科技创新

源-荷不确定下用户侧共享储能鲁棒优化配置与风险收益分配

侯 强，付子彧

（沈阳工业大学管理学院，沈阳 110870）

摘要：随着风电、光伏分布式电源的高比例并网，在源-荷不确定性的情况下如何平衡共享储能配置与利益分配成为亟待解决的问题，由此提出了融合 CVaR 的两阶段鲁棒优化模型与风险修正收益分配机制。通过 CVaR 多面体不确定性集描述源-荷波动的尾部风险，同时引入多维度修正因子改进 Shapley 值法。算例验证显示，所提模型储能配置兼顾安全与经济，期望成本较传统鲁棒优化降低 3.3%，同时改进 Shapley 值法提升联盟稳定性，为用户侧共享储能规模化应用提供理论。

关键词：源-荷不确定性；鲁棒优化；共享储能；CVaR；改进 Shapley 值法

中图分类号：TM732；TM769　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1671－1807(2026)10－0029－07

在“双碳”目标引领下，可再生能源成为新型电力系统研究的方向[1]。用户侧共享储能作为能源消费的重要环节，目前已成为解决分布式新能源消纳和提升系统经济性的关键[2-3]。然而，风电、光伏出力的间歇性与负荷需求的随机性使得共享储能的优化配置与调度面临诸多挑战，如何在极端场景下平衡多主体利益成为用户侧共享储能规模化发展的重要命题[4-5]。

针对源-荷不确定性下的储能优化问题，现有研究主要采用三类方法，即确定性优化(DO)、随机规划(SP)与鲁棒优化(RO)。确定性优化基于典型场景预测值构建模型，计算简单却忽视了波动特性，导致方案在极端场景下表现出显著的脆弱性。陈寒阳等[6]针对用户侧共享储能配置中存在的容量冗余，提出容量削减的优化配置方法，但未考虑风光出力波动对调度策略的影响。随机规划通过场景生成描述不确定性分布，如杨帆等[7]利用多场景随机规划方法，针对风电出力不确定性生成具有真实特征的场景，进而求解共享储能集群容量随机规划模型。

鲁棒优化通过构建不确定性集合应对极端场景风险，具有较强的鲁棒性和抗扰性，更适用于源-荷强波动场景[8]。杜锡力等[9]提出多场景的共享储能鲁棒优化配置模型，基于精确概率分布的鲁棒理论分析源荷不确定性并构建随机变量极端偏差的优化模型。但传统鲁棒优化多采用盒式不确定性集，过度放大极端波动影响导致优化结果保守性过高，降低了经济性[10]。为解决过度保守的问题，学者尝试引入风险度量方法，其中条件风险价值(CVaR)被广泛用来平衡共享储能优化配置的经济性与可靠性[11]。王宇绅等[12]构建基于 CVaR 的多面体不确定性集，将其应用于虚拟电厂市场调度，证实了 CVaR 在风险量化中的优势；杨晓然等[13]提出基于 CVaR 容量备用的双层优化配置方法，利用 Copula 函数构建风光出力不确定性模型；潘昱树等[14]采用置信间隙决策理论与条件风险价值相融合的方法，解决新能源出力和电价不确定性问题，进而将确定性模型转化为 CGDT(Confidence Gap Decision Theory)-CVaR 模型。

在共享储能利益分配方面，合作博弈的应用较为广泛，其中联盟内部的利益再分配问题成为合作的关键。Shapley 值法通过“边际贡献分配”的方法实现利润分配的公平性[15]。郝俊博等[16]在考虑新能源消纳情况下提出基于改进 Shapley 值的台区多共享储能运行效能分配方法，并建立共享储能

收稿日期：2026-01-23

基金项目：辽宁省教育厅基本科研项目(JYTMS20231227)

作者简介：侯强(1980—)，男，内蒙古赤峰人，博士，教授，研究方向为供应链管理；付子彧(2000—)，女，黑龙江黑河人，硕士研究生，研究方向为共享储能优化配置。

(shared energy storage, SES)台区运行优化调度模型;谢涵铮等[17]采用 Shapley 值法研究用户分配储能时的损耗贡献度并综合考虑用户储能余量,进一步满足用户服务的差异性。然而,目前很少有针对 CVaR 与鲁棒优化融合的研究。

为此,本文围绕在源-荷不确定环境下用户侧共享储能优化配置问题,构建融合 CVaR 的两阶段鲁棒优化模型。首先,基于 CVaR 构建多面体不确定性集,动态描述源-荷波动的尾部风险;然后,建立两阶段鲁棒模型并平衡多主体成本目标函数;最后,引入风险修正因子改进 Shapley 值分配方法,实现联盟内部的风险共担和收益共享。通过算例验证模型在经济性、鲁棒性与联盟稳定性方面的优势,为用户侧共享储能提供理论支撑。

1 共享储能优化配置模型

1.1 多主体目标

1.1.1 产消者联盟

产消者联盟总成本包括电网购电成本、储能租赁成本和弃风损失成本,目标为在满足自身需求下实现成本最小化,同时变量需考虑场景 ξ 的波动。目标函数为

$$C_{\text{alliance}}(\xi) = C_{\text{grid}}(\xi) + C_{\text{rent}}(t,\xi) + C_{\text{curtail}}(\xi) \tag{1}$$

式中:$C_{\text{grid}}(\xi)$ 为产消者联盟向电网的购电成本;$C_{\text{rent}}(t,\xi)$ 为储能租赁成本;$C_{\text{curtail}}(\xi)$ 为可再生能源弃能损失成本,具体表达式为

$$C_{\text{grid}}(\xi) = 365\sum_{t=1}^{24} P_{\text{gird}}(t,\xi)\lambda(t)\Delta t \tag{2}$$

$$C_{\text{rent}}(t,\xi) = k_{\text{cap}}E_{\text{ess}} + k_{\text{power}}\max[P_{\text{ch}}(t,\xi), P_{\text{dis}}(t,\xi)]\Delta t \tag{3}$$

$$C_{\text{curtail}}(\xi) = \sum_{t=1}^{24}\max[P_{\text{wind}}(t,\xi)-(P_{\text{load}}(t,\xi) + P_{\text{ch}}(t,\xi) - P_{\text{dis}}(t,\xi)),0]\lambda_{\text{grid}}\Delta t \tag{4}$$

式中:$P_{\text{grid}}(t,\xi)$ 为 t 时刻场景 ξ 下的购电功率,kW;$\lambda(t)$ 为分时电价(峰时 1.05 元/kWh,平时 0.65 元/kWh,谷时 0.35 元/kWh);Δt=1 h;E_{ess} 为储能的额定容量;$P_{\text{ch}}(t,\xi)$、$P_{\text{dis}}(t,\xi)$ 为 t 时刻场景 ξ 下储能充电功率、放电功率;k_{cap}、k_{power} 为单位容量、功率租赁价格;λ_{grid} 为风电上网电价(0.415 元/kWh)。

1.1.2 储能运营商

储能运营商应在满足联盟充放电需求的同时保证自身成本最小化。储能运营商成本包括折旧成本、充放电损耗成本和运维成本,另外运营商还可通过租赁从产销者联盟获得租赁收入。目标函数为

$$C_{\text{operator}}(\xi) = C_{\text{dep}} + C_{\text{loss}}(\xi) + C_{op}(\xi) - R_{\text{rent}}(\xi) \tag{5}$$

式中:C_{dep} 为折旧成本,与场景 ξ 无关;$C_{\text{loss}}(\xi)$ 为充放电损耗成本;$C_{\text{op}}(\xi)$ 为运维成本;$R_{\text{rent}}(\xi)$ 为租赁收入。具体表达式为

$$C_{\text{dep}} = \frac{E_{\text{ess}}C_{\text{e}} + P_{\text{ess}}C_{\text{p}}}{365N} \tag{6}$$

$$C_{\text{loss}}(\xi) = \sum_{t=1}^{T} P_{\text{ch}}(t,\xi)\eta_{\text{loss}}\lambda_{\text{grid,valley}}\Delta t \tag{7}$$

$$C_{\text{op}}(\xi) = E_{\text{ess}}k_{\text{om,e}} + k_{\text{om,p}}\sum_{t=1}^{24}[P_{\text{ch}}(t,\xi) + P_{\text{dis}}(t,\xi)]\Delta t \tag{8}$$

$$R_{\text{rent}}(\xi) = k_{\text{cap}}E_{\text{rated}} + k_{\text{ene}}\sum_{t=1}^{T}[P_{\text{ch}}(t,\xi) + P_{\text{dis}}(t,\xi)]\Delta t \tag{9}$$

式中:C_{e} 储能容量单位投资成本;P_{ess} 为储能额定功率;C_{p} 为储能功率单位投资成本;N=10 年(设计寿命);365 为年运行天数;$P_{\text{ess}} = \frac{E_{\text{ess}}}{T_{\text{rate}}}$,$T_{\text{rate}}$=2 h(1C 充放电倍率);$\eta_{\text{loss}}$ 为损耗率,通常取值为 0.05~0.1(即 5%~10%);$\lambda_{\text{grid,valley}}$ 为谷段购电电价;$k_{\text{om,e}}$、$k_{\text{om,p}}$ 为储能容量固定运维成本单价和储能充放电量可变运维成本单价。

1.2 约束条件

(1)功率平衡约束。

任意时刻场景 ξ 下,能源供给需求为

$$P_{\text{load}}(t,\xi) + P_{\text{ch}}(t,\xi) = P_{\text{wind}}(t,\xi) + P_{\text{grid}}(t,\xi) + P_{\text{dis}}(t,\xi) \tag{10}$$

式中:$P_{\text{grid}}(t,\xi) \geqslant 0$。

(2)荷电状态(SOC)约束为

$$\begin{cases} \text{SOC}_{\min}E_{\text{ess}} \leqslant \text{SOC}(t,\xi) \leqslant \text{SOC}_{\max}E_{\text{ess}} \ \forall t,\xi \\ \text{SOC}(t,\xi) = \text{SOC}(t-1,\xi) + \eta P_{\text{ch}}(t-1,\xi)\times \Delta t - \dfrac{z_{\text{dis}}(t-1,\xi)}{\eta} \ \forall t \geqslant 2,\xi \end{cases} \tag{11}$$

初始 SOC 与每日末平衡有

$$\text{SOC}(0,\xi) = 0.5E_{\text{ess}} \ \forall t,\xi \tag{12}$$

$$\text{SOC}(24k,\xi) = 0.5E_{\text{ess}}, k = 1,2,\cdots,365,\xi \tag{13}$$

(3)充放电功率约束。

充放电功率不得超过额定功率 P_{ess} 为

$$\begin{cases} 0 \leqslant P_{\text{ch}}(t,\xi) \leqslant P_{\text{ess}} \ \forall t,\xi \\ 0 \leqslant P_{\text{dis}}(t,\xi) \leqslant P_{\text{ess}} \ \forall t,\xi \end{cases} \tag{14}$$

充放电互斥,则

$$P_{ch}(t,\xi)P_{dis}(t,\xi)=0\ \forall t,\xi \tag{15}$$

(4)循环寿命约束。

电池年充放电次数不得超过400次,有

$$\frac{\sum_{t=1}^{8\,760}[P_{ch}(t,\xi)+P_{dis}(t,\xi)]\Delta t}{2E_{ess}}\leqslant 400 \tag{16}$$

式中:$2E_{ess}$为单次充放电的总电量(充电E_{ess}+放电E_{ess})。

2　CVaR风险度量与鲁棒优化融合模型

传统鲁棒优化模型可能存在过度保守的问题,导致优化结果缺乏经济性。为了更好地处理源荷波动带来的尾部风险,引入条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR),并构建基于CVaR的多面体不确定性集,实现鲁棒优化和风险度量的融合。

2.1　引入CVaR风险度量方法

CVaR表示在给定的置信水平α下,损失超过风险价值(value-at-risk, VaR)的条件期望,表达式为

$$\mathrm{CVaR}_\alpha(x)=E_{\hat{u}\in\varepsilon}[L(x,\hat{u})\mid L(x,\hat{u})\geqslant \mathrm{VaR}_\alpha(x)] \tag{17}$$

式中:VaR_α为在置信水平α下,可能发生的最大损失;CVaR_α为最差$1-\alpha$比例场景下的条件期望成本。当$\alpha=0.95$时,CVaR关注的是最差5%场景的平均成本。

2.2　构建基于CVaR的多面体不确定性集

传统不确定性集的最大偏差波动大多采用固定百分比或历史最大偏差,无法动态应对不同时段的变化,从而导致过度保守。基于CVaR的多面体不确定性集能够通过历史数据,结合风险偏好动态地描述不确定性边界,具体表达式如下。

$$\boldsymbol{\varepsilon}=\begin{cases}\hat{\boldsymbol{u}}\mid\hat{\boldsymbol{u}}=\bar{\boldsymbol{u}}+\mathrm{CVaR}_\alpha(\Delta\boldsymbol{u})\circ\boldsymbol{\delta}\\ \|\boldsymbol{\delta}\|_\infty\leqslant 1,\|\boldsymbol{\delta}\|_1\leqslant\psi\\ \boldsymbol{\delta}=[\delta_{wind},\delta_{load}]^{\mathrm{T}},\delta\in[-1,1]^2\end{cases} \tag{18}$$

式中:$\hat{\boldsymbol{u}}=[P_{wind}(t),P_{load}(t)]^{\mathrm{T}}$为不确定性变量($t$时刻风电出力、负荷需求);$\bar{\boldsymbol{u}}=[\bar{P}_{wind}(t),\bar{P}_{load}(t)]^{\mathrm{T}}$为风电、负荷的预测值;$\Delta\boldsymbol{u}=[\Delta P_{wind}(t),\Delta P_{load}(t)]^{\mathrm{T}}$为预测误差;$\mathrm{CVaR}_\alpha(\Delta\boldsymbol{u})$为置信水平$\alpha$下预测误差的条件风险价值,通过历史预测误差数据计算得到;$\circ$为Hadamard乘积;$\|\cdot\|_\infty$为无穷大范数,限制单一不确定性变量的最大波动幅度;$\|\cdot\|_1$为1范数,控制整体不确定性水平;ψ为不确定度参数(由历史数据校准,取值范围为0～2);δ_{wind}、δ_{load}分别为风电、负荷的不确定参数,取值范围为$[-1,1]$。

2.3　两阶段鲁棒优化模型

RO-CVaR融合模型的目标函数并不是单纯最小化最坏场景成本,而是将期望成本和尾部风险(CVaR)通过一个风险偏好参数λ进行加权组合,紧凑形式如下。

$$\begin{cases}\min\limits_{x}\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}+\max\limits_{\hat{u}\in\varepsilon}\min\limits_{y\in\Omega(x,\hat{u})}\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}\\ \text{s.t.}\\ \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}\geqslant\boldsymbol{a}\\ \boldsymbol{B}\boldsymbol{x}=\boldsymbol{b}\\ \boldsymbol{H}\boldsymbol{x}+J\boldsymbol{y}\geqslant\boldsymbol{h}\\ \boldsymbol{K}\boldsymbol{x}+L\boldsymbol{y}=\boldsymbol{k}\\ \boldsymbol{y}\in\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{u}})\end{cases} \tag{19}$$

式中:$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{H}$、$\boldsymbol{K}$为系数矩阵;$\boldsymbol{a}$、$\boldsymbol{b}$、$\boldsymbol{h}$、$\boldsymbol{k}$为系数向量;决策变量$\boldsymbol{x}=[E_{rated},P_{rated}]^{\mathrm{T}}$决策;$\boldsymbol{y}=[P_{grid},P_{ch},P_{dis}]^{\mathrm{T}}$。

2.4　模型求解

采用行列生成(column-and-constraint generation, C&CG)算法求解上述两阶段鲁棒优化模型,核心思路是将双层优化问题拆分为主问题与子问题,通过迭代求解逐步逼近最优解,具体流程如下。

(1)初始化:从基于CVaR的多面体不确定性集ε中,通过蒙特卡特罗采样选取一组值作为初始的最恶劣场景,在此基础上设置下界$L_B=-\infty$,上界$U_B=+\infty$,迭代次数$k=1$,收敛阈值$\delta=10^{-3}$。

(2)求解主问题:基于当前场景$\hat{\boldsymbol{u}}_k$,求解关于变量x、y的线性方程,得到最优解x_k^*,并通过主问题目标函数的值得到新的下界,$L_B^{k+1}=\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\mathrm{x}_k^*+\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}y_k^*$。

(3)求解子问题:基于主问题的最优解x_k^*,在不确定性集ε中寻找新的最恶劣场景$\hat{u}_{k+1}$,并计算子问题的目标函数的值得到新的上界,$U_B^{k+1}=\min\{U_B^k,\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}x_k^*+\max\limits_{\hat{u}\in\varepsilon}\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}y(\hat{\boldsymbol{u}})\}$。

(4)收敛判断:设置收敛阈值为$\delta=10^{-3}$,若$U_B^{k+1}-L_B^{k+1}\leqslant\delta$,则立即停止迭代,返回此时最优解;否则增加变量$y_{k+1}$及相关约束,重复步骤(2)～步骤(4)。

3　产消者联盟利润分配模型

3.1　利润分配基础

在源-荷不确定性环境下,产消者联盟的协同收益转变为在最坏场景下风险规避后产生的收益。协同收益C_{total}^{robust}核算具体表达为

$$C_{total}^{robust}=\Delta C_{grid}^{worst}+\Delta C_{cur}^{worst}+\Delta C_{penalty}^{avoid} \tag{20}$$

式中：$C_{\text{grid}}^{\text{worst}}$为购电成本风险规避额，表示最坏场景下因共享储能的削峰填谷作用而避免的高额电网购电成本；$C_{\text{cur}}^{\text{worst}}$为弃能损失风险规避额，表示在最坏场景下因储能的存储作用而避免的弃风/弃光损失；$C_{\text{penalty}}^{\text{avoid}}$为可靠性惩罚规避额，表示联盟因共享储能的供电从而避免因缺电可能导致的高额违约金或生产损失。具体表达为

$$\Delta C_{\text{grid}}^{\text{worst}} = \sum_{t=1}^{T}\left[P_{\text{grid},0}(t,\xi^*)c(t) - P_{\text{grid}}(t,\xi^*)c(t)\right] \tag{21}$$

$$\Delta C_{\text{cur}}^{\text{worst}} = \sum_{t=1}^{T}\left[P_{\text{cur},0}(t,\xi^*) - P_{\text{cur}}(t,\xi^*)\right]c_{\text{ref}} \tag{22}$$

$$\Delta C_{\text{penalty}}^{\text{avoid}} = \left[\text{LPSP}_0(\xi^*) - \text{LPSP}_{\text{coalition}}(\xi^*)\right]C_{\text{penalty}} \tag{23}$$

式中：ξ^*为鲁棒优化识别出的最坏不确定性场景；$P_{\text{grid},0}(t,\xi^*)$为无储能时在最坏场景下的购电功率；$c(t)$为 t 时刻电网电价；$P_{\text{cur},0}(t,\xi^*)$、$P_{\text{cur}}(t,\xi^*)$分别为场景 ξ^* 下无储能、有储能时 t 时刻的 DRE 弃能功率；c_{ref}为参考电价（取谷段电价，元/kWh）；LPSP_0、$\text{LPSP}_{\text{coalition}}$分别为无储能联盟和有储能联盟在最坏场景下的缺电率；C_{penalty}为单位缺电量的惩罚成本。

3.2　常规 Shapley 值分配模型

Shapley 值法是合作博弈理论中用于公平分配协同收益的经典方法，其核心思想是“按边际贡献分配”。具体计算公式为

$$\varphi_{i,\text{base}} = \sum_{i\in S'}\frac{(|S'|-1)!\times(|S|-|S'|)!}{|S|!}\times\left[v(S') - v(S'\{i\})\right] \tag{24}$$

式中：$|S'|$为子集的规模；$|S|$为联盟总规模。

计算过程：生成所有包含产消者 i 的子集 $S'\subseteq S$ 且 $i\in S'$；计算子集 S'的协同收益 $v(S')$；计算子集 $S'\{i\}$（不含 i）的协同收益 $v(S'\{i\})$。此时每个联盟成员对于联盟的边际贡献率实际应为成员用电量占联盟总用电量的比例。常规的 Shapley 值分配模型并未考虑产消者在联盟中的“持续贡献”与“风险承担”，需结合共享储能场景改进。

