

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250296

# 基于随机占优理论的虚拟电厂分布式资源聚合成本表征方法

芝昕雨<sup>1</sup>, 周玮<sup>1</sup>, 李洁<sup>1</sup>, 伍思宇<sup>1</sup>, 王钟辉<sup>2</sup>, 邹楠<sup>3</sup>

(1. 大连理工大学电气工程学院, 辽宁 大连 116024; 2. 国网辽宁省电力有限公司调度控制中心, 辽宁 沈阳 110000;  
3. 国网大连供电公司调度中心, 辽宁 大连 116001)

**摘要:** 随着新能源占比的不断攀升, 电网灵活性不足问题凸显。虚拟电厂(virtual power plant, VPP)作为分布式资源整合管理的新途径, 通过电源侧的多能互补及负荷侧的灵活互动, 有效提升系统灵活调节能力。考虑分布式风光资源出力不确定性, 提出了一种基于随机占优理论的虚拟电厂聚合成本风险决策方法。通过引入二阶随机占优约束管理聚合成本风险, 有效解决了传统风险度量方法对分布假设依赖性强、灵活性不足的问题。基于条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)风险管理模型明确了二阶随机占优约束的基准可行域。在此基础上, 提出了结合夏普比率与 CVaR 的多指标单场景基准变量确定方法, 为多元分布式资源聚合调节成本的风险决策提供参考。最后, 通过 11 节点配电系统算例仿真分析, 验证了所提风险决策方法在 VPP 资源调度中的有效性和优越性。

**关键词:** 虚拟电厂; 随机占优理论; 风险决策; 成本函数

## A characterization method for distributed resources aggregation cost in virtual power plant based on stochastic dominance theory

ZHI Xinyu<sup>1</sup>, ZHOU Wei<sup>1</sup>, LI Jie<sup>1</sup>, WU Siyu<sup>1</sup>, WANG Zhonghui<sup>2</sup>, ZOU Nan<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Electric Power Dispatching and Control Center of State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110000, China; 3. Electric Power Dispatching Center of State Grid Dalian Electric Power Supply Company, Dalian 116001, China)

**Abstract:** With the increasing penetration of renewable energy, the issue of insufficient grid flexibility has become more prominent. As a new approach for integrating and managing distributed resources, virtual power plants (VPP) effectively enhance system flexibility by enabling multi-energy complementarity on the supply side and flexible interaction on the demand side. Considering the output uncertainty of distributed wind and solar resources, this paper proposes a VPP aggregation cost risk decision-making method based on stochastic dominance theory. By introducing second-order stochastic dominance constraints to manage aggregation cost risks, the method effectively addresses the limitations of traditional risk measurement models, which often rely heavily on distributional assumptions and lack flexibility. Based on the conditional value-at-risk (CVaR) risk management model, the feasible region for the second-order stochastic dominance constraints is clarified. On this basis, a multi-index, single-scenario benchmark variable determination method that integrates the Sharpe ratio and CVaR is proposed, providing guidance for risk-informed decision-making on the aggregation and regulation costs of heterogeneous distributed resources. Finally, simulation analysis on an 11-node distribution system verifies the effectiveness and superiority of the proposed risk decision-making method in VPP resource scheduling.

This work is supported by the Key Program of Joint Fund of National Natural Science Foundation of China (No. U22A20223).

**Key words:** virtual power plant; stochastic dominance theory; risk decision-making; cost function

## 0 引言

随着新型电力系统的快速建设, 传统的大容量

调节机组逐步退出运行, 海量异构的分布式能源资源(distributed energy resource, DER)逐渐成为上级电网调节能力的重要补充<sup>[1-2]</sup>。然而, 由于单个小容量 DER 难以满足市场准入门槛, 无法直接参与市场<sup>[3]</sup>。为此, 文献[4]提出鼓励资源聚合类新型经营主体整合调节容量较小的资源, 整体参与电力市场并实现

基金项目: 国家自然科学基金联合基金重点项目资助 (U22A20223)

协同调度。如何高效地聚合大量分散、异构的 DER, 并依托新型经营主体开展大规模 DER 聚合的实际应用, 已成为当前亟需研究的关键问题。

国内外在 DER 聚合管理领域已经开展了广泛的研究和实践, 提出了包括微电网、负荷聚合商和虚拟电厂(virtual power plant, VPP)在内的多种解决方案<sup>[5-12]</sup>。微电网具有相对固定的边界, 其容量规模通常较小, 主要目标为实现分布式电源和用户的就地平衡<sup>[5-6]</sup>; 负荷聚合商则通过为小规模 DER 提供市场准入便利, 主要聚焦于负荷侧资源的聚合<sup>[7-8]</sup>。相比之下, VPP 具有较小的地域局限性和更高的聚合灵活性, 能够通过聚合分散的异构 DER, 形成可调度的资源集合, 参与多样化的电力市场服务, 并为海量 DER 的管理提供新的业务模式<sup>[9-11]</sup>。借助精细的控制策略和先进的能源管理系统, VPP 不仅能增强电力系统的可靠性、优化能源成本, 还能促进可再生能源的利用和响应市场需求, 最终实现经济、环境和社会的综合效益<sup>[9-12]</sup>。作为一种重要的解决方案, VPP 验证了其在聚合 DER 方面的可行性, 并展现出为上级电网提供灵活服务的潜力。

在聚合 DER 的过程中, 聚合主体不仅需平衡成本与风险, 还需提供灵活且可靠的调节服务, 并实现利润最大化。现有研究多集中于优化聚合主体的成本或利润, 聚合成本主要来自调度各类 DER 的调节费用<sup>[13-15]</sup>。由于容量计划与实际能力存在偏差, 这种不匹配可能导致额外的惩罚成本或收益损失, 这些不确定性要求聚合主体在决策时考虑 DER 的波动性与不确定性, 进而综合评估风险与成本。因此, 研究 DER 聚合中的风险决策问题, 刻画聚合主体在不确定环境下的成本与风险权衡, 具有重要的理论和实践意义。

针对这些不确定性, 随机规划方法提供了有效的解决思路。它能够处理复杂的波动性, 并通过灵活的风险量化, 优化 DER 聚合决策, 相较于传统方法, 随机规划方法具有更强的适应性, 能够在高度不确定的环境中实现更优的风险管理<sup>[16-18]</sup>。基于随机规划的风险管理方法通常可分为两类: 一类是将风险度量指标融入目标函数, 将优化问题形式化为多目标优化模型, 以在收益与风险之间寻求平衡; 另一类方法则是通过预设基准值来定义最大可接受的风险水平, 确保最终收益分布中的风险水平低于该基准值所对应的风险阈值<sup>[19]</sup>。

在电力行业中, 第一类方法常用的风险度量方法包括方差、风险价值(value-at-risk, VaR)和条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)<sup>[18-22]</sup>。其中,

方差未能区分正负偏差, 难以有效规避单侧高成本或低利润的风险; VaR 虽然简单易用, 但因其不满足次可加性, 无法作为连贯的风险度量方法; 而 CVaR 因其连贯性和良好的数学性质, 已成为一种常用的风险度量工具。然而, 这些方法通常依赖于对概率分布形式或决策者偏好的精确表达, 存在一定的局限性<sup>[23]</sup>。

第二类方法通过随机占优(stochastic dominance, SD)理论进行风险管理, 凭借其灵活性和非参数化特性, 为解决风险管理问题提供了新的思路<sup>[23-25]</sup>。SD 理论的核心思想是通过比较不同方案的概率分布来判断决策的优劣, 而无需对不确定因素的分布形式或决策者的偏好做出严格假设<sup>[23-27]</sup>。在 VPP 的资源调度与成本风险管理问题中, SD 约束能够直接限制聚合成本分布的边界, 从而使风险管理决策更加直接, 并提升优化结果的实际可操作性。SD 理论已广泛应用于电力行业的多个关键领域, 例如管理电力大用户因电价和停用率不确定性带来的自调度成本问题<sup>[28]</sup>、风力发电商在电力市场中的竞价策略优化问题<sup>[29]</sup>、以及电池竞价问题的风险管理<sup>[30]</sup>, 为风险规避提供了新的思路。然而, 目前尚无相关研究将 SD 理论应用于 DER 聚合参与上级电网调节中的成本风险管理问题。

本文基于 VPP 技术, 提出了一种新的聚合风险决策方法, 并将其应用于 DER 聚合的成本风险管理中。该方法通过随机规划形式刻画聚合主体在不确定环境下的成本与风险权衡, 解决了由于容量偏差引起的收益损失和惩罚风险问题。本文的主要贡献如下:

