第 49 卷 第 4 期：1412-1422 高电压技术 Vol.49, No.4: 1412-1422
2023 年 4 月 30 日 High Voltage Engineering April 30, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221044

基于场景缩减优化引导置信度选值的园区微能源网改进 CVaR 日前调度模型

谭俊丰[1]，杨　苹[1,2]，曾宪锴[1]
（1. 华南理工大学电力学院，广州 510640；2. 华南理工大学广东省绿色能源技术重点实验室，广州 510640）

摘　要：园区微能源网在波动的电力现货价格下常面临调度成本的不确定性，易造成额外的损失成本。然而，常用的随机优化手段——典型场景规划、条件风险价值(condition value at risk, CVaR)存在忽略场景合并损失及置信度主观选值的问题。为此，提出兼顾场景相似度与合并损失下的改进场景缩减优化方法，提取典型市场场景集，将场景缩减后的损失度作为置信度的选值依据，形成改进 CVaR 日前经济调度模型。算例分析表明，基于场景缩减优化引导置信度选值的方法有效促使 CVaR 值反映实际调度的损失成本，且较主观选值而言更接近理论最低的尾部风险损失，即表明园区微能源网的日前经济调度成本与实际环境更为接近，并进一步讨论了考虑风电不确定性及其他场景缩减方案下的模型推广性。

关键词：园区微能源网；场景缩减优化；置信度；改进 CVaR 模型；日前调度

Improved CVaR Day-ahead Dispatch Model of Micro-energy-grid Based on Scenario-reduction-optimization Guiding Confidence Value Selection

TAN Junfeng[1], YANG Ping[1,2], ZENG Xiankai[1]
(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
2. Guangdong Key Laboratory of Clean Energy Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Under the fluctuating power spot price, micro-energy-grid often faces the uncertainty of dispatch costs and additional costs. However, the commonly-used stochastic optimization methods, namely, typical scenario optimization and conditional value at risk (CVaR), have the problem of ignoring the loss of scenario reduction and the subjective selection of confidence value. To this end, an improved comprehensive scenario-reduction-optimization method in which both the scenario similarity and the combined loss are taken into account is proposed and the loss degree after scenaio reduction is used as the basis for the selection of confidence value, forming an improved CVaR day-ahead economic dispatch model. The cases study shows that the method based on scenario-reduction-optimization guiding confidence value selection can effectively reflect the actual dispatch loss cost by CVaR, and is closer to the theoretical minimum tail risk loss than the subjective value, thus the day-ahead dispatch cost reaches a more optimal level in the actual market environment. Furthermore, the applicability of improved CVaR model is discussed when further considering the uncertainty of wind power and different schemes of scenario reduction.

Key words: micro-energy grid; scenario reduction optimization; confidence value; improved CVaR model; day-ahead dispatch

0　引言

新型电力系统的建设必将大力推动以工业园区为代表的微能源网参与多类型能源的消纳调控当中[1-2]。作为涵盖冷、热、电、气等多类型能源设备及用户的主体，园区微能源网的日前调度策略将直接影响其用能成本，尤其在面向市场化交易的电力现货环境下，园区能源服务商需充分衡量市场风险以避免额外的调度成本损失，并通过多能互济互补运行实现园区经济用能[3-5]。

现阶段，针对电力现货市场下的日前经济调度问题属于典型的随机优化问题，相关研究主要集中于典型场景规划法及构建条件价值风险(condition value at risk, CVaR)的调度模型上。其中在典型场景

基金资助项目：广东省重点领域研发计划(2021B0101230003)。
Project supported by Research and Development Program Project in Key Areas of Guangdong Province (2021B0101230003).

规划法方面，文献[6-7]从构建电力市场的典型场景角度分别提出了基于混合编码及 Kovacevic 等场景缩减算法，为随机优化模型提供准确率较高的典型市场场景；文献[8]基于高斯过程回归与不确定性耦合关系，构建典型场景的提取技术，能更好保留原始基础场景集合的概率分布特性；而在构建 CVaR 的系统调度模型中，文献[9]通过构建多阶段的联合优化运行模型以降低园区综合能源系统的成本损失风险；文献[10-11]从用户购售电的角度在考虑市场不确定性下构建了计及 CVaR 的投标模型，得到在预期利润和多种不确定性风险之间的最佳权衡方案；文献[12]在 CVaR 基础上进一步考虑模型的相对鲁棒性，得到在多概率分布不可比时该模型促使用户获得更好的利润表现及风险规避能力；文献[13-14]则针对微电网对电力市场及风电出力的运行风险进行评估，提出效用系数最优下的多阶段 CVaR 调度模型。