3.3　不确定性下的改进 Shapley 值分配模型

为避免式(24)中的分摊不合理现象，结合共享储能不确定场景进行改进，通过引入贡献度修正因子、风险承担因子 μ_i、风险责任因子 ν_i，从三个维度量化产消者的贡献，提高联盟在源-荷不确定环境下的应对能力。产消者 i 的最终分配额 $\varphi_i^{\text{robust}}$，具体计算公式为

$$\begin{cases}\varphi_i^{\text{robust}} = \varphi_{i,\text{base}}\lambda_i\mu_i(1-\nu_i)\\ \alpha_i = \dfrac{\int_{t\in T_{\text{peak}}}P_{i,\text{load}}(t)\,\mathrm{d}t}{\sum_{j\in S}\int_{t\in T_{\text{peak}}}P_{j,\text{load}}(t)\,\mathrm{d}t}\\ \beta_i = \dfrac{\int_{t\in T_{\text{abun}}}P_{i,\text{DRE}}(t)\,\mathrm{d}t}{\sum_{j\in S}\int_{t\in T_{\text{abun}}}P_{j,\text{DRE}}(t)\,\mathrm{d}t}\\ \gamma_i = \dfrac{T_{i,\text{part}}}{T_{\text{total}}}(1+\theta_i)\\ \lambda_i = \omega_\alpha\alpha_i + \omega_\beta\beta_i + \omega_\gamma\gamma_i\\ \mu_i = 1 - \dfrac{\sigma_{i,\text{cost}}}{\max\limits_{j\in S}\sigma_{i,\text{cost}}}\\ \nu_i = \dfrac{\sigma_i\rho_{i,\xi^*}}{\sum_{j\in S}\sigma_j\rho_{j,\xi^*}}\end{cases} \tag{25}$$

式中：α_i、β_i、γ_i 分别为负荷贡献因子、DRE 贡献因子、联盟参与度因子；T_{peak}为电网高峰时段；$P_{i,\text{load}}(t)$为产消者 i 在 t 时刻的负荷功率（kW）；T_{abun}为 DRE 出力充裕时段；$P_{i,\text{DRE}}(t)$为产消者 i 在 t 时刻的 DRE 出力；$T_{i,\text{part}}$为产消者 i 的年度联盟参与天数；T_{total}为年度总天数（365 d）；θ_i 为履约系数（无违约时 $\theta_i=0.1$，轻微违约 $\theta_i=0$，严重违约 $\theta_i=-0.2$），用于激励产消者持续履约；$\sigma_{i,\text{cost}}$为产消者 i 年度用电成本的标准差（反映成本波动风险）；$\max\limits_{j\in S}\sigma_{i,\text{cost}}$为联盟内产消者成本标准差的最大值；$\nu_i$ 为风险责任因子，表示产消者相对风险贡献的特征值，无 0～1 取值限制，数值大于 1 表示该产消者的风险责任显著高于基本水平；σ_i 为成员 i 的负荷或出力功率的标准差；ρ_{i,ξ^*} 为成员 i 的功率曲线与最坏场景 ξ^* 下联盟总净负荷曲线的皮尔逊相关系数；风险责任因子 ν_i 为产消者相对风险贡献的特征值，无 0～1 取值限制，数值大于 1 表示该产消者的风险责任显著高于基本水平。

4　算例分析

4.1　算例设置

基于 Python 3.8＋开发程序，主要依赖库包括 NumPy、SciPy、scikit-learn 和 Matplotlib。系统基础参数设置如表 1 所示。

4.2　参数设置

为保证模型计算的准确，对模型中关键参数进行说明。不确定度参数 ψ 用于表征风光出力与负荷预测误差的波动范围，其取值由历史运行数据校准得到，合理取值区间为 0～2。为满足实际运行中大多数波动场景和电力系统的风险管控要求，根据历史数据 95%分位数对不确定度参数进行校准，选取

表 1　参数设置

参数名称	参数值	说明
风电装机容量	250 kW	风电场额定容量
峰值负荷	600 kW	系统最大负荷需求
储能容量范围	50～600 kWh	优化搜索空间
储能功率范围	25～300 kW	充放电功率限制
充放电效率	93%	单向效率
SOC 范围	15%～90%	荷电状态约束

$\psi=1.0$;CVaR 风险度量的置信水平 $\alpha=0.95$。风险偏好参数 λ 用于协调系统运行成本与风险损失的平衡关系,体现决策者的风险态度,取 $\lambda=0.5$。

4.3　不同方案对比分析

为验证所提模型的优越性,设置四种优化配置方案进行对比分析,包括确定性优化(DO)、随机规划(SP)、传统鲁棒优化(RO-Worst)和基于条件风险价值的鲁棒优化(RO-CVaR)。四种优化方法的储能配置和经济性结果对比如表 2 所示。

表 2　不同优化方案下的储能配置结果对比

配置方案	容量/kWh	功率/kW	期望成本	最坏成本	CVaR
DO	261.5	117.7	154.32	165.88	165.60
SP	303.8	136.7	154.54	166.06	165.78
RO-CVaR	346.2	155.8	167.22	286.09	261.72
RO-Worst	388.5	174.8	172.90	287.00	279.56

4.3.1　储能配置方案对比分析

如图 1(a)所示,确定性优化的配置容量与功率最小,这是因为确定性优化只是基于典型场景进行设计,并未考虑源荷波动,所以配置方案在极端场景下存在明显的韧性不足;随机规划的配置容量与功率有所提升,一定程度上提升了配置的冗余度,但仍没有针对极端波动场景进行改善;传统鲁棒优化的配置容量与功率最大,这是因为在应对该模型极端不确定性时,考虑的首要问题是安全性,这就导致模型的经济性不高;CVaR 鲁棒优化的配置容量与功率介于随机规划与传统鲁棒优化之间,在保障极端场景安全的同时避免过度冗余,实现安全性与经济性的平衡。

4.3.2　经济性对比分析

从图 1(b)的期望成本与最坏成本对比可以进一步验证不同方法的经济性与鲁棒性。确定性优化与随机规划的期望成本较低,但最坏成本仅略高于期望成本,表现出二者对极端风险的覆盖不足,一旦发生极端波动,实际成本可能远超预期;传统鲁棒优化的期望成本和最坏成本最高,表明过度保守的策略不仅增加了日常运行成本,在极端场景下也会造成经济损失;CVaR 鲁棒优化的期望成本略

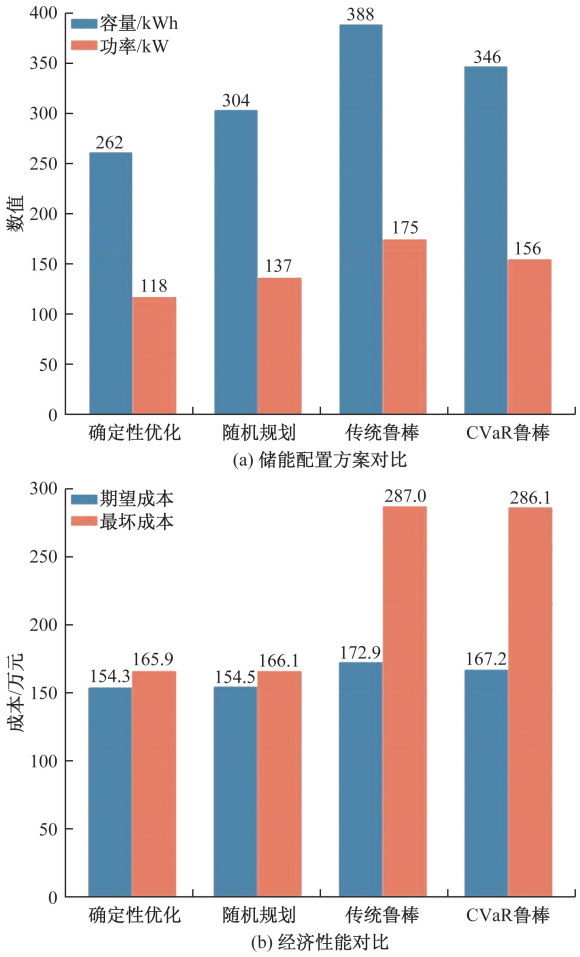


图 1　三种优化方案的配置结果对比

高于确定性优化与随机规划,但显著低于传统鲁棒优化,表明在保障极端场景安全的同时有效控制了日常运行成本。

4.4　鲁棒系数敏感性分析

4.4.1　鲁棒系数 Γ 对储能配置的影响

如图 2(a)所示,在 $\Gamma\in[0,10]$ 的区间,容量(kWh)与功率(kW)的增长较为平缓,表明低鲁棒性需求下,模型仅需小幅增加配置冗余即可覆盖不确定性;在 $\Gamma\in(10,25]$ 的区间,容量与功率的增速呈现近似指数增长,表示模型对极端场景的覆盖要求越来越高,需通过增加储能配置来保障系统的运行安全。

4.4.2　鲁棒系数 Γ 对经济性的影响

从图 2(b)的成本与 CVaR 变化趋势可以看出期望成本随 Γ 增大呈线性增长,说明鲁棒性需求增高,储能配置的规模也不断增大,投资与运行成本也随之增加;最坏成本与 CVaR 的增速显著快于期望成本且二者趋势高度吻合,说明 Γ 的增大有效提升了模型对极端场景风险的覆盖能力,使极端场景下的成本损失得到控制;当 Γ 趋近于 25 时,最坏成

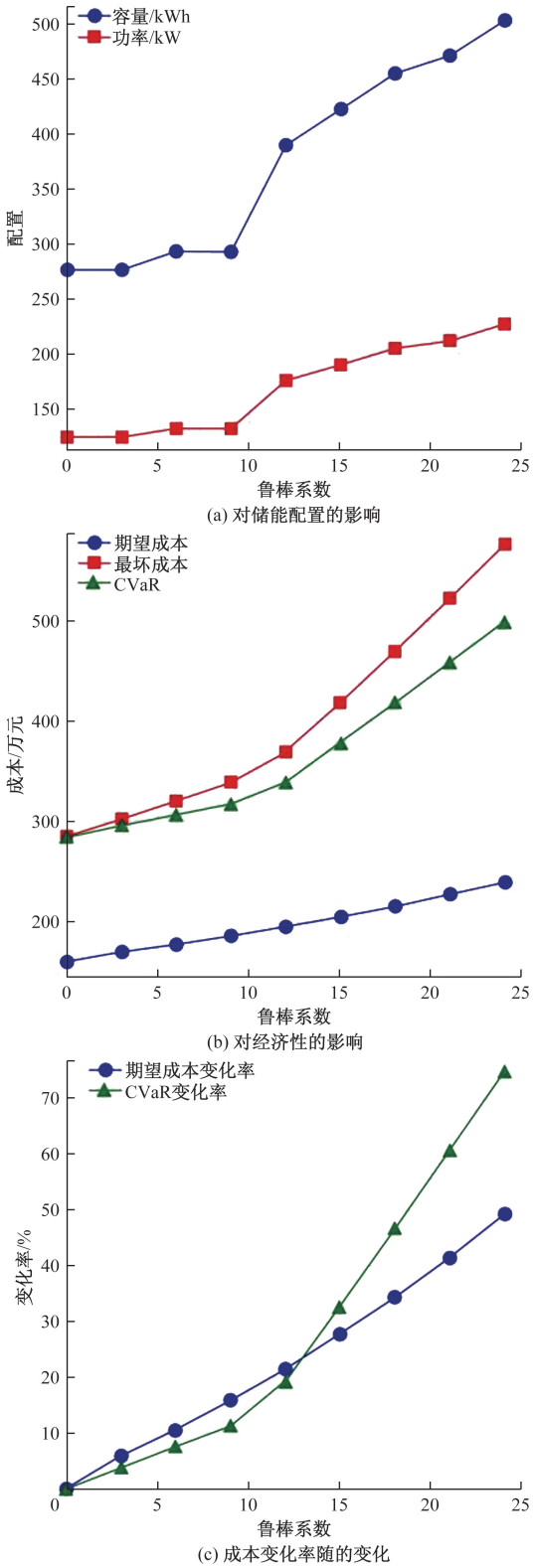


图 2　鲁棒系数敏感性分析

本与 CVaR 的增幅明显高于期望成本，表明过度追求鲁棒性会导致经济效益变低。

4.4.3　成本变化率随 Γ 的变化

图 2(c)通过变化率进一步研究鲁棒性对成本的边际影响，可以看出期望成本变化率增速相对平缓且呈现上升趋势，表明鲁棒性对日常运行成本的边际影响是相对稳定且可控的。CVaR 变化率的增速显著快于期望成本变化率，且在 $\Gamma>10$ 后呈现加速上升趋势，说明当鲁棒性需求超过临界值后，极端风险管控的边际成本随之增加。

4.5　利润分配结果对比

选取 5 个不同的产销者进行利润分配，结果如图 3 所示。从图 3(a)的利润分配对比可见，改进 Shapley 值法通过引入风险修正因子调整了不同产消者的分配金额：传统 Shapley 值下产消者 1 的分配额最高(约 13 万元)、产消者 5 最低(约 7 万元)，而改进后高风险承担的主体分配额有所提升(如产消者 5 从约 7 万元增至约 8.3 万元)，高贡献度主体的分配额则适度下调(如产消者 1 从约 13 万元降至约 11.5 万元)；结合图 3(b)的修正因子可以发现，产消者 1 和产消者 2 的风险责任因子显著高于 1，而产消者 4 和产消者 5 的贡献度因子为负，表明改进方法通过量化贡献度、风险承担与风险责任的影响，使利润分配更适用于不确定性场景，有效提升

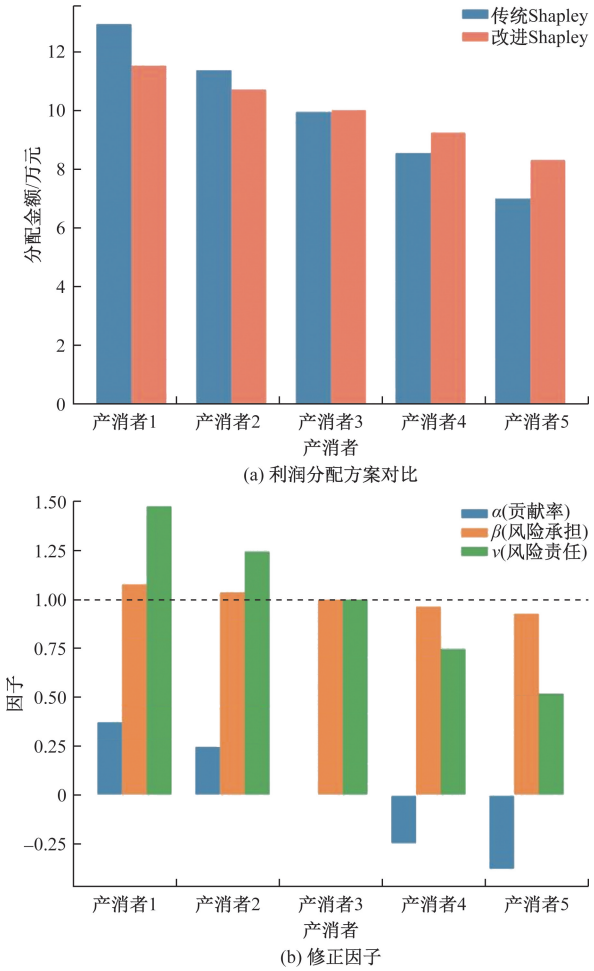


图 3　利润分配结果分析

了共享储能联盟的稳定性与公平性。

5　结论

本文围绕源-荷双重不确定性下用户侧共享储能的优化配置与利益分配问题进行研究,构建了融合 CVaR 的鲁棒优化模型和考虑风险问题的收益分配机制,通过算例验证得到以下结论。

(1)基于 CVaR 的多面体不确定性集,解决了传统鲁棒优化盒式集合过度保守的问题;两阶段鲁棒模型使共享储能配置既避免了确定性优化、随机规划在极端场景下的脆弱性,又降低了传统鲁棒优化的冗余成本。

(2)鲁棒系数的变化对配置方案与经济性具有显著调控作用,当 $\Gamma\in[0,10]$时,模型在低边际成本下实现鲁棒性提升,在该区间内可有效实现安全性与经济性;当 $\Gamma>10$ 时,边际成本快速上升,现实场景应用时应根据实际需求进行选取。

(3)通过引入贡献度、风险承担等修正因子,改进后的 Shapley 值法实现了收益分配与实际价值的融合,在体现边际贡献的同时弥补了传统方法对风险的忽视,增强了共享储能联盟的稳定性。

参考文献

[1] 李奕恒,顾晶晶,谢啸天.“双碳”目标下新型电力系统发展路径研究[J].科技经济场,2023(4):122-124.

[2] 张林垚,吴桂联,廖锦霖,等.考虑共享储能的配电网多主体协同调度策略[J].电力科学与技术学报,2024,39(2):44-52.

[3] 巨亚琦,谢丽蓉,卞一帆,等.多微电网共享储能优化配置与成本分配方法[J].南方电网技术,2026,20(1):1-9.

[4] 陈湘元,吴公平,龙卓,等.考虑源荷不确定性及用户侧需求响应的综合能源系统多时间尺度优化调度[J].电力科学与技术学报,2024,39(3):217-227.

[5] 樊慧,牛玉广,陈玥,等.计及共享储能服务质量定量评估的多虚拟电厂调度策略[J].太阳能学报,2025,46(10):77-87.

[6] 陈寒阳,刘洋,许立雄,等.考虑容量削减的居民用户共享储能优化配置[J].电力建设,2023,44(9):43-57.

[7] 杨帆,王维庆,何山,等.基于多场景运行模拟的风-储-车容量随机规划[J].高电压技术,2023,49(3):1161-1171.

[8] 付涛涛,杨超.基于非合作博弈和收益分配机制的多微网鲁棒协同调度策略[J].电子科技,2026,40(7):1-12.

[9] 杜锡力,李笑竹,陈来军,等.面向多场景调节需求的集中式共享储能鲁棒优化配置[J].电工技术学报,2022,37(23):5911-5921.

[10] 金文,方登洲,李鸿鹏,等.共享自有储能模式下多微电网协同鲁棒调度与效益分配[J].智慧电力,2024,52(11):56-63.

[11] 汤晨阳,王磊,江伟建.计及不确定性风险与电能贡献度的多虚拟电厂协同优化策略[J].电力建设,2025,46(7):27-41.

[12] 王宇绅,陈皓勇,黄宇翔,等.多重不确定性下的虚拟电厂参与电能量和需求响应市场鲁棒优化调度策略[J].发电技术,2024,45(6):1173-1185.

[13] 杨晓然,鹿孟县,王佳磊,等.基于 CVaR 容量备用的风光联合微电网优化配置研究[J].中国设备工程,2025(21):150-153.

[14] 潘昱树,郭欣雨,汪悦萍,等.电力现货背景下考虑双重不确定性的新能源基地鲁棒优化模型[J].电网技术,2025,49(7):2819-2829.

[15] 田欣,陈来军,李笑竹,等.基于主从博弈和改进 Shapley 值的分布式光伏社区共享储能优化运行策略[J].电网技术,2023,47(6):2252-2261.

[16] 郝俊博,闫晓宏,裴红兰,等.基于改进 Shapley 值的台区多共享储能运行效能分配方法[J].储能科学与技术,2025,14(4):1507-1518.

[17] 谢涵铮,刘友波,马超,等.计及参与成本贡献的用户侧云储能服务及其纳什议价模型[J].电力自动化设备,2024,44(2):9-17.

Robust Optimization Configuration and Risk-return Allocation of User-side Shared Energy Storage under Source-load Uncertainties

HOU Qiang, FU Ziyu

(School of Management, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: With the high proportion of grid connection of wind power and photovoltaic distributed power sources, how to balance the configuration of shared energy storage and benefit distribution under the condition of source-load uncertainty has become an urgent problem to be solved. Therefore, a two-stage robust optimization model integrating CVaR and a risk-corrected revenue distribution mechanism were proposed. The tail risk of source-load fluctuations was described through the CVaR polyhedral uncertainty set, and multi-dimensional correction factors were introduced to improve the Shapley value method. Case verification shows that the proposed model's energy storage configuration takes both safety and economy into account, with the expected cost reduced by 3.3% compared with traditional robust optimization. At the same time, the improved Shapley value method enhances the stability of the alliance, providing a theory for the large-scale application of user-side shared energy storage.

Keywords: source-load uncertainty; robust optimization; shared energy storage; CVaR; improved Shapley value method