1) 基于 VPP 架构, 提出了一种融合风险管理的成本函数计算方法。

2) 基于 SD 理论, 提出了一种 VPP 聚合风险决策方法, 与现有广泛应用的 CVaR 方法相比, 具有更高的灵活性。

3) 为实现成本与风险之间更加平衡的决策, 本文引入了夏普比率与条件风险价值相结合的多指标方法, 以优化基准变量的选择。

## 1 所研究问题的刻画及研究思路

VPP 作为聚合多元 DER 的解决方案, 在新型电力系统中具有重要作用。然而, 在多重不确定性背景下, 如何平衡成本与风险是 VPP 面临的主要挑战。风险度量与决策对 VPP 的成本刻画至关重要, 通过准确量化和管理潜在风险, VPP 能在应对市场需求波动及 DER 出力不确定性时, 保持良好的经济性与可靠性。因此, 合理的风险决策体系不仅有助

于优化 VPP 成本, 还能提升其在复杂市场环境中的适应性与稳定性。

本文聚焦于非竞价模式下的调节服务市场, VPP 架构如图 1 所示。运行流程包括 3 个阶段: 1) 资源评估阶段: 各类 DER 提交技术参数、成本特性及可调度时间等。此阶段的挑战在于输入数据质量差异与隐私保护需求, 增加了风险建模的输入不确定性。2) 策略优化阶段: VPP 基于输入数据构建风险决策模型, 并生成调节容量申报曲线。3) 市场响应阶段: 上级电网发布采购需求, VPP 通过双边合约承诺调节量, 并实时动态调整以应对 DER 出力波动。

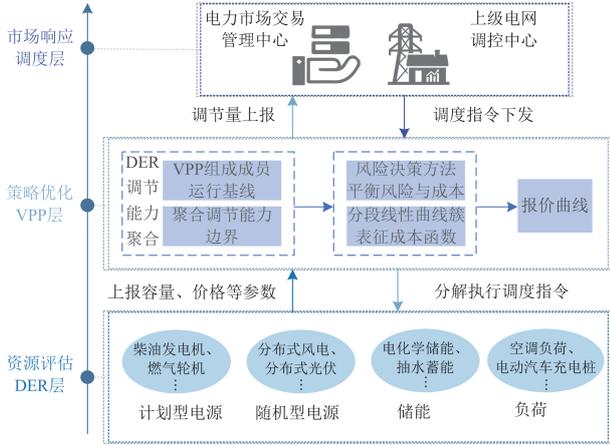


图 1 VPP 架构

Fig. 1 VPP architecture

基于此结构, 本文提出一种聚合成本计算的风险决策方法, 以在成本函数刻画阶段更有效地量化并应对分布式资源出力的不确定性风险, 从而实现成本与风险的综合平衡, 为后续决策奠定基础。

## 2 基于 SD 理论的聚合问题风险决策

### 2.1 风险中立型的 VPP 聚合决策模型

VPP 通过整合各类 DER, 为上级电网提供灵活的调节服务。为更好地刻画各类 DER 的响应特点, 本文根据其运行和响应特性将 DER 划分为 4 类: 计划型电源(如传统电源)、随机型电源(如风电、光伏等不确定性资源)、储能设备以及灵活性负荷(如电动汽车、空调集群等)。在此基础上, 构建了一个多场景随机规划决策模型, 其目标函数为最小化包含调节成本和偏差惩罚在内的期望总成本, 其中聚合调节成本由 DER 调节成本、附加功率调节量的惩罚成本和网络损耗费用 3 部分构成。其数学表达式为

$$\begin{cases} \min \sum_{s \in S} \pi_s \cdot C_s \\ C_s = \sum_{t \in T} (C_{s,t}^{\text{DER}} + C_{s,t}^{\text{pun}} + C_{s,t}^{\text{loss}}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} C_{s,t}^{\text{DER}} = \sum_{n=1}^N c(\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}) = \sum_{n_1=1}^{N_{\text{DG}}} c(\Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}}) + \sum_{n_2=1}^{N_{\text{RE}}} c(\Delta P_{n_2,t}^{\text{RE}}) + \\ \sum_{n_3=1}^{N_{\text{ES}}} c(\Delta P_{n_3,t}^{\text{ES}}) + \sum_{n_4=1}^{N_{\text{FL}}} c(\Delta P_{n_4,t}^{\text{FL}}) \\ C_{s,t}^{\text{pun}} = c_t^{\text{pun}} \cdot \sum_{n=1}^N \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}} \\ C_{s,t}^{\text{loss}} = I_{ij,s,t}^2 \cdot r_{ij} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $S$  为场景集合;  $\pi_s$  为场景  $s$  的概率;  $C_s$  为场景  $s$  下 VPP 聚合调节成本;  $T$  为调度时段的集合;  $C_{s,t}^{\text{DER}}$ 、 $C_{s,t}^{\text{pun}}$  和  $C_{s,t}^{\text{loss}}$  分别为  $t$  时段场景  $s$  下的 DER 调节成本、附加功率调节量的惩罚成本和网损费用;  $N$  为所有参与调节的 DER 的数量;  $c(\cdot)$  表示调节成本计算;  $\Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}}$ 、 $\Delta P_{n_2,t}^{\text{RE}}$ 、 $\Delta P_{n_3,t}^{\text{ES}}$  和  $\Delta P_{n_4,t}^{\text{FL}}$  分别对应 4 类 DER 的调节功率, 为简化后续模型的表达式, 引入变量  $\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}$  统一表示各类 DER 的调节功率;  $N_{\text{DG}}$ 、 $N_{\text{RE}}$ 、 $N_{\text{ES}}$  和  $N_{\text{FL}}$  分别对应计划型电源、随机型电源、储能系统和灵活性负荷的数量;  $c_t^{\text{pun}}$  为  $t$  时段单位附加调节功率的惩罚费用系数;  $\Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}}$  为  $t$  时段场景  $s$  下第  $n$  个 DER 附加功率调节量(为应对风光等 DER 出力不确定性);  $I_{ij,s,t}$  和  $r_{ij}$  分别为线路  $L_{ij}$  的电流和线路电阻。

模型所包含的约束条件如下。

#### 1) VPP 聚合调节量约束

$$P_t^g = \Delta P_t^g + P_{0,t}^g \quad (3)$$

式中:  $P_t^g$  为  $t$  时段 VPP 与上级电网的交互功率;  $\Delta P_t^g$  为  $t$  时段 VPP 为上级电网提供的调节服务量, 在聚合边界内按照一定步长调整;  $P_{0,t}^g$  为  $t$  时段 VPP 与上级电网交互的基线功率, 由 VPP 日前优化调度计算获得。

#### 2) 各类 DER 约束

##### (1) 计划型电源

$$c(\Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}}) = C_{n_1,t}^{\text{DG}} \cdot \left| \Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}} \right| \quad (4)$$

$$\left| (P_{0,n_1,t}^{\text{DG}} + \Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}}) - (P_{0,n_1,t-1}^{\text{DG}} + \Delta P_{n_1,t-1}^{\text{DG}}) \right| \leq \Delta P_{n_1,t}^{\text{ramp}} \quad (5)$$

$$\underline{\lambda} P_{0,n_1,t}^{\text{DG}} \leq P_{0,n_1,t}^{\text{DG}} + \Delta P_{n_1,t}^{\text{DG}} \leq \bar{\lambda} P_{0,n_1,t}^{\text{DG}} \quad (6)$$

式中:  $C_{n_1,t}^{\text{DG}}$  为第  $n_1$  台计划型电源参与调节的单位调节成本;  $P_{0,n_1,t}^{\text{DG}}$  为  $t$  时段第  $n_1$  台计划型电源的基线发电功率, 可由 VPP 日前优化调度计算获得;  $\Delta P_{n_1,t}^{\text{ramp}}$  为爬坡率约束;  $\bar{\lambda}$  和  $\underline{\lambda}$  分别为发电机功率的上、下限系数。

##### (2) 随机型电源

$$c(\Delta P_{n_2,t}^{\text{RE}}) = C_{n_2,t}^{\text{RE}} \cdot \left| \Delta P_{n_2,t}^{\text{RE}} \right| \quad (7)$$

$$(1 - \omega_{n_2}) P_{n_2, s, t}^{\text{RE}, \max} \leq P_{n_2, s, t}^{\text{RE}, \max} + \Delta P_{n_2, t}^{\text{RE}} \leq P_{n_2, s, t}^{\text{RE}, \max} \quad (8)$$

式中:  $C_{n_2, t}^{\text{RE}}$  为第  $n_2$  台随机型电源参与调节的单位调节成本;  $\omega_{n_2}$  为符合要求的最大弃风/光率;  $P_{n_2, s, t}^{\text{RE}, \max}$  为  $t$  时段场景  $s$  下第  $n_2$  台随机型机组的出力预测值, 同时也为随机型电源的基线功率。

### (3) 储能设备

$$c(\Delta P_{n_3, t}^{\text{ES}}) = C_{n_3, t}^{\text{ES}} \cdot |\Delta P_{n_3, t}^{\text{ES}}| \quad (9)$$

$$-P_{n_3, t}^{\text{ES}, \max} \leq P_{0, n_3, t}^{\text{ES}} + \Delta P_{n_3, t}^{\text{ES}} \leq P_{n_3, t}^{\text{ES}, \max} \quad (10)$$

$$S_t^{\text{SOC}} = S_{t-1}^{\text{SOC}} + \left[ \frac{\eta_c \cdot \max(P_{0, n_3, t-1}^{\text{ES}} + \Delta P_{n_3, t-1}^{\text{ES}}, 0) + \frac{1}{\eta_d} \cdot \min(P_{0, n_3, t-1}^{\text{ES}} + \Delta P_{n_3, t-1}^{\text{ES}}, 0)}{\eta_d} \right] \cdot \frac{\Delta t}{E_N} \cdot 100\% \quad (11)$$

$$S_t^{\text{SOC}, \min} \leq S_t^{\text{SOC}} \leq S_t^{\text{SOC}, \max} \quad (12)$$

$$S_{t_0}^{\text{SOC}} = S_T^{\text{SOC}} \quad (13)$$

$$\sum_t^{t+h-1} \sigma_t \leq \sigma_{\max} \quad (14)$$

式中:  $C_{n_3, t}^{\text{ES}}$  为储能设备参与调节的单位调节成本;  $P_{n_3, t}^{\text{ES}, \max}$  为储能设备充放电功率的最大值;  $P_{0, n_3, t}^{\text{ES}}$  为  $t$  时段第  $n_3$  台储能设备的基线充放电功率, 其为正值代表充电功率, 其为负值代表放电功率, 由 VPP 日前优化调度计算获得;  $S_t^{\text{SOC}}$  为  $t$  时段储能装置的荷电状态;  $t_0$  和  $T$  分别为调度周期的起始与终止时段;  $\eta_c$  和  $\eta_d$  分别为设备的充电和放电效率;  $\Delta t$  为储能设备运行时间间隔;  $E_N$  为储能设备的额定容量;  $S_t^{\text{SOC}, \max}$  和  $S_t^{\text{SOC}, \min}$  分别为储能设备荷电状态的上、下限;  $\sigma_t$  为储能充放电状态转换的变量, 当  $t$  至  $t+1$  时段储能充放电状态转换时  $\sigma_t = 1$ , 储能充放电状态不变时  $\sigma_t = 0$ ;  $\sigma_{\max}$  为相邻  $h$  个时段内储能充放电次数转换的最大值, 用于限制储能频繁转换状态。

### (4) 灵活性负荷

$$c(\Delta P_{n_4, t}^{\text{FL}}) = C_{n_4, t}^{\text{FL}} \cdot |\Delta P_{n_4, t}^{\text{FL}}| \quad (15)$$

$$\underline{\kappa} P_{0, n_4, s, t}^{\text{FL}} \leq P_{0, n_4, s, t}^{\text{FL}} + \Delta P_{n_4, t}^{\text{FL}} \leq \bar{\kappa} P_{0, n_4, s, t}^{\text{FL}} \quad (16)$$

式中:  $C_{n_4, t}^{\text{FL}}$  为灵活性负荷参与调节的单位调节成本;  $P_{0, n_4, s, t}^{\text{FL}}$  为  $t$  时段场景  $s$  下灵活性负荷的初始用电功率;  $\bar{\kappa}$  和  $\underline{\kappa}$  分别为可增加、可削减功率灵活性负荷的系数。

### 3) 网络潮流约束

在配电网潮流模型中, Distflow 模型通过支路功率递推方程直接建模辐射状网络的非线性特性, 且可通过二阶锥松弛转化为凸优化问题, 兼具计算

效率与物理精度优势<sup>[31]</sup>。Distflow 支路潮流数学模型及电压线路等约束如下。

$$\begin{cases} P_{j, s, t} = \sum_{k \in v(j)} P_{jk, s, t} - \sum_{i \in w(j)} (P_{ij, s, t} - r_{ij} |I_{ij, s, t}|^2) \\ Q_{j, s, t} = \sum_{k \in v(j)} Q_{jk, s, t} - \sum_{i \in w(j)} (Q_{ij, s, t} - x_{ij} |I_{ij, s, t}|^2) \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} P_{j, s, t} = \delta \cdot P_t^g + \sum_{n \in N_j} (P_{0, n, t}^{\text{DER}} + \Delta P_{n, t}^{\text{DER}} + \Delta P_{n, s, t}^{\text{pun}}) - P_{j, t}^{\text{load}} \\ Q_{j, s, t} = \delta \cdot Q_t^g - Q_{j, t}^{\text{load}} \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} P_t^{\text{g}, \min} \leq P_t^g \leq P_t^{\text{g}, \max} \\ Q_t^{\text{g}, \min} \leq Q_t^g \leq Q_t^{\text{g}, \max} \end{cases} \quad (19)$$

$$U_{j, s, t}^2 = U_{i, s, t}^2 + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) \cdot \frac{P_{ij, s, t}^2 + Q_{ij, s, t}^2}{U_{i, s, t}^2} - \quad (20)$$

$$\begin{cases} 2(r_{ij} \cdot P_{ij, s, t} + x_{ij} \cdot Q_{ij, s, t}) \\ U_i^{\min} \leq U_{i, s, t} \leq U_i^{\max} \end{cases} \quad (21)$$

$$P_{ij, s, t}^2 + Q_{ij, s, t}^2 \leq (S_{ij}^{\max})^2 \quad (22)$$

式中:  $P_{j, s, t}$  和  $Q_{j, s, t}$  分别为节点  $j$  在  $t$  时段场景  $s$  下的有功和无功注入功率;  $P_{jk, s, t}$ 、 $Q_{jk, s, t}$ 、 $P_{ij, s, t}$  和  $Q_{ij, s, t}$  分别为  $t$  时段场景  $s$  下支路  $jk$  和支路  $ij$  上的有功和无功功率;  $v(j)$  和  $w(j)$  分别表示与节点  $j$  相连的下游节点和上游节点;  $x_{ij}$  为线路  $L_{ij}$  的电抗值;  $\delta$  为平衡节点标志量, 当节点  $j$  为平衡节点时其值为 1, 否则为 0;  $P_{0, n, t}^{\text{DER}}$  为  $t$  时段第  $n$  台 DER 设备的基线功率;  $P_t^g$  和  $Q_t^g$  分别为  $t$  时段平衡节点处发电机的有功和无功功率;  $P_t^{\text{g}, \max}$ 、 $P_t^{\text{g}, \min}$ 、 $Q_t^{\text{g}, \max}$ 、 $Q_t^{\text{g}, \min}$  分别为平衡节点处发电机有功和无功功率的最大、最小值;  $N_j$  为接入节点  $j$  的 DER 设备集合;  $P_{j, t}^{\text{load}}$  和  $Q_{j, t}^{\text{load}}$  分别为  $t$  时段节点  $j$  处的有功和无功负荷;  $U_{j, s, t}$  为  $t$  时段场景  $s$  下节点  $j$  的电压;  $U_i^{\max}$  和  $U_i^{\min}$  分别为节点  $i$  电压的最大和最小值;  $S_{ij}^{\max}$  为流过线路  $L_{ij}$  的复功率的最大值。

然而, 在实际运行中, 仅依靠风险中立型模型存在明显不足: 由于 DER 出力的不确定性及其波动性, 单纯追求成本期望最小化往往会忽视出力波动情景下可能出现的尾部风险和惩罚成本。因此, 为实现更加合理的调度决策, 有必要引入风险决策理论, 通过风险度量和管理手段在优化成本的同时有效控制风险。

## 2.2 SD 理论

SD 是决策理论和经济学中用于比较不同随机变量分布优劣的一种方法, 在不确定性环境下, 当决策者难以确定唯一的效用函数时, SD 理论利用对

效用函数集合的约束, 为辅助决策提供了理论依据<sup>[24]</sup>。鉴于本文的研究对象是聚合成本的风险控制, 下文将基于成本最小化的视角, 对 SD 理论及其应用进行阐述。

在 Dentcheva 和 Ruszczyński 的研究中, 首次将二阶随机占优(second-order stochastic dominance, SSD)作为一种风险决策模型引入优化问题<sup>[24]</sup>。SSD 假设效用函数  $u(\cdot)$  属于所有非减且凹的函数集合  $U_1$ , 如式(23)所示。

$$U_1 = \{u: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} | u'(x) \geq 0, u''(x) \leq 0\} \quad (23)$$

式中:  $u'(x)$  和  $u''(x)$  分别为效用函数的一阶和二阶导数。

在此框架下, 如果对于任意成本阈值  $z \in \mathbb{R}$  满足式(24), 则称  $Z_1$  在 SSD 意义下优于  $Z_2$ 。

$$\int_{-\infty}^z F_{Z_1}(\tau) d\tau \geq \int_{-\infty}^z F_{Z_2}(\tau) d\tau \quad (24)$$

式中:  $Z_1$  和  $Z_2$  为任意定义在实数域上的随机变量;  $F_{Z_1}(\tau)$  和  $F_{Z_2}(\tau)$  为对应概率累积分布函数。因此, 对于所有风险规避型决策者来说,  $Z_1$  的总体表现优于  $Z_2$ 。

在 VPP 聚合决策问题中, 假设 VPP 决策者为风险规避型, 其效用函数满足  $u'(x) > 0$  和  $u''(x) < 0$ 。基于此, VPP 的聚合调节成本风险决策问题可利用 SD 理论进行风险分析。

Dentcheva 与 Ruszczyński 在 SD 约束优化问题领域做出了重要贡献, 首次将 SSD 约束引入优化模型, 构建了风险厌恶决策模型, 广泛应用于经济、金融、保险和投资等领域<sup>[25]</sup>。

设决策变量  $\mathbf{x} \in \mathcal{N}$  ( $\mathcal{N}$  可表示 DER 容量约束或技术限制),  $C(\mathbf{x})$  表示在给定决策变量  $\mathbf{x}$  下, 由不确定性因素影响而产生的成本的随机变量; 设随机变量  $Y$  表示基准成本(可由历史数据或经验分布给出)。模型以最小化调节成本期望  $E[C(\mathbf{x})]$  为目标, 则带 SSD 约束的优化模型可表述为

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{N}} E[C(\mathbf{x})] \\ \text{s.t. } C(\mathbf{x}) \succeq_2 Y \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $C(\mathbf{x}) \succeq_2 Y$  表示决策成本  $C(\mathbf{x})$  的 SSD 优于基准成本  $Y$ 。

为便于计算, 将抽象的 SSD 偏序关系转化为约束条件, 对于任意实数进行离散化处理。当基准成本随机变量  $Y$  为离散型时, 其取值为  $y_1, y_2, \dots, y_m$ ,  $m$  为  $Y$  中所含场景的数量, 则 SSD 约束可转化为如式(26)所示的不等式形式。

$$E[(y_l - C(\mathbf{x}))_+] \geq E[(y_l - Y)_+], \forall l = 1, 2, \dots, m \quad (26)$$

式中:  $(\cdot)_+ = \max(\cdot, 0)$ 。

根据 Dentcheva 和 Ruszczyński 的对偶理论, SSD 约束优化可以重构为线性规划问题。通过引入辅助变量  $z_{l,s}$  来表示场景  $s$  下成本超出预设的基准变量  $y_l$  的值, 构建如式(27)所示的模型。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{N}} E[C(\mathbf{x})] = \sum_{s \in \mathcal{S}} \pi_s \cdot C_s(\mathbf{x}) \\ \text{s.t. } z_{l,s} \geq C_s(\mathbf{x}) - y_l \\ z_{l,s} \geq 0 \\ \sum_{s=1}^S \pi_s z_{l,s} \leq E[(Y - y_l)_+] \end{cases} \quad (27)$$

式中:  $C_s(\mathbf{x})$  为随机变量  $C(\mathbf{x})$  的第  $s$  个取值, 即在场景  $s$  下 VPP 的聚合成本;  $z_{l,s}$  为场景  $s$  下 VPP 的聚合成本  $C_s(\mathbf{x})$  超过第  $l$  个预设基准的值。

将上述理论应用于本文所提 VPP 聚合成本优化模型时, 决策变量为  $\mathbf{x} = [\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}, \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}}, z_{l,s}]$ 。

基于上述理论, 本文将在 2.3 节中将 SSD 约束嵌入至 VPP 聚合调节成本优化模型中, 通过线性化手段实现风险控制。

### 2.3 基于 SSD 的聚合决策风险管理模型

本文在风险中立模型的基础上引入 SSD 约束, 构建面向成本分布风险的优化决策模型。相较于传统的 CVaR 方法, SSD 能够更全面控制成本分布形态, 避免对成本分布的先验假设依赖。

假设某调度时段内, VPP 需协调  $N$  个符合条件的 DER, 完成上级电网的调节任务。在多场景下, VPP 需指定资源分配策略, 以最小化期望成本, 并在全分布层面控制尾部风险。该问题可建模为带 SSD 约束的随机优化模型, 如式(28)所示。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{N}} \sum_{s \in \mathcal{S}} \pi_s \cdot \sum_{t \in T} \left( \sum_{n=1}^N c(\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}) + c_t^{\text{pun}} \cdot \sum_{n=1}^N \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}} + I_{ij,s,t}^2 \cdot r_{ij} \right) \\ \text{s.t. } z_{l,s} \geq \\ \sum_{t \in T} \left( \sum_{n=1}^N c(\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}) + c_t^{\text{pun}} \cdot \sum_{n=1}^N \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}} + I_{ij,s,t}^2 \cdot r_{ij} \right) - y_l \\ z_{l,s} \geq 0 \\ \sum_{s=1}^S \pi_s z_{l,s} \leq E[(Y - y_l)_+] \\ \text{式(3)一式(22)} \end{cases} \quad (28)$$

SSD 约束的引入为聚合成本风险管理提供了新的建模方式, 然而, 模型的可行性与效果在很大程度上取决于基准的选取。因此, 第 3 节将系统分析基准变量  $Y$  的构造原则、可行域及其在多指标下的选取方法, 为风险约束建模提供基础。

### 3 基于 SSD 风险决策基准变量的选择

#### 3.1 SSD 基准变量可行域的确定

在应用 SSD 约束的风险管理模型中, 基准变量  $Y$  的选择通常依赖启发式方法, 利用历史经验或问题特性简化选择过程, 降低计算复杂度, 但这些方法难以明确基准的有效区间。因此, 本文从 CVaR 风险度量特性与目标成本分布结构出发, 分析了基准变量  $Y$  可行取值的左右边界, 具体界定如下。

1) 左边界: 当置信度  $\alpha = 99\%$  且风险偏好系数  $\beta = 1$  时, 基准值对应目标函数分布的最大尾部风险 (即成本的极大值)。若基准变量的选取值低于该值, 风险约束难以满足, 导致优化问题无解。

2) 右边界: 对应于风险中立型随机规划模型目标函数分布中的最高成本值。基准变量的值超过此值则会使 SSD 约束退化为无风险约束, 进而失去实际意义。

如图 2 所示, 基准变量的取值应限定在推导出的有效区间内, 实现有效管理风险, 且保证优化问题可解。

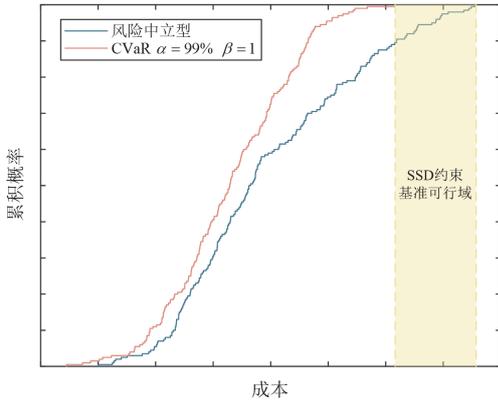


图 2 SSD 基准变量的可行域范围

Fig. 2 Feasible domain range of SSD benchmark

基准变量的设计可以通过多场景方法增强风险管理的灵活性。单场景基准变量  $y_1$  仅约束最大成本分布, 而多场景基准变量能同时调整最大成本尾部分布形状, 如图 3 的累计分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 所示。然而, 增加场景的数量会显著提高求解成本, 因此, 需权衡基准变量场景数量  $m$  与计算效率之间的关系。

#### 3.2 基于 CVaR 的 VPP 聚合决策模型

为了刻画基准变量的有效可行域的左边界, 本节引入了 CVaR 风险度量方法<sup>[18]</sup>, 以确定在风险管理与模型可行性之间的平衡点, 构建带 CVaR 约束的 VPP 聚合优化模型, 如式(29)所示。

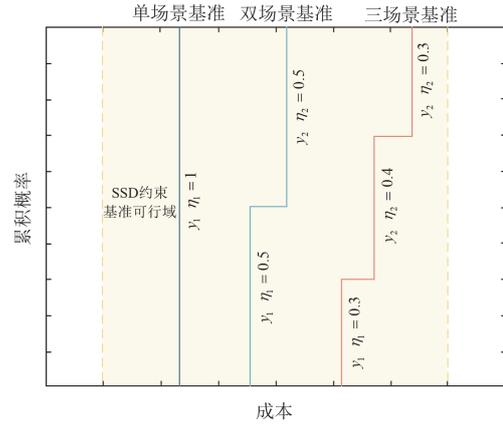


图 3 不同场景数量基准变量的 CDF

Fig. 3 CDF of different numbers of benchmark scenarios

$$\begin{cases} \min_{x \in \mathcal{N}} (1 - \beta) \sum_{s \in S} \pi_s \cdot \sum_{t \in T} \left[ c_t^{\text{pun}} \cdot \sum_{n=1}^N \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}} + I_{ij,s,t}^2 \cdot r_{ij} \right] + \beta \cdot V_{\text{CVaR}} \\ \text{s.t. } V_{\text{CVaR}} = \delta_{\text{VaR}} + \frac{1}{S(1-\alpha)} \sum_{s=1}^S \eta_s \\ \eta_s \geq \sum_{t \in T} \left( \sum_{n=1}^N c(\Delta P_{n,t}^{\text{DER}}) + c_t^{\text{pun}} \cdot \sum_{n=1}^N \Delta P_{n,s,t}^{\text{pun}} + I_{ij,s,t}^2 \cdot r_{ij} \right) - \delta_{\text{VaR}} \\ \eta_s \geq 0 \\ \text{式(3)一式(22)} \end{cases} \quad (29)$$

式中:  $\delta_{\text{VaR}}$  为 VaR 的值;  $\eta_s$  为在场景  $s$  下聚合成本超出 VaR 的值, 其值为正数; 风险偏好系数  $\beta$ , 用来衡量聚合成本和成本变动的风险之间的关系,  $\beta \in [0, 1]$ 。可以通过调整风险系数  $\beta$  和置信度  $\alpha$  的值来获得聚合成本和风险的有效边界, 决策者可以根据风险偏好程度来制定合理的聚合决策。

#### 3.3 基于夏普比率和 CVaR 的单场景基准变量选择方法

在 2.3 节基于 SSD 的风险建模中, 基准变量  $Y$  的选取直接影响模型可行域的构造与优化效果。为识别在不同调节成本场景中具有更优风险控制能力的代表性场景, 本文结合夏普比率与 CVaR 方法, 构建了单场景基准变量  $y_1$  选择机制, 综合考虑经济效益和尾部风险两个维度。

单独使用 CVaR 指标虽能有效刻画尾部风险,

但忽略了与系统整体风险的匹配性；夏普比率则可识别具有较强鲁棒性与经济性的参考场景<sup>[32]</sup>。

基于文献[33]中执行夏普比率的概念，本文在夏普比率的原始定义基础上进行了改进，提出了适用于成本管理的夏普比率  $S'_p$  的计算方法，如式(30)所示。

$$S'_p = \frac{R'_p - R'_f}{\sigma'_p} \quad (30)$$

式中： $R'_p$  为聚合成本的期望值； $R'_f$  为无风险场景下的成本； $\sigma'_p$  为聚合成本分布的标准差。

夏普比率越高，说明单位成本波动下的经济性越强，且具备更优的稳定性。为确保权重的客观性，本文使用熵权法计算夏普比率和 CVaR 的权重，综合评估每个基准场景，选出最佳单场景基准变量。

### 3.4 基于 SSD 的 VPP 聚合成本风险决策模型具体实现过程

为更清晰地呈现本文所构建的基于 SSD 约束的 VPP 聚合成本风险决策机制，本节系统归纳了关键模块之间的逻辑关系，形成如图 4 所示的结构框图。该框图展示了从基准变量可行域界定、单场景基准变量选择，到最终嵌入 SSD 约束构建聚合成本优化模型的过程。

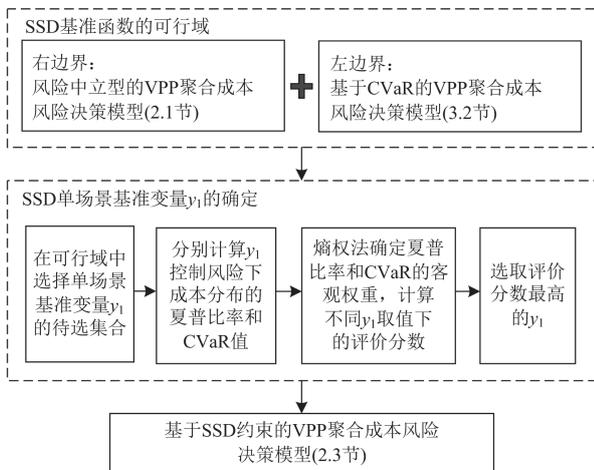


图 4 基于 SSD 的 VPP 聚合决策模型结构框图

Fig. 4 Structure of the SSD-based aggregation decision model for VPP

首先，通过 CVaR 风险决策模型和风险中立型决策模型确定 SSD 基准变量的可行域边界，构建单场景基准变量集合。然后计算每个基准变量的夏普比率和 CVaR 值，以量化其在经济性与尾部风险控制方面的表现。为提升指标融合的客观性，引入熵权法对指标进行客观赋权，并根据权重评分选出最优基准变量。在此基础上，将所选基准变量嵌入 SSD 约束结构中，构建融合风险识别能力的 VPP 聚合成

本风险决策模型，实现对多元分布式资源在成本和风险维度上的联合调控。

所提出的风险决策方法在 MATLAB 环境下通过 YALMIP 工具箱使用 CPLEX 算法包进行求解。

## 4 算例分析

### 4.1 算例设置

本文采用改进的 11 节点配电系统进行验证，线路参数参见文献[34]。将系统中风电、光伏、柴油发电机、储能系统和灵活性负荷作为 DER 聚合，形成 VPP，为上级电网提供调节服务。系统拓扑如图 5 所示，节点 1 为功率交互节点，DER 及节点 1 的基线功率通过经济调度优化计算获得<sup>[15]</sup>。

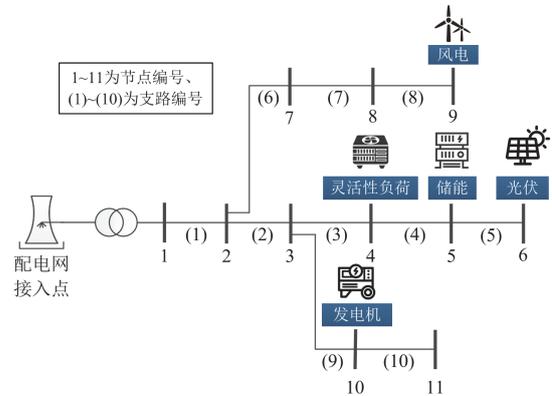
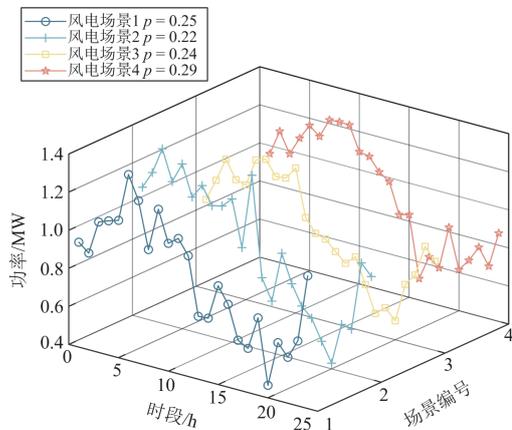


图 5 11 节点配电系统图

Fig. 5 Diagram of 11-bus distribution system

在算例中，柴油发电机和储能系统作为计划型 DER 提供调节服务；风电、光伏和灵活性负荷则为随机型 DER。风速和光照强度分别服从 Weibull 分布和 Beta 分布，灵活性负荷出力假设为正态分布。通过蒙特卡洛模拟生成随机型 DER 的全年出力场景，并使用 K-means 聚类算法得到 4 个典型场景。聚类后的典型场景出力及其概率  $p$  如图 6 所示。考



(a) 风电典型场景出力曲线

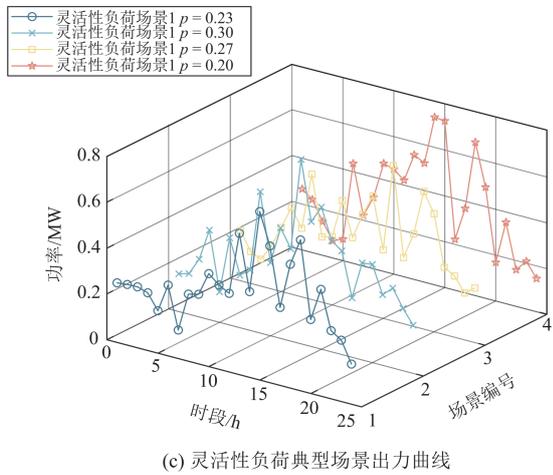
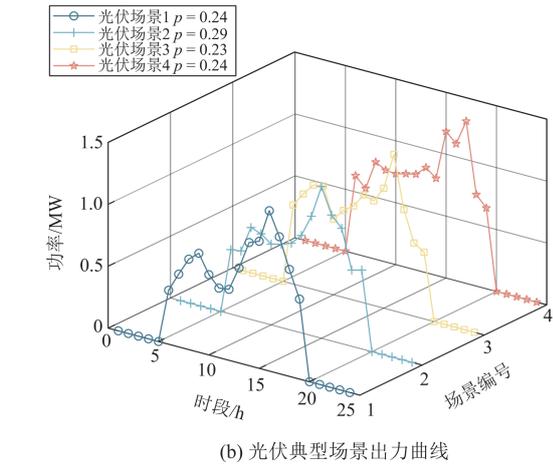


图 6 随机型 DER 典型场景出力曲线

Fig. 6 Output curves of typical scenarios of stochastic DER

考虑到这些不确定性的综合影响, 本文将各场景交叉组合, 最终得到 64 个不同场景。

#### 4.2 SSD 基准变量可行域的确定

通过风险中立模型计算, VPP 在特定时段向上级电网提供调节功率时, 其调节成本的 CDF 如图 7 所示。由于 DER 出力的随机性, 聚合成本在不同场景下呈现较大波动, 存在明显的风险。在固定调节量下, 部分场景下的聚合成本偏高, 表明传统确定性方法难以全面评估经济风险。因此, 本文引入 SSD 约束嵌入到 VPP 聚合决策模型, 实现成本与风险的协同优化, 为 VPP 提供更精准的风险决策支持。

以  $t=16$ 、 $\Delta P=1\text{MW}$  为例, 图 8 展示了基准变量可行域边界的确定过程。

左边界: 红色曲线为在极端风险厌恶假设下(置信度  $\alpha=0.99$ , 风险偏好系数  $\beta=1$ ), 通过 CVaR 优化得到的聚合成本的 CDF 曲线, 其最大值反映了在强风险管控下可实现的成本上限, 由此确定可行域的下限。

右边界: 蓝色曲线为未引入风险管理时的聚合成本 CDF 曲线, 其最大值表示当前 DER 分配策略下的最大成本, 由此确定可行域的上限。

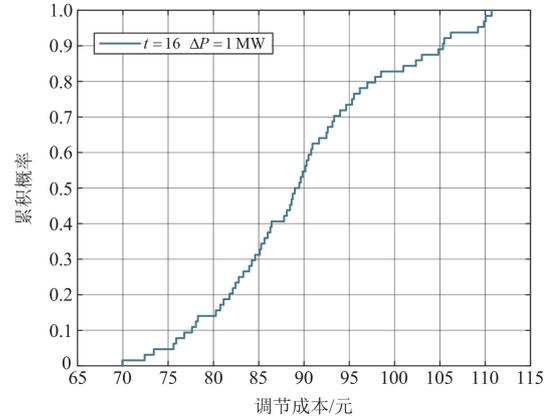


图 7  $t=16$ ,  $\Delta P=1\text{MW}$  时调节成本的 CDF

Fig. 7 CDF of the regulation cost with  $t=16$ ,  $\Delta P=1\text{MW}$

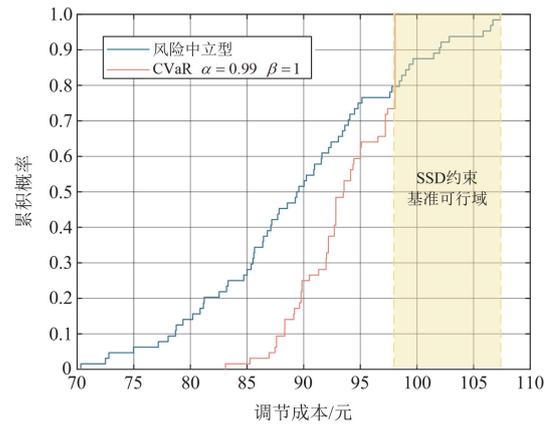


图 8 SSD 基准场景的选取范围

Fig. 8 Selection range of SSD benchmark scenarios

#### 4.3 基于 SSD 的 VPP 聚合调节成本风险管理效果分析

以  $t=16$ 、 $\Delta P=1\text{MW}$  为例, 图 9 展示了单场景基准 SSD 方法对尾部风险的管理效果, 单场景基准在 CDF 中表现为垂直线, 优化后的成本分布 SSD 优于该基准, 确保所有场景的成本不超过基准值, 从而截断尾部风险。图 10 显示了在风险控制下各 DER 的调节量, 由于风电、光伏、灵活性负荷的随机性, VPP 决策者在风险规避的情况下倾向于通过计划型机组或改变网络潮流向上级电网提供聚合调节服务。

在 4.2 节确定的 SSD 场景选择可行域中, 选取等间距的单场景基准变量  $y_1$ , 并计算了不同单场景基准变量下的聚合成本、改进夏普比率和 CVaR, 见表 1。计算结果表明, 改进夏普比率呈现复杂的

非线性特征, CVaR 值也有非线性偏移, 难以预测。本文采用改进夏普比率与 CVaR 值相结合的多指标方法优化基准场景选择, 确保选出最佳基准场景。

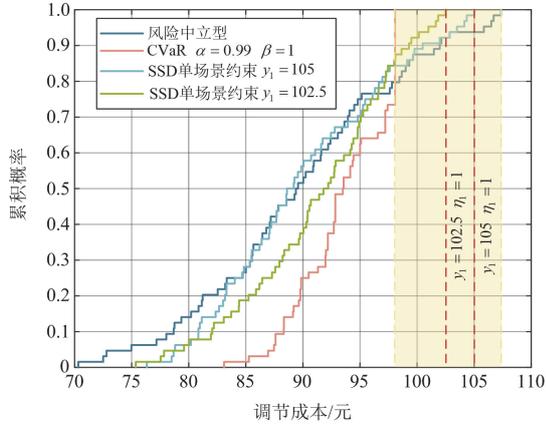


图 9 单场景基准控制聚合成本风险的 CDF

Fig. 9 CDF for controlling aggregation cost risk in a single scenario benchmark

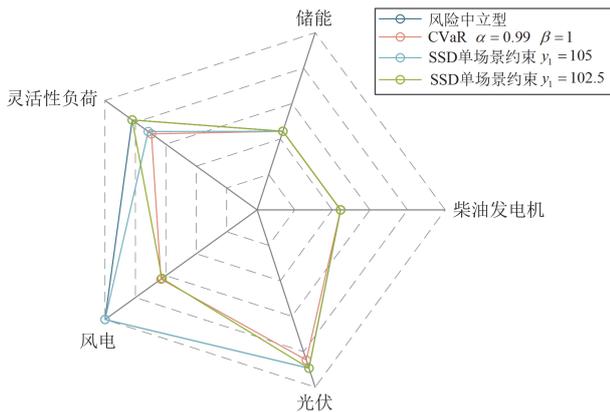


图 10 单场景基准控制聚合成本风险的 DER 比例分配

Fig. 10 DER ratio allocation for controlling aggregation cost risk in a single scenario benchmark

表 1  $t = 16, \Delta P = 1 \text{ MW}$  时不同单场景基准  $y_1$  下的参数

Table 1 Parameters under different reference  $y_1$  at  $t = 16,$

$\Delta P = 1 \text{ MW}$

SSD 基准 $y_1$	聚合成本/元	改进夏普比率	CVaR $\alpha = 0.9/\text{元}$	评价分数
99	91.9162	2.1861	92.3965	0.9922
100	91.4798	1.9402	92.3656	0.9444
101	91.3434	1.5567	92.5185	0.8686
102	91.2511	1.5529	92.5435	0.8677
103	91.1802	1.6984	92.4902	0.8964
104	90.6754	1.9069	91.7345	0.9417
105	90.0222	2.0095	91.1741	0.9653
106	89.8858	1.9284	91.1391	0.9497
107	89.7494	1.7519	91.2345	0.9147

通过熵权法, 改进夏普比率和 CVaR 的权重分别为 0.4266 和 0.5734, 最终选定最优单场景基准为  $y_1 = 99$ 。

图 11 展示了双场景基准 SSD 方法进行风险管理的效果。通过设定两个基准值及其概率分配, 双场景基准划定了尾部风险的形状。该方法不仅能管理尾部风险的最坏情况, 还能优化尾部风险的形状, 从而实现更精确的风险控制。

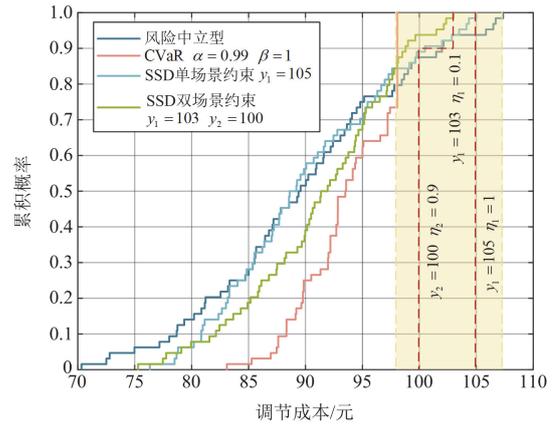
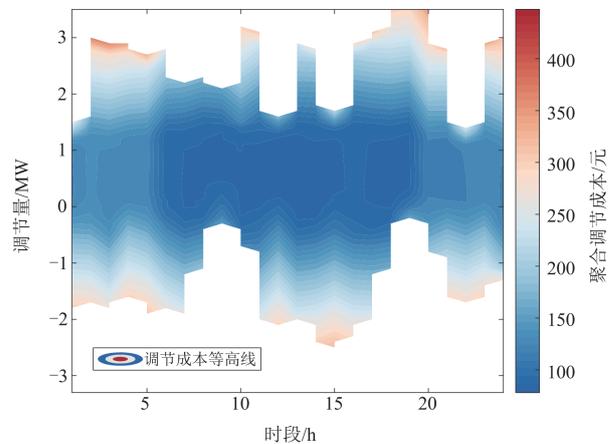


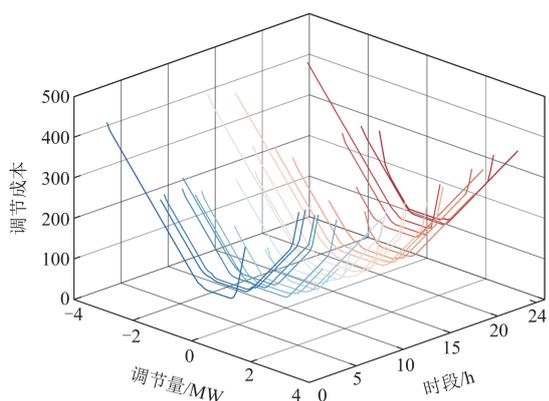
图 11 双场景基准控制聚合成本风险

Fig. 11 Dual scenario benchmark control aggregation cost risk

VPP 聚合调节成本具有时序特征, 图 12 展示了在不同时段内, 按照市场要求, 以 0.1 MW 为步长进行阶梯计算所获得的成本曲线。计算过程中应用了第 3 节提出的风险决策方法和基于多指标的基准选择方法。图 12(a)为调节成本函数的等高线图, 展示了聚合成本的变化趋势。图 12(b)为 VPP 聚合调节成本曲线簇的三维图, 直观显示了不同时间段和调节量下的成本, 为 VPP 聚合调节能力向上级电网报价提供参考。



(a) 调节成本等高线图



(b) 调节成本曲线簇三维图

图 12 VPP 聚合调节成本曲线

Fig. 12 VPP aggregation adjustment cost curve

#### 4.4 与 CVaR 风险决策方法对比结果分析

采用 CVaR 方法进行风险管理时, 通过调整置信度参数  $\alpha$  和风险偏好系数  $\beta$  实现风险与成本的权衡。CVaR 的风险管理效果受  $\alpha$  和  $\beta$  共同影响, 调整参数时, 尾部风险的 CDF 可能出现非线性偏移, 导致风险控制目标与调节方向不匹配。图 13 展示了 CvaR 的有效前沿曲线, 反映了不同参数组合下尾部风险的变化趋势, 但该过程需要多次计算, 无法直接显示尾部风险最大的场景。图 14 展示了 CVaR 风险管理的过程, 通过 4 次调整参数, VPP 才达到了期望成本。相比之下, SSD 方法在确定基准可行域后, 仅通过一次计算就能实现预期值, 避免了 CVaR 的参数敏感性和冗余计算。

### 5 结论

本文基于 VPP 技术提出了一种融合 SD 理论的多元分布式资源聚合成本表征方法, 通过引入 SSD

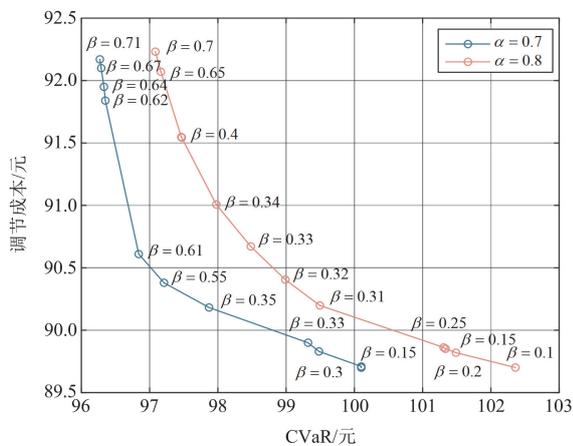


图 13 CVaR 的有效前沿曲线

Fig. 13 Effective frontier curves of CVaR

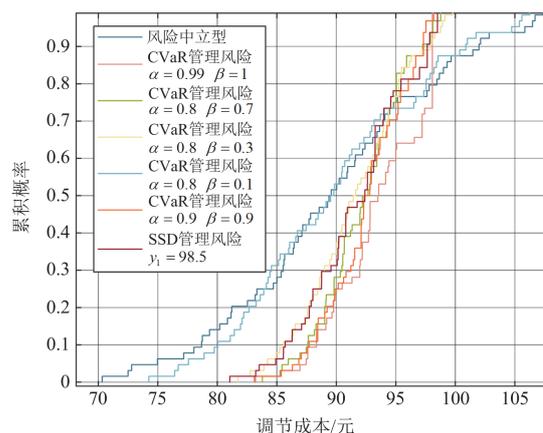


图 14 基于 CVaR 管理 VPP 聚合成本风险

Fig. 14 Managing VPP aggregation cost risk based on CVaR

约束, 有效管理了 VPP 聚合成本的波动风险。同时, 借助 CVaR 风险管理模型, 明确了 SSD 约束的基准可行域, 并提出了融合夏普比率与 CVaR 的多指标单场景基准变量选择方法, 为聚合调节成本的风险决策提供了更具针对性的参考。根据算例分析可得以下结论:

1) 本文提出的基于 SSD 的聚合成本风险决策框架有效降低了分布式资源出力不确定性导致的成本波动风险, 并且克服了 CVaR 方法对参数敏感、需反复试算的局限性。

2) 本文提出的夏普比率与 CVaR 相结合的方法, 分别从成本效益和尾部风险角度提供了多维度评估依据, 最终选出既能兼顾回报水平又可有效控制尾部风险的最优场景基准变量。

本文研究了 SSD 在聚合成本风险管理中的应用, 并提出了多指标单场景基准变量的选取方法, 但仍需在后续工作中进一步探讨如何构建适用于复杂情境或多维约束下的多场景基准变量选择模型, 以提升方法的通用性和实用性。

#### 参考文献

[1] 国家能源局. 新型电力系统发展蓝皮书[EB/OL]. (2023-06-02) [2025-03-21]. [https://www.nea.gov.cn/2023-06/02/c\\_1310724249.htm](https://www.nea.gov.cn/2023-06/02/c_1310724249.htm)

[2] 仪忠凯, 侯朗博, 徐英, 等. 市场环境下灵活性资源虚拟电厂聚合调控关键技术综述[J]. 中国电力, 2024, 57(12): 82-96.

YI Zhongkai, HOU Langbo, XU Ying, et al. Aggregation and operation key technology of virtual power plant with flexible resources in electricity market environment: review[J]. Electric Power, 2024, 57(12): 82-96.