然而，上述针对典型场景规划及 CVaR 量化市场风险的研究存在 2 方面的缺陷，其一为所构建的典型场景规划法主要保持了目标场景集与原场景集之间的概率分布一致性，却忽略了在典型场景提取过程中由场景合并产生的损失对调度结果带来的负面影响；其二为 CVaR 模型的置信度参数选择常具有主观性，缺乏选值依据及合理性，置信度在本质上反映了所选取市场场景集的可信程度，选值的差异将导致模型的求解结果在参与市场申报的中性风险损失成本[15]与尾部风险损失[16]之间存在较大的偏差。因而，在构建 CVaR 模型时置信度的选择方式至关重要，通过提取典型场景过程中以场景缩减损失度反映市场场景集可信程度的方式，可引导 CVaR 调度模型的置信度选值，合理反映典型场景集对日前经济调度的参考作用，为园区能源服务商提供更准确的最优调度成本与可能存在的风险损失成本，降低日前调度的经济风险。

为此，本文在园区微能源网的传统日前 CVaR 经济调度模型上进行改进，首先采用兼顾场景相似度与合并损失下的改进场景缩减优化方法提取典型场景，并引入场景缩减损失度的概念作为 CVaR 调度模型的置信度选值依据，综合形成了园区微能源网的改进 CVaR 日前调度模型。最后通过仿真算例对所提的改进 CVaR 模型有效性、微能源网调度方案的经济性进行了方案对比验证，并进一步讨论了该模型推广至考虑风电运行不确定性及不同场景缩减方案时的置信度选值依据。

1　园区微能源网的运行拓扑模型

1.1　整体调度架构

作为涵盖冷、热、电、气及多类型能源设备终端的微能源网，园区的整体调度架构如图 1 所示。其中，园区能源服务商作为直接决策层，向园区用户及设备下达日前的能量调度计划及机组、储能调节指令，并以源–荷预测为基础确定向多电力市场、天然气市场申报日前能源供给曲线，通过日前经济优化调度，协同内部机组、储能及多能负荷，实现多能互济互补的运行模式。考虑到天然气市场与电力市场存在的异步关系及园区的市场份额较小[17]，为简化日前调度决策，本文按固定价格结算园区的天然气使用，并以园区作为电力市场价格的接受者。

1.2　运行拓扑模型

基于图 1 中 4 种能量流的拓扑网络关系，可得园区以电力、天然气作为主要能源输入途径，并通过能源转换设备得到冷、热 2 类型负荷，故将电力、天然气的能量流称为能源主径，而冷、热能量流则称为能源转换径。因此，参照能源耦合关系矩阵[18]，园区微能源网的能源主径模型可表达为

$$\begin{bmatrix} P_{\mathrm{e}} \\ P_{\mathrm{g}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}} + P_{\mathrm{ht}}^{\mathrm{e}} + P_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}} - P_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}} - P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{gt}} \\ P_{\mathrm{gt}}^{\mathrm{g}} + P_{\mathrm{gb}}^{\mathrm{g}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{e}} - P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{wp}} \\ P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{g}} \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中：等式左侧为能源输入矩阵，P_{e}、P_{g} 分别为园区能源的电能量、天然气输入量；而等式右侧分别为能源主径中的可控设备矩阵与不可控矩阵，在可控设备矩阵中，$P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}}$、$P_{\mathrm{ht}}^{\mathrm{e}}$、$P_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}}$、$P_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}}$、$P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{gt}}$ 分别为制冷机(refrigerator, RE)的电输入分量、制热机(heater, HT)的输入分量、储能(energy storage, ES)的充放电量及燃气机组(gas turbine, GT)出力，$P_{\mathrm{gt}}^{\mathrm{g}}$、$P_{\mathrm{gb}}^{\mathrm{g}}$

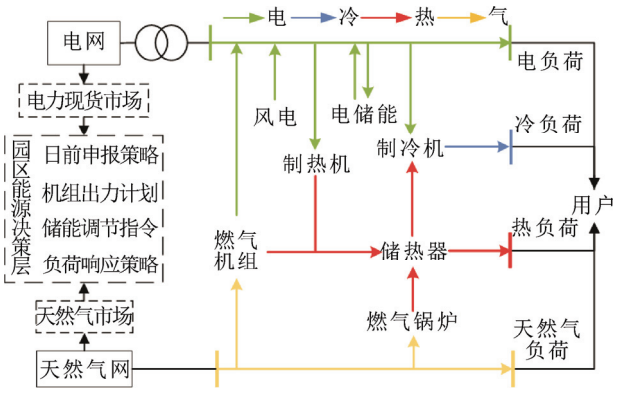


图 1　园区微能源网的整体调控架构

Fig.1　Dispatch structure of micro energy grid

分别为燃气机组、燃气锅炉(gas boiler, GB)的输入分量；在不可控矩阵中，$P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{wp}}$ 为风电(wind power, WP)出力，$P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{e}}$、$P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{g}}$ 分别表示电、天然气负荷功率。

而能源转换径的模型表达则需通过多类型能源转换设备实现，具体如下文所述。

(1) 燃气机组

$$\begin{cases} P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{gt}} = \eta_{\mathrm{gