分析需求侧资源时认为传统的模糊模型不适用于模拟复杂多变的负荷行为,并建立基于模糊机会约束规划的随机优化调度模型。文献[10]将负荷预测偏差作为模糊随机变量来制定水火电厂的调度策略,并通过机会约束规划方法解决高阶不确定性规划问题。文献[11]将风速视为模糊随机变量,利用Weibull分布模拟风速的概率分布,并将分布函数的尺度和形状参数用模糊变量代替,分析风电不确定性对配电网电源规划的影响。目前关于调度问题的研究大多重点关注分布式发电出力的不确定性,而在需求侧资源集成策略的问题中,负荷响应的不确定性同样也是至关重要的影响因素。此外,上述研究未关注调度策略的潜在风险,传统的可靠性及风险评估指标难以适用于计及高阶不确定性的优化调度问题,有关成本/风险评估的问题还有待深入研究。

本文在激励型响应的背景下,考虑负荷高阶不确定性,采用模糊随机变量描述居民用户的削减率,同时考虑分布式光伏(photovoltaic, PV)发电和电动汽车(electric vehicle, EV)的出力不确定性,引入悲观值模型衡量调度成本,在满足响应可靠性约束的基础上,通过模糊随机机会约束规划确定LA最优调度容量,给出可靠性和风险的评估方法。通过算例分析高阶不确定性和模糊不确定性模型下LA的风

险,讨论DR资源调用量和可靠性与置信水平的关系,权衡LA参与投标的利润与风险,为LA制定调度决策提供参考。

1 模糊随机机会约束规划

模糊随机机会约束规划的建模思想为:在不确定环境下,约束条件成立的机会不低于预先给定的置信度。该规划的优化问题可表示为:

$$\begin{cases} \min & \bar{f} \\ \text{s.t.} & C_h\{f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq \bar{f}\}(\alpha_1) \geq \beta_1 \\ & C_h\{g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0\}(\alpha_2) \geq \beta_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}$ 分别为由决策变量、模糊随机变量构成的向量; $f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta})$ 为由模糊随机变量构成的目标函数; $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta})$ 为可测函数,是包含模糊随机变量的约束条件; α_1, α_2 为随机事件的给定置信度; β_1, β_2 为随机事件对应的约束条件成立的置信度; $\bar{f}$ 为目标函数 $f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta})$ 的 (α_1, β_1) 悲观目标值; $C_h\{\cdot\}$ 为模糊随机事件 $\{\cdot\}$ 的本原机会测度。

根据文献[12]的定义, $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}(\omega))$ 为模糊随机函数,假定 $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}(\omega))$ 可表示为:

$$g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}(\omega)) = h_0(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^n \eta_i \quad \omega \in \Omega \quad (2)$$

式中: ω 为随机变量; $\boldsymbol{\eta}(\omega) = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n]$ 由 n 个模糊随机变量 η_i 构成,各变量相互独立,变量 η_i 的隶属度函数 $\mu_{\eta_i}(\mathbf{x})$ 如式(3)所示; $h_0(\mathbf{x})$ 为一个多项式; Ω 为随机变量的样本空间。

$$\mu_{\eta_i}(\mathbf{x}) = \{\rho_i + b_i - d_i, \rho_i + b_i, \rho_i + b_i + d_i\} \quad (3)$$

式中: $\rho_i \sim N(v_i, \sigma_i^2)$, v_i, σ_i 分别为 ρ_i 的均值和标准差; b_i, d_i 均为正实数。

根据模糊随机变量的定义, η_i 可写为确定量、模糊变量和随机变量的组合形式,如式(4)所示。

$$\sum_{i=1}^n \eta_i = \sum_{i=1}^n b_i + \sum_{i=1}^n \xi_i + \sum_{i=1}^n v_i + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \quad (4)$$

式中: $\xi_i = \{-d_i, 0, d_i\}$, $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ 分别为模糊变量和随机变量。

本文中的约束条件以模糊随机事件成立的机会来体现。类比随机事件的概率以及模糊事件的可能性,针对模糊随机事件,学者提出本原机会测度的概念来衡量事件成立的机会,模糊随机事件的机会无法用一个实数来表示,本文将本原机会测度定义为一个函数。假设 $\boldsymbol{\eta}(\omega) = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n]$ 为定义在概率空间 (Ω, A, P_r) 上的模糊随机向量,其中 A 为概率空间的事件集合, P_r 为概率,则:

$$C_h\{g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0\}(\alpha) = \sup\left\{\beta \mid P_r\left\{\omega \in \Omega \mid C_r\{g(\boldsymbol{\eta}(\omega)) \leq 0\} \geq \beta\right\} \geq \alpha\right\} \quad (5)$$

式中: $C_r\{\cdot\}$ 为可信性测度; $\sup\{\cdot\}$ 表示取最小上界; α 为随机事件的给定置信度; β 为随机事件对应的约束条件成立的置信度。式(5)为模糊随机事件 $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0$ 的本原机会,其取值范围为 $(0, 1]$;对任意给定的 $\alpha \in (0, 1]$,也称 $C_h\{g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0\}(\alpha)$ 为模糊随机事件 $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0$ 的 α 机会。

模糊随机函数的 α 机会 $C_h\{g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\eta}) \leq 0\}(\alpha) \geq \beta$ 构成了模糊随机机会约束规划的约束,可以将其写为如下等价清晰模型:

$$\sum_{i=1}^n b_i + \sum_{i=1}^n v_i + (2\beta - 1) \sum_{i=1}^n d_i - \sum_{i=1}^n J_{\varepsilon_i}(\alpha) + h_0(\mathbf{x}) \leq 0 \quad (6)$$

式中: $J_{\varepsilon_i}(\alpha) = \sup\{J \mid J = \Phi^{-1}(1 - \alpha)\}$, Φ 为式(4)中 ε_i 的分布函数。

2 需求侧资源不确定性模型

2.1 IL响应不确定性模型

现有文献大多通过建立概率分布函数模拟IL用户响应行为的不确定性,但实际IL运行数据难以收集,无法得到精确的概率模型。本文考虑IL模糊模型的随机性,引入模糊随机变量来描述IL削减率的不确定性。

在激励型DR场景下,IL削减率受激励水平和用户对激励的敏感程度影响,结合用户心理学,利用三角模糊随机变量 $\tilde{\lambda}_i$ 表示IL削减率,如式(7)所示。

$$\tilde{\lambda}_i = \{\rho_i \Delta x_i - d_i, \rho_i \Delta x_i, \rho_i \Delta x_i + d_i\} \quad (7)$$

式中: Δx_i 为激励水平。此处: ρ_i 为激励敏感系数,表示用户对激励的敏感程度,符合正态分布; d_i 为削减率最大偏差,其值随着激励水平的提高而递减,并且满足式(8)。

$$d_i = -k \Delta x_i + d_0 \quad (8)$$

式中: k 为正实数; d_0 为 $\Delta x_i = 0$ 时 $\tilde{\lambda}_i$ 的初始最大偏差。

$\tilde{\lambda}_i$ 的隶属度函数 $u(\tilde{\lambda}_i)$ 可表示为:

$$u(\tilde{\lambda}_i) = \begin{cases} \frac{\tilde{\lambda}_i - \lambda_{i, \text{low}}}{\lambda_{i, \text{avg}} - \lambda_{i, \text{low}}} & \lambda_{i, \text{low}} \leq \tilde{\lambda}_i \leq \lambda_{i, \text{avg}} \\ \frac{\lambda_{i, \text{up}} - \tilde{\lambda}_i}{\lambda_{i, \text{up}} - \lambda_{i, \text{avg}}} & \lambda_{i, \text{avg}} < \tilde{\lambda}_i \leq \lambda_{i, \text{up}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\lambda_{i, \text{up}}, \lambda_{i, \text{low}}, \lambda_{i, \text{avg}}$ 分别为IL削减率的上限、下限、平均值,如式(10)所示。

$$\begin{cases} \lambda_{i, \text{up}} = \rho_i \Delta x_i + d_i \\ \lambda_{i, \text{avg}} = \rho_i \Delta x_i \\ \lambda_{i, \text{low}} = \rho_i \Delta x_i - d_i \end{cases} \quad (10)$$

将IL削减率 $\tilde{\lambda}_i$ 改写为式(4)的形式,即:

$$\tilde{\lambda}_i = \xi_i + v_i + \varepsilon_i \quad (11)$$

$$\xi_i = \left\{ -(-k\Delta x_i + d_0), 0, -k\Delta x_i + d_0 \right\} \quad (12)$$

$$v_i = v\Delta x_i \quad (13)$$

$$\varepsilon_i \sim N\left(0, (\sigma\Delta x_i)^2\right) \quad (14)$$

式中: v 为 IL 激励敏感系数的均值; σ 为 IL 激励敏感系数的标准差。

2.2 用户侧分布式能源的出力形式

LA 可控资源包括 IL、用户侧分布式能源, 如 PV、EV。PV 出力预测方法参考文献[13-14], 用 P_{PV} 表示 PV 出力预测值, LA 根据调度决策调用 PV 资源。在 LA 引导的有序充放电行为下, 可以用均匀分布模拟 EV 开始接入充电桩的时间点, 如式(15)所示。

$$f_D(t) = \begin{cases} \frac{1}{9} & t \in [11, 16] \cup [18, 22] \\ 0 & t \notin [11, 16] \cup [18, 22] \end{cases} \quad (15)$$

式中: $f_D(t)$ 为 t 时段 EV 开始接入充电桩的概率密度函数。假设私家车的日行驶里程呈对数正态分布^[7]。根据 EV 开始接入充电桩的时间点, 可得到各时段与充电桩连接的 EV 数量, 根据私家车的日行驶里程的分布规律, 可模拟当日行驶结束后电池的剩余电量, 由此可预测各时段 EV 的出力 P_{EV} 。

设 r_{PV1} 、 r_{PV2} 和 r_{EV1} 、 r_{EV2} 均为三角隶属度函数, 且其值均大于 0。受天气及用户行为方式的影响, 采用三角模糊数对 PV、EV 的预测出力波动区间 $\tilde{P}_{PV}$ 、 $\tilde{P}_{EV}$ 进行描述, 分别如式(16)、(17)所示。

$$\tilde{P}_{PV} = \{r_{PV1}P_{PV}, P_{PV}, r_{PV2}P_{PV}\} \quad (16)$$

$$\tilde{P}_{EV} = \{r_{EV1}P_{EV}, P_{EV}, r_{EV2}P_{EV}\} \quad (17)$$

EV 实际调用量是决策变量, 不仅取决于 EV 能够达到的预测出力, 而且受 DR 需求量和调度成本的限制。LA 根据调度计划, 调用与充电桩连接的部分 EV, 使其放电参与响应。

3 LA 资源调度决策模型

LA 调度策略由 DR 任务要求和负荷响应特点共同决定。本文研究 LA 在接受市场下达的响应任务和参与市场投标 2 种不同场景下的资源调度问题。在接受市场下达的响应任务场景下, LA 应在完成给定容量调度任务的前提下使调度成本最小化。为了充分发挥负荷的削减潜力, LA 也可参与市场投标, 根据可控资源总量最大限度整合资源参与响应, 并将总的响应可信容量(response credible capacity, RCC)上报给市场。

3.1 目标函数

在接受市场下达的响应任务的场景下, LA 调度成本最小化的目标函数为:

$$\min F = f_{\inf, IL} + f_{PV} + f_{EV} \quad (18)$$

$$\tilde{f}_{IL} = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{N_{IL}} p_i \Delta x_{i,t} \tilde{\lambda}_{i,t} P_{IL,i,t} n_{IL,i} \quad (19)$$

$$f_{\inf, IL} = \inf \left\{ r \mid C_h \{ \tilde{f}_{IL} \leq r \} (\alpha_1) \geq \beta_1 \right\} \quad (20)$$

$$f_{PV} = \sum_{t=1}^T \rho_{PV} \Delta P_{PV,t} \quad (21)$$

$$f_{EV} = \sum_{t=1}^T \rho_{EV1} (\Delta P_{EV,t}^2 + \rho_{EV2} \Delta P_{EV,t}) \quad (22)$$

式中: F 、 f_{PV} 、 f_{EV} 分别为 LA、PV、EV 的调度成本; $\tilde{f}_{IL}$ 为 IL 调度成本的模糊随机变量, $f_{\inf, IL}$ 为 $\tilde{f}_{IL}$ 的 (α_1, β_1) 悲观值, $\alpha_1, \beta_1 \in (0, 1)$, 以成本函数的悲观值最小化为优化目标, 可建立不确定机会约束规划模型^[15]; T 为调度总时段数; N_{IL} 为用户类别数; p_i 为 t 时段的电价, $\Delta x_{i,t}$ 为 t 时段第 i 类 IL 的激励水平, 以经济激励作为用户参与响应的补偿, 激励水平和实时电价的乘积为 LA 支付给用户的响应单价; $\tilde{\lambda}_{i,t}$ 为 t 时段第 i 类 IL 削减率的模糊随机变量; $P_{IL,i,t}$ 为 t 时段第 i 类 IL 的基线负荷; $n_{IL,i}$ 为第 i 类 IL 的用户数量; $\inf \{ \cdot \}$ 表示取下界; r 为使式(20)成立的最小实数; ρ_{PV} 为 PV 资源调度单价; $\Delta P_{PV,t}$ 为 t 时段 LA 实际调用的 PV 容量; ρ_{EV1} 、 ρ_{EV2} 为调度成本参数; $\Delta P_{EV,t}$ 为 t 时段实际调用的 EV 功率。EV 接受 LA 的调度会影响其效用, 同时深度放电将会导致电池寿命损耗, 以放电后车载电池荷电状态不低于 20% 为放电限制, EV 的调度成本为式(22)所示的二次函数^[16], 该类函数为凸函数, 具有非递减的性质, LA 调用的 EV 容量越大, 单位容量的调用成本越高。

3.2 约束条件

IL 削减率满足式(23)所示约束。

$$\lambda_i^{\min} \leq \varepsilon_i \Delta x_{i,t} \leq \lambda_i^{\max} \quad (23)$$

式中: $\lambda_i^{\max}$ 、 $\lambda_i^{\min}$ 分别为第 i 类 IL 削减率的上、下限。PV、EV 实际出力分别满足模糊机会约束式(24)、(25)。

$$C_r \{ 0 \leq \Delta P_{PV,t} \leq \tilde{P}_{PV}^{\max} \} \geq \gamma_1 \quad (24)$$

$$C_r \{ 0 \leq \Delta P_{EV,t} \leq \tilde{P}_{EV}^{\max} \} \geq \gamma_2 \quad (25)$$

式中: $\tilde{P}_{PV}^{\max}$ 、 $\tilde{P}_{EV}^{\max}$ 分别为模糊参量表示的 PV、EV 出力上限值; γ_1 、 γ_2 为置信度, 分别表示对 PV、EV 出力施加的机会约束。

LA 的响应总容量也要满足一定的约束条件, IL 响应总容量是模糊随机变量, 其约束条件以本原机会的形式表示, 用模糊随机机会约束表示, 如式(26)所示。

$$C_h \left\{ \sum_{i=1}^{N_{IL}} \tilde{\lambda}_{i,t} P_{IL,i,t} n_{IL,i} + \Delta P_{PV,t} + \Delta P_{EV,t} \geq \Delta P_{LA,t} \right\} (\alpha_2) \geq \beta_2 \quad t=1, 2, \dots, T \quad (26)$$

式中: $\Delta P_{LA,t}$ 为市场规定的 t 时段 LA 响应任务规定容量。

4 求解方法

求解模糊随机机会约束规划问题的关键是处理机会约束,常见思路是将其转化为清晰等价模型,再用传统的求解方法对清晰等价模型进行求解。式(26)可转化为如下清晰等价模型:

$$\sum_{i=1}^{N_{IL}} P_{IL,i,t} n_{IL,i} [v_i + J_{\varepsilon,i}(\alpha_2) - (2\beta_2 - 1)d_{i,t}] + \Delta P_{PV,t} + \Delta P_{EV,t} \geq \Delta P_{LA,t} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (27)$$

式中: $J_{\varepsilon,i}(\alpha_2) = \sup \{J | J = \Phi^{-1}(1 - \alpha_2)\}$, Φ 为式(14)中 ε_i 的分布函数; $d_{i,t}$ 为 t 时段第 i 类 IL 削减率的最大偏差。

同理将式(20)中 $f_{inf,IL}$ 转化为清晰等价模型,如式(28)所示。

$$f_{inf,IL} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_{IL}} p_t P_{IL,i,t} n_{IL,i} \Delta x_{i,t} [v_i - J_{\varepsilon,i}(\alpha_1) - (2\beta_1 - 1)d_{i,t}] \quad (28)$$

式中: $J_{\varepsilon,i}(\alpha_1) = \sup \{J | J = \Phi^{-1}(1 - \alpha_1)\}$ 。

将 PV、EV 出力的模糊机会约束转化为:

$$(2 - 2\gamma_1)r_{PV2}P_{PV,t} + (2\gamma_1 - 1)r_{PV1}P_{PV,t} \geq \Delta P_{PV,t} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (29)$$

$$(2 - 2\gamma_2)r_{EV2}P_{EV,t} + (2\gamma_2 - 1)r_{EV1}P_{EV,t} \geq \Delta P_{EV,t} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (30)$$

通过等价转化,模糊随机机会约束规划问题被转化为混合整数规划问题,决策变量为 $\Delta x_{i,t}$ 、 $\Delta P_{PV,t}$ 、 $\Delta P_{EV,t}$,通过 MATLAB 调用 YALMIP 工具箱进行求解,求解器使用 CPLEX。

5 LA 响应可靠性评估

LA 的不确定性会给系统带来不利影响,可能造成供需不平衡的后果,因此,应评估 LA 的响应可靠性,制定合理的风评估模型。

5.1 LA 的 RCC

本文利用 RCC 和响应容量可信度(response capacity credit in percent, RCCP)来衡量 LA 的响应潜力和可靠性^[7]。RCC 为在参与市场投标场景下 LA 实际响应容量能够在给定置信水平下提供的最大投标容量。RCCP 表示 RCC 与 LA 可控容量的比值,用于衡量 LA 的资源整合能力。在参与市场投标场景下,LA 最大限度整合资源参与响应,在满足式(23)~(26)约束的前提下评估 RCC,并将 RCC 作为投标容量上报给市场。RCC 与 RCCP 的计算公式分别如式(31)、(32)所示。

$$R_{t,\alpha_2,\beta_2}^{CC} = \max \left\{ \sum_{i=1}^{N_{IL}} \tilde{\lambda}_{i,t} P_{IL,i,t} n_{IL,i} + \Delta P_{PV,t} + \Delta P_{EV,t} \right\} \quad (31)$$

$$R_{t,\alpha_2,\beta_2}^{CCP} = \frac{R_{t,\alpha_2,\beta_2}^{CC}}{N_t^C} \times 100\% \quad (32)$$

式中: $R_{t,\alpha_2,\beta_2}^{CC}$ 、 $R_{t,\alpha_2,\beta_2}^{CCP}$ 分别为 t 时段的 RCC、RCCP, α_2 、 β_2 为式(26)中机会约束的置信度; N_t^C 为 t 时段 LA 响应资源可控容量。

5.2 LA 的收益及风险度量

LA 参与 DR 会获得市场运营商的补偿价格,并向需求侧资源支付购电成本,考虑响应容量不足的风险成本, t 时段的 LA 收益 $P_{rofit,t}$ 为:

$$P_{rofit,t} = p_{LA,t} \Delta P_{LA,t} - F_t - C_{risk,t}, \quad p_{LA,t} = \eta p_t \quad (33)$$

$$C_{risk,t} = \sum_{i=1}^T \pi_i E_{RCNS,i}, \quad \pi_i = \delta p_{LA,t} \quad (34)$$

$$E_{RCNS,t} = \Delta P_{LA,t} - \sum_{i=1}^{N_{IL}} \tilde{\lambda}_{i,t} P_{IL,i,t} n_{IL,i} - \Delta P_{PV,t} - \Delta P_{EV,t} \quad (35)$$

式中: $p_{LA,t}$ 为 t 时段市场给 LA 的补偿价格; F_t 为 t 时段 LA 购买 DR 资源的成本; $C_{risk,t}$ 为 t 时段的 LA 风险成本; η 为收益系数; π_i 为 t 时段市场对 LA 违约量的惩罚单价; δ 为惩罚系数; $E_{RCNS,t}$ 为 t 时段 LA 的响应容量不足期望^[7](expected response capacity not supplied, ERCNS)。

LA 以一定的置信度满足约束条件,由于负荷的不确定性,LA 存在响应容量不足的风险,可能受到市场惩罚。若 LA 实际响应容量达不到响应任务规定容量,则使用 ERCNS 衡量计划响应容量和实际响应容量的差值,该值可通过模糊随机模拟方法得到,具体求解步骤如附录 A 所示。若响应容量达到任务规定容量或投标容量,则不计 ERCNS。对于式(35)中的 $\Delta P_{LA,t}$,在接受市场下达的响应任务场景下,其为 LA 的响应任务规定容量,在参与市场投标场景下,其为 LA 的投标容量。

6 算例分析

6.1 算例条件

对包含某城区 6000 户居民用户 LA 的 DR 模型进行研究,IL 种类划分及其参数见附录 B 表 B1,各时段用户负荷见附录 B 图 B1。该城区的 PV 和 EV 资源参与调用,设 PV 安装容量为 1000 kW,可调 EV 数量为 1000 辆, PV 和 EV 的预测出力如附录 B 图 B2 所示。模糊隶属度参数 r_{PV1} 、 r_{PV2} 分别取为 0.8 和 1.2, r_{EV1} 、 r_{EV2} 分别取为 0.85 和 1.15, $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.95$, $\rho_{PV} = 0.78$ 元/(kW·h), $\rho_{EV1} = 10^{-3}$, $\rho_{EV2} = 7 \times 10^3$, α_1 、 β_1 、 α_2 、 β_2 均取为 0.90。10:00—12:00 和 16:00—22:00 为用电高峰时段,00:00—08:00 为用电低谷时段,其余时段为平时段,采用分时电价机制,峰、平、谷时段电价分别为 0.74、0.52、0.36 元/(kW·h)。

6.2 不同场景下的 LA 优化调度分析

LA 调度策略由 DR 任务要求和负荷响应特点共同决定。LA 接受响应任务,在调度成本最小的前提下完成给定容量的调度任务。为了充分发挥负

荷的削减潜力,设置3种场景进行对比分析:场景1为接受市场下达的响应任务场景,响应总容量为2000 kW;场景2为接受市场下达的响应任务场景,响应总容量为4000 kW;场景3为参与市场投标场景。表1给出了3种场景下时段13的LA响应容量。

表1 不同场景下的LA响应容量

Table 1 LA's response capacity under different scenarios

场景	响应总容量/kW	IL响应容量/kW	PV响应容量/kW	EV响应容量/kW
1	2000	1966.1	0	33.9
2	4000	2923.0	705	372.0
3	4701	3399.0	705	596.0