[3] 国家能源局. 电力辅助服务管理办法[EB/OL]. (2021-

- 12-21) [2025-03-21]. [https://zfxgk.nea.gov.cn/2021-12/21/c\\_1310391161.htm](https://zfxgk.nea.gov.cn/2021-12/21/c_1310391161.htm)
- [4] 国家能源局. 国家能源局关于支持电力领域新型经营主体创新发展的指导意见[EB/OL]. (2024-11-28) [2025-03-21]. [https://zfxgk.nea.gov.cn/2024-11/28/c\\_1212408354.htm](https://zfxgk.nea.gov.cn/2024-11/28/c_1212408354.htm)
- [5] 王依妍, 陈景文. 基于 ISSA 的光储微网混合储能容量优化配置[J]. 智慧电力, 2023, 51(4): 23-29, 53.  
WANG Yiyen, CHEN Jingwen. ISSA-based optimal configuration of optical storage microgrid hybrid energy storage capacity[J]. Smart Power, 2023, 51(4): 23-29, 53.
- [6] HAN Haiteng, XU Yiteng, WU Chen, et al. Nash equilibrium-based two-stage cooperative operation strategy for multi-microgrids considering uncertainty[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(6): 42-57.
- [7] 翟晓鹤, 余顺坤, 丁贺. 基于资源特性的虚拟电厂“双层-三阶段”运行策略设计[J]. 智慧电力, 2023, 51(4): 92-98.  
ZHAI Xiaohuo, YU Shunkun, DING He. Two-layer-three-stage operation strategy of virtual power plant considering resource characteristics[J]. Smart Power, 2023, 51(4): 92-98.
- [8] 刘金朋, 刘胡诗涵, 张雨菲, 等. 考虑居民用户可调节潜力的负荷聚合商日前投标决策优化模型研究[J]. 智慧电力, 2024, 52(2): 71-78, 122.  
LIU Jinpeng, LIU Hushihan, ZHANG Yufei, et al. Day-ahead bidding decision optimization model of load aggregators considering adjustable potential of residential users[J]. Smart Power, 2024, 52(2): 71-78, 122.
- [9] 康重庆, 陈启鑫, 苏剑, 等. 新型电力系统规模化灵活资源虚拟电厂科学问题与研究框架[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(18): 3-14.  
KANG Chongqing, CHEN Qixin, SU Jian, et al. Scientific problems and research framework of virtual power plant with enormous flexible distributed energy resources in new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(18): 3-14.
- [10] 何斯强, 张俊岭, 顾宗奇, 等. 面向分布式资源聚合管控的虚拟电厂建模与优化控制综述[J]. 山东电力技术, 2024, 51(2): 11-24.  
HE Siqiang, ZHANG Junling, GU Zongqi, et al. Overview of virtual power plant modeling and optimization control for distributed resource aggregation and control[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(2): 11-24.
- [11] 李明扬, 张智. 基于强化学习的含分布式风-光-储虚拟电厂优化调度[J]. 智慧电力, 2024, 52(8): 50-56.  
LI Mingyang, ZHANG Zhi. Optimal dispatch of distributed wind-solar-storage virtual power plants based on reinforcement learning[J]. Smart Power, 2024, 52(8): 50-56.
- [12] 彭超逸, 徐苏越, 顾慧杰, 等. 基于主从博弈的虚拟电厂参与多元竞争市场投标策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 125-137.  
PENG Chaoyi, XU Suyue, GU Huijie, et al. Bidding strategy for a virtual power plant participating in a multiple competitiveness market based on the Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 125-137.
- [13] 姜华, 杨知方, 林伟, 等. 计及分布式新能源不确定性的虚拟电厂调度边界概率分布刻画方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5565-5576.  
JIANG Hua, YANG Zhifang, LIN Wei, et al. Probability distribution of dispatch region for a virtual power plant considering distributed renewable uncertainties[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(15): 5565-5576.
- [14] 刘志凯, 余绍峰, 刘华, 等. 支撑规模化可再生能源高效聚合的虚拟电厂运行方法研究[J]. 可再生能源, 2024, 42(2): 215-222.  
LIU Zhikai, YU Shaofeng, LIU Hua, et al. Research on large-scale renewable energy efficient aggregation based on virtual power plant operation method[J]. Renewable Energy Resources, 2024, 42(2): 215-222.
- [15] 李泽华, 刘明波. 主动配电系统参与日前电能市场的聚合模型[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4345-4355.  
LI Zehua, LIU Mingbo. Aggregation model for active distribution systems participating in day-ahead electricity energy market[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4345-4355.
- [16] 孙国强, 钱苇航, 黄文进, 等. 考虑配电网安全性的虚拟电厂优化调度博弈模型[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(5): 7-14.  
SUN Guoqiang, QIAN Weihang, HUANG Wenjin, et al. Optimal dispatch game model for virtual power plant considering security of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 7-14.
- [17] 李江南, 程初俐, 周保荣, 等. 含碳捕集及电转氢设备的低碳园区综合能源系统随机优化调度[J]. 中国电力, 2024, 57(5): 149-156.  
LI Jiangnan, CHENG Renli, ZHOU Baorong, et al. Stochastic optimal of integrated energy system in low-carbon parks considering carbon capture storage and power to hydrogen[J]. Electric Power, 2024, 57(5): 149-156.
- [18] VAHEDIPOUR-DAHRAIE M, RASHIDIZADEH-KERMANI H, SHAFIE-KHAH M, et al. Risk-averse optimal energy and reserve scheduling for virtual power plants incorporating demand response programs[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 12(2): 1405-1415.
- [19] PENG Chaoyi, HE Yubin, GU Huijie, et al. Dominance

- constraints for risk control of a VPP's optimal bidding strategy[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 59122-59133.
- [20] 刘政, 陈佳佳, 赵艳雷. 基于均值-方差-偏度的配电网有功-无功随机模型预测控制[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2024, 36(7): 30-37.  
LIU Zheng, CHEN Jijia, ZHAO Yanlei. Mean-variance-skewness-based stochastic active-reactive model predictive control for distribution network[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2024, 36(7): 30-37.
- [21] XIAO Dongliang, CHEN Haoyong, CAI Weijun, et al. Integrated risk measurement and control for stochastic energy trading of a wind storage system in electricity markets[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2023, 8(4): 1-11.
- [22] 陈付雷, 方毛林, 汪辰晨, 等. 考虑风光出力相关性与条件风险价值的孤岛型微电网经济调度[J]. *智慧电力*, 2023, 51(12): 30-37.  
CHEN Fulei, FANG Maolin, WANG Chenchen, et al. Economic dispatching of islanded microgrid considering correlation between wind power and PV output and conditional value at risk[J]. *Smart Power*, 2023, 51(12): 30-37.
- [23] DENTCHEVA D, RUSZCZYŃSKI A. Optimization with stochastic dominance constraints[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2003, 14(2): 548-566.
- [24] BÄUERLE N, MÜLLER A. Stochastic orders and risk measures: consistency and bounds[J]. *Insurance: Mathematics and Economics*, 2006, 38(1): 132-148.
- [25] DENTCHEVA D, RUSZCZYŃSKI A. Portfolio optimization with stochastic dominance constraints[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2006, 30(2): 433-451.
- [26] NOROUZI S, MIRZAEI M A, ZARE K, et al. A second-order stochastic dominance-based risk-averse strategy for self-scheduling of a virtual energy hub in multiple energy markets[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 84333-84351.
- [27] SU Jinshun, MEHRANI S, DEGHANIAN P, et al. Quasi second-order stochastic dominance model for balancing wildfire risks and power outages due to proactive public safety de-energizations[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2023, 39(2): 2528-2542.
- [28] ZARIF M, JAVIDI M H, GHAZIZADEH M S. Self-scheduling of large consumers with second-order stochastic dominance constraints[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2012, 28(1): 289-299.
- [29] ALASHERY M K, XIAO Dongliang, QIAO Wei. Second-order stochastic dominance constraints for risk management of a wind power producer's optimal bidding strategy[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2019, 11(3): 1404-1413.
- [30] KHALOIE H, FARAJI J, VALLÉE F, et al. Risk-aware battery bidding with a novel benchmark selection under second-order stochastic dominance[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2023, 59(3): 3009-3018.
- [31] 周玮, 党伟, 芝昕雨, 等. 基于灵活性资源调节和网络重构的 P2P 交易的阻塞管理方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(20): 83-93.  
ZHOU Wei, DANG Wei, ZHI Xinyu, et al. A congestion management approach for P2P transactions based on flexible resource regulation and network reconfiguration[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(20): 83-93.
- [32] 王伟韬, 王旭, 蒋传文, 等. 考虑夏普比率的虚拟电厂日前投标策略[J]. *电网技术*, 2023, 47(4): 1512-1523.  
WANG Weitao, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Day ahead bidding strategy for virtual power plants considering sharp ratio[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(4): 1512-1523.
- [33] 吴伟平, 林雨, 金成能, 等. 随机市场深度下基于风险管理及交易约束的最优执行问题[J/OL]. *中国管理科学*: 1-18[2025-03-21]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2023.1408>  
WU Weiping, LIN Yu, JIN Chengneng, et al. Constrained optimal risk sensitive execution problem with stochastic market depth[J/OL]. *Chinese Journal of Management Science*: 1-18[2025-03-21]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2023.1408>
- [34] 周玮, 王誉颖, 芝昕雨, 等. 计及 P2P 市场产消者灵活性的配电网阻塞管理[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(15): 91-104.  
ZHOU Wei, WANG Yuying, ZHI Xinyu, et al. Distribution network congestion management considering the flexibility of prosumers in P2P markets[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(15): 91-104.

收稿日期: 2025-03-21; 修回日期: 2025-04-23

作者简介:

芝昕雨(1999—), 女, 硕士研究生, 研究方向为虚拟电厂、风险决策; E-mail: 953834357@qq.com

周 玮(1981—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为端对端能源交易、配电网调度与运行、智能电网能源管理; E-mail: zhouwei@dlut.edu.cn

李 洁(2002—), 男, 硕士研究生, 研究方向为分布式资源聚合、风险决策。E-mail: lijie1281826556@163.com

(编辑 周金梅)