由表1可知:在场景1、2下,LA优先调用价格低的资源以寻求最低成本,在完成2000 kW的响应任务时,当EV成本低于PV时,优先调用EV,但EV成本与响应容量间满足二次函数关系,随着响应容量的增大,单位容量调用成本快速上升,为了减少成本,PV调用量逐渐超过EV,在响应任务为4000 kW时,PV已全部参与响应;场景3下的响应总容量、IL响应容量、EV响应容量均大于场景1、2,参与市场投标的DR方式能最大限度发挥LA的响应潜力,此时IL、PV、EV的响应容量均达到最大值,RCC为4701 kW,该值可作为LA的投标容量上报。

6.3 置信水平对LA调度策略的影响

在机会约束规划问题中,决策变量满足约束条件的概率应不小于某一置信度,选择较高的置信度意味着LA应具有较高的响应可靠性,因此LA根据自身对于风险的规避程度选择 α_2 、 β_2 。在场景2下,分别改变 α_2 、 β_2 ,IL响应容量与LA调度成本 F 如表2所示。随着置信度的增加,不确定性高的IL响应容量减少。 $\beta_2=0.90$ 时, α_2 由0.80增至0.95,IL响应容量由2952 kW减至2897 kW,此时PV响应容量已达到最大值,为满足响应任务要求,EV响应容量增加,这导致LA调度成本由2933元增至3079元。同理, $\alpha_2=0.90$ 时,随着 β_2 的增加,IL响应容量减少,EV响应容量增加,LA调度成本增加。在场景2下,负荷的激励水平未达到最大值,由式(8)可知,此时隶属度参数的偏差 d_i 较大,不确定性较大,为满足响应可

表2 不同置信度下的IL响应容量与LA调度成本

Table 2 IL response capacity and LA dispatching cost under different confidence degrees

α_2	β_2	IL响应容量/kW	F /元
0.80	0.90	2952	2933
0.95	0.90	2897	3079
0.90	0.90	2923	3012
0.90	0.80	2930	2931
0.90	0.95	2919	3051

靠性要求,LA减少对IL的调用,更倾向于调用EV。同时,随着EV响应容量的增加,LA调度成本增加。

6.4 RCC影响因素分析

以6.2节场景3下的时段13为例,在 $[0.8,1)$ 范围内调节置信度 α_2 、 β_2 的取值,LA的RCC如图1所示。随着置信度 α_2 、 β_2 的增加,LA的RCC由4803 kW减至4510 kW,RCCP也减少5.5%。 $\alpha_2=0.90$ 时, β_2 由0.80增至0.99,RCC减少75 kW; $\beta_2=0.90$ 时, α_2 由0.80增至0.99,RCC减少218 kW。置信度的增加导致满足机会约束的RCC减少,且 α_2 比 β_2 增加导致RCC减少得更多。

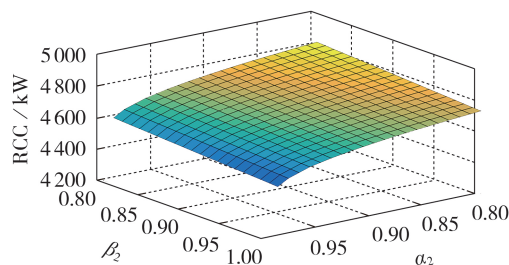
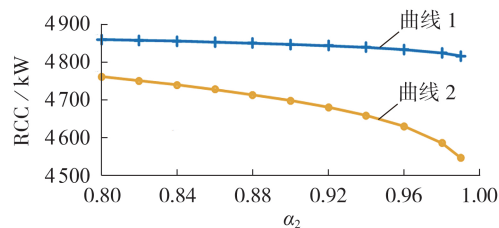


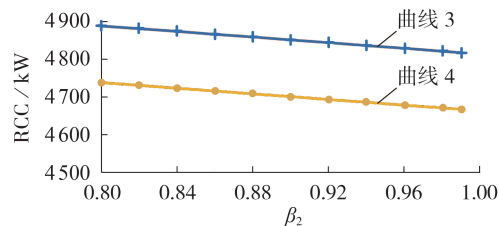
图1 不同置信度下LA的RCC

Fig.1 RCC of LA under different confidence degrees

图2给出了将 α_2 和 β_2 其中之一固定为0.90,改变另一个变量时RCC的变化趋势。根据式(6)给出的约束条件的清晰等价模型,置信度 α_2 制约模型中随机参数引起的不确定性,置信度 β_2 制约模型中模糊隶属度参数引起的不确定性。曲线2和曲线4表明,模型中随机参数 σ 引起的不确定性较大,因而RCC随着 α_2 增加而减小的速度大于随着 β_2 增加而减小的速度。随机参数减至 $\sigma'=0.2\sigma$ 时,RCC的变



(a) α_2 改变



(b) β_2 改变

— σ' 下, — σ 下

图2 不同随机参数下RCC的变化趋势

Fig.2 RCC variation trend under different random parameters

化趋势如曲线1和曲线3所示,曲线1比曲线3平缓,这表明此时RCC随着 α_2 增加而减小的速度小于随着 β_2 增加而减小的速度。此外,曲线1和曲线3呈现出与曲线2和曲线4不同的变化趋势,这是因为 σ' 小于 σ ,随机参数引起的不确定性减小,从而导致不同随机参数下结果的差异。

图2(a)中的曲线1和曲线2在 α_2 接近1时快速下降,这符合式(27)中 $J_{e,i}$ 函数的变化规律,该变化规律与选择正态分布模型来模拟变量的随机性有关。随机参数由 σ 减小为 σ' 后的RCC增大,这表明降低IL削减率的随机性可使RCC增大,提高响应的可靠性。可知,模糊随机变量的参数选取影响LA投标的可信容量,置信度对RCC的影响程度存在差异,LA参与市场投标应根据不同的IL削减率选取合理的置信度。

6.5 LA调度风险分析

6.5.1 LA的ERCNS

采用不同的不确定性模型会影响LA的调度决策,分别利用模糊随机高阶不确定性模型和传统的模糊模型来衡量IL削减率的不确定性,比较2种模型下实际LA参与响应可能存在的欠响应以及响应容量不足造成的风险成本。假定LA参与以下DR场景:场景a,接受市场下达的响应任务场景,响应总容量为4000 kW,考虑IL的高阶不确定性;场景b,接受市场下达的响应任务场景,响应总容量为4000 kW,仅考虑IL的模糊不确定性;场景c,参与市场投标场景,考虑IL的高阶不确定性;场景d,参与市场投标场景,仅考虑IL的模糊不确定性。

场景b和场景d仅考虑模糊不确定性,采用文献[7]的模糊机会约束规划方法实现场景b和场景d的优化,取置信度 $\beta_2=0.90$ 。设LA收益系数 $\eta=5$,惩罚系数 $\delta=10$,场景c和场景d下以投标容量作为 $\Delta P_{LA,t}$ 来计算 $E_{RCNS,t}$,4种场景下LA的 $E_{RCNS,t}$ 和 $P_{rofit,t}$ 如表3所示。场景c下的 $E_{RCNS,t}$ 比场景a减少4.8 kW,这是因为IL削减率模型的不确定性随着激励水平的提高而减小,相较于场景a,场景c下能充分激励可控资源的响应潜力,激励水平达到最大值,响应容量的不确定性较小,场景d下的 $E_{RCNS,t}$ 小于场景b同理。

表3 不同场景下的LA风险和获利对比

Table 3 LA's risk and profit comparison among different scenarios

场景	响应补偿/元	F /元	$C_{risk,t}$ /元	$P_{profit,t}$ /元	$E_{RCNS,t}$ /kW
a	10400.0	3011.8	1341.6	6046.6	25.8
b	10400.0	2704.3	1554.8	6140.9	29.9
c	12222.6	4371.6	1092.0	6759.0	21.0
d	12711.4	4218.5	1357.2	7135.7	26.1

对比场景c和场景d的结果可知,仅考虑模糊不确定性的场景d下的LA响应补偿、 $E_{RCNS,t}$ 、 $C_{risk,t}$ 均更大,这是因为仅考虑一种不确定性的模型评估的RCC偏大,向日前市场上报的投标容量偏大,因此获得更大的响应补偿,但在实际响应中容易出现响应容量不足的情况。因此,考虑高阶不确定时响应容量的评估更保守,RCC估值与实际响应容量的差值可能更小,降低了实际响应时容量不足的风险。同时,计及高阶不确定性时,LA需要投入更多的成本来激励用户参与响应,以确保用户更高的可靠性。综上可知,当 $\eta=5$ 、 $\delta=10$ 时,相较于仅考虑模糊不确定性的场景,考虑高阶不确定性的场景时预期收益偏低,成本偏高,但能有效规避决策的风险,适用于保守型决策者制定稳健的策略。当 $\delta=50$ 、市场惩罚力度增大时,4种场景下LA的风险和获利如附录C表C1所示。与表3对比可知,市场惩罚力度增大,计及高阶不确定性的场景比仅计及模糊不确定性的场景具有更低的风险成本,惩罚系数高的情况下计及高阶不确定性的场景的LA利润显著高于仅计及模糊不确定性的场景。在惩罚力度较大时计及高阶不确定性有利于LA规避风险,提高利润。因此,全面考虑模型存在的不确定因素,能更准确地衡量响应的可靠性和经济性,有利于LA权衡风险和利润,合理制定运营策略。

6.5.2 市场惩罚力度和置信度对LA收益的影响

为了分析市场惩罚力度和置信度对LA收益的影响,设 $\eta=4$,在不同的惩罚系数 δ 下,分别在 $\beta_2=0.90$ 时调整 α_2 取值以及 $\alpha_2=0.90$ 时调整 β_2 取值,得到的LA收益分别如图3(a)、(b)所示。

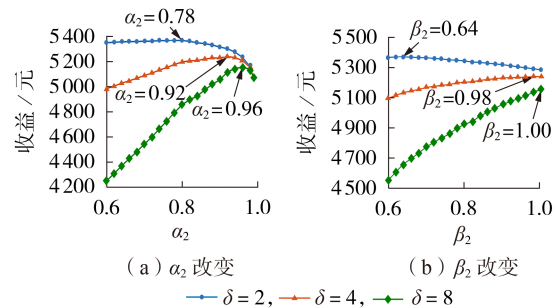


图3 α_2 或 β_2 改变时的LA收益曲线

Fig.3 LA income curves when α_2 or β_2 changes

LA根据市场惩罚力度选择最优投标策略。置信度的取值影响机会约束规划问题的决策,置信度越高,约束条件越严格,制定的投标策略具有相对更高的可靠性。在时段13,LA分别以不同置信度向市场投标,将RCC作为该时段的投标容量。图3(a)中,在 δ 分别为2、4、8时,分别在 α_2 取值0.78、0.92、0.96时获得最大收益,收益依次降低;图3(b)中,在 δ

分别为2、4、8时,分别在 β_2 取值0.64、0.98、1.00时获得最大收益,收益也依次降低。当置信度较低时,LA响应的风险成本增加导致收益较低,在置信度接近1.00时收益也下降,这是由于LA为满足可靠性要求减少投标容量,造成利润减少。图3(a)比图3(b)中置信度接近1.00时的收益下降趋势更明显,结合图2中曲线1、2的变化规律可知, α_2 接近1.00时,RCC大幅下降,市场给予LA的补偿减小,从而导致LA收益下降。综上,随着 δ 的增大,LA最大收益降低,置信度对收益的影响显著,最佳置信度趋近于1.00,这表明较高的风险使LA选择更高的置信度,以提高响应的可靠性来规避惩罚。

7 结论

模糊和随机2类不确定因素在负荷调度问题中往往同时存在,本文在传统的模糊数模型的基础上,考虑模型存在的随机性,以本原机会测度作为响应可靠性的约束,通过模糊随机机会约束规划得到LA最优调度决策,比较考虑IL高阶不确定性和模糊不确定性的响应可靠性,讨论不同置信度下的调度策略,权衡收益与风险的动态关系,得到结论如下。

1)本文采用模糊随机机会约束规划方法指导LA的调度策略,分别比较接受市场下达的响应任务场景和参与市场投标场景下各类资源的调用容量、风险及获利情况,与仅计及模糊不确定性的优化策略相比,本文考虑高阶不确定性的调度方案更稳健,降低了响应容量不足的风险,对LA运营策略和风险评估有指导意义。

2)在不同的市场惩罚力度下,响应可靠性对决策者利润的影响较大,收益与风险的关系是LA制定调度计划的重要参考,LA根据市场对响应容量的补偿及惩罚力度选择最优的机会约束置信度。响应容量的置信度影响各类资源的容量配比,置信度和随机参数的选取也影响RCC的大小。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 程浩原,艾芊,孙东磊,等.多微电网虚拟备用模型在计及不确定性的需求侧资源分配中的应用[J].电力自动化设备,2022,42(2):210-216.
- [2] 崔杨,周慧娟,仲悟之,等.考虑源荷两侧不确定性的含风电电力系统低碳调度[J].电力自动化设备,2020,40(11):85-93.
- [3] 李军徽,张嘉辉,穆钢,等.计及负荷峰谷特性的储能调峰日前优化调度策略[J].电力自动化设备,2020,40(7):128-133,140.
- [4] 杨世博,孙亮,陈立东,等.计及分时电价的含冷热电联供型微电网的配电网系统协调优化调度[J].电力自动化设备,2021,41(4):15-23.
- [5] 季峰,蔡兴国,岳彩国.含风电场电力系统的模糊鲁棒优化调度[J].中国电机工程学报,2014,34(28):4791-4798.
- [6] 赵冬梅,宋原,王云龙,等.考虑柔性负荷响应不确定性的多时间尺度协调调度模型[J].电力系统自动化,2019,43(22):21-30.
- [7] 张晶晶,张鹏,吴红斌,等.负荷聚合商参与需求响应的可靠性及风险分析[J].太阳能学报,2019,40(12):3526-3533.
- [8] 郭志坚,孙晓君.基于粒子群算法的随机和模糊混合机会约束规划研究[J].微计算机信息,2006,22(2):174-175,178.
- [9] 周安平,杨明,赵斌,等.电力系统运行调度中的高阶不确定性及其对策评述[J].电力系统自动化,2018,42(12):173-183.
- [10] 吴杰康,唐力.含不确定性负荷的水火电力系统随机优化调度[J].中国电机工程学报,2012,32(28):36-43.
- [11] 高鹏,陈红坤,张光亚,等.主动配电网中消纳高渗透率风电的风电源规划[J].电力系统自动化,2018,42(15):39-46,93.
- [12] 刘宝碁.不确定规划及应用[M].北京:清华大学出版社,2003:213-216.
- [13] FANG X, GUO Q, ZHANG D X, et al. Capacity credit evaluation of photovoltaic generation based on system reserve capacity[C]//2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Shanghai, China; IEEE, 2012: 1-4.
- [14] 吴红斌,白雪,王蕾.基于序贯蒙特卡洛模拟的风光储发电系统可靠性评估[J].太阳能学报,2017,38(6):1501-1509.
- [15] 元尧,王瑛,孟祥飞,等.基于乐观值和悲观值的不确定机会约

束规划模型及应用[J]. 系统工程与电子技术,2019,41(2): 336-341.

QI Yao,WANG Ying,MENG Xiangfei,et al. Model and application of uncertain chance-constrained programming based on optimistic and pessimistic value[J]. Systems Engineering and Electronics,2019,41(2):336-341.

- [16] SAMADI P,MOHSENIAN-RAD H,SCHOBER R,et al. Advanced demand side management for the future smart grid using mechanism design[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2012, 3(3):1170-1180.

作者简介:



张晶晶

张晶晶(1977—),女,副教授,博士,主要研究方向为电力系统规划及可靠性、电力系统继电保护(E-mail: dragonzjj@126.com);

李淑杨(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向为需求响应建模(E-mail: 490997883@qq.com)。

(编辑 王锦秀)

Dispatching strategy of aggregator considering fuzzy random uncertainty

ZHANG Jingjing,LI Shuyang,QI Xianjun,YANG Xi

(Anhui Key Laboratory of New Energy Utilization and Energy Saving,Hefei University of Technology,Hefei 230009,China)

Abstract:The random and fuzzy factors usually exist simultaneously in the response behavior of interruptible load,that is the statistical law itself contains high-order uncertainty. Aiming at the dispatching decision-making problem of aggregators under the background of high-order uncertainty,the randomness of interruptible load is considered based on its traditional fuzzy model of reduction rate,a fuzzy random chance constrained programming model is established,the optimal response capacity of interruptible load is solved,and the corresponding risk evaluation is carried out. The case result comparison between the fuzzy random model considering high-order uncertainty and the traditional fuzzy model shows that the decision-making method considering high-order uncertainty is more robust and can reduce the risk of dispatching decision-decision, which reflects the impact of response reliability on decision-maker's profit and can present a guide for load aggregators.

Key words:high-order uncertainty;load aggregator;fuzzy random chance constrained programming;reliability; risks

(上接第 159 页 continued from page 159)

Multi-stage distributionally robust planning of energy storage capacity considering flexibility

ZHU Xiaorong,SHAN Yuqi

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University,Baoding 071003,China)

Abstract:As a flexible resource,energy storage plays a role in promoting the consumption of new energy and the safe and stable operation of power system. However,limited by the investment cost of energy storage,it is difficult to meet the system flexibility requirements only relying on large-scale energy storage. Therefore,a capacity planning model of energy storage in the power system considering flexibility is proposed,which takes into account the influence of the existing adjustable traditional generating units on the flexibility,and uses the distributionally robust opportunity constraints to describe the uncertainty of new energy output. According to the operation characteristics of the system at different time scales,comprehensively considering the investment cost of energy storage,the uncertainty of new energy output and the system operation flexibility,a multi-time scale energy storage configuration model is established. The multi-stage iterative linear optimization method is used to improve the solution efficiency. Taking the IEEE-RTS 24-bus system as an example,the analysis results show that the proposed method has good economy and robustness in solving the configuration capacity of energy storage.

Key words:electric power systems;energy storage;capacity configuration;uncertainty;distributionally robust optimization;flexibility;multi-time scale coordinated planning

附录 A

通过模糊随机模拟计算 ERCNS 的求解步骤如下：设 ξ 为定义在概率空间 (Ω, A, P_r) 上的模糊随机向量，并且 f 为可测函数，对每一 $\omega \in \Omega$ ，可以利用模糊模拟估计 $E[f(\xi(\omega))]$ ， $E[f(\xi)]$ 为随机变量 $E[f(\xi(\omega))]$ 的期望值，通过随机模拟与模糊模拟的相互结合，形成模糊随机模拟技术。 x 为决策变量， $(\Theta, P(\Theta), P_{os})$ 为 $\xi(\omega)$ 的可能性空间。定义 $E_{RCNS,t}$ 为模糊随机事件 $f(\xi(\omega))$ 的期望，求解步骤如下。

- 1) 置 $e=0$;
- 2) 根据概率分布 P_r ，从样本空间 Ω 中随机抽取样本 ω ;
- 3) 置 $m=0$ ，分别从 Θ 中均匀产生 θ_k ，使得 $P_{os}\{\theta_k\} \geq \varepsilon$ ，令 $v_k = P_{os}\{\theta_k\}$ ($k=1, 2, \dots, N$)，其中 ε 是充分小的正数;
- 4) 置 $a = f(x, \xi_\omega(\theta_1)) \wedge f(x, \xi_\omega(\theta_2)) \wedge \dots \wedge f(x, \xi_\omega(\theta_N))$ ，
 $b = f(x, \xi_\omega(\theta_1)) \vee f(x, \xi_\omega(\theta_2)) \vee \dots \vee f(x, \xi_\omega(\theta_N))$ ；其中， $f(x, \xi_\omega(\theta))$ 为随机变量取 ω 时的模糊事件;
- 5) 从 $[a, b]$ 中均匀产生 r_d ;
- 6) 若 $r_d \geq 0$ ，则 $m \leftarrow m + C_r\{f(x, \xi) \geq r_d\}$ ，若 $r_d < 0$ ，则 $m \leftarrow m - C_r\{f(x, \xi) < r_d\}$;
- 7) 重复步骤 6)、7) N 次;
- 8) 则 $E[f(x, \xi(\omega))] = a \vee 0 + b \wedge 0 + m(b - a) / N$;
- 9) $e \leftarrow e + E[f(x, \xi(\omega))]$ 。其中 $E[f(x, \xi(\omega))]$ 通过模糊模拟得到;
- 10) 重复步骤 2) — 9) 共 M 次;
- 11) $E[f(\xi)] \leftarrow e / M$ 。

附录 B

表 B1 居民 IL 类别及响应参数
Table B1 Types of resident IL and response parameters

类型	激励敏感系数 (均值)	激励敏感系数的标准差	最大削减率/%	平均负荷/kW	用户数量	设备类型
1	0.4	0.02	40	3.5	468	空调、电热水器、洗衣机、吸尘器
2	0.4	0.01	20	2.5	678	空调、电热水器、电磁炉
3	0.3	0.015	40	2.0	552	空调、电热水器、照明设备
4	0.3	0.0075	20	1.5	1302	洗衣机、照明设备、电脑、电磁炉
5	0.2	0.01	40	3.0	642	空调、洗衣机、照明设备、电脑
6	0.2	0.005	20	2.5	1338	空调、电热水器、电磁炉
7	0.1	0.005	40	2.0	330	空调、电热水器、照明设备
8	0.1	0.0025	20	1.5	690	洗衣机、照明设备、电脑、电磁炉

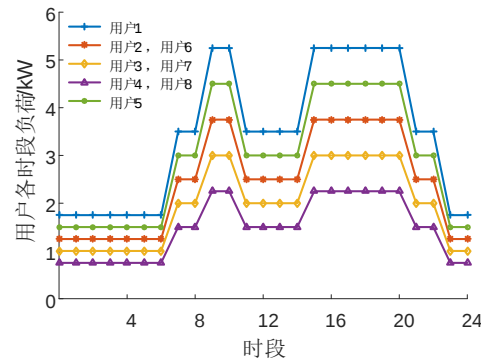


图 B1 用户各时段负荷
Fig.B1 User load in each period

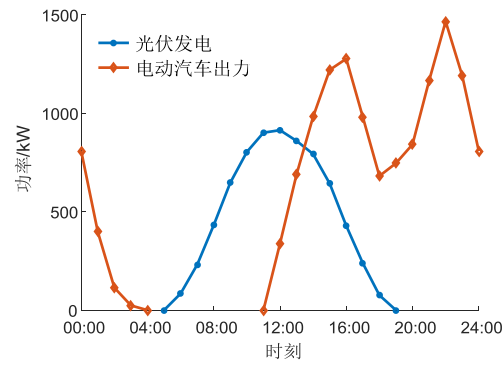


图 B2 PV 及 EV 出力预测情况
Fig.B2 Forecasting output of PV and EV

附录 C

表 C1 增大惩罚系数时 LA 风险和获利对比
Table C1 LA's risk and profit comparison when penalty coefficient is increased

场景	响应补偿/元	F /元	$C_{risk,t}$ /元	$P_{profit,t}$ /元	$E_{RCNS,t}$ /kW
a	10400.0	3011.8	3354.0	4034.2	25.8
b	10400.0	2704.3	3887.0	3808.7	29.9
c	12222.6	4371.6	2730.0	5121.0	21.0
d	12711.4	4218.5	3393.0	5099.9	26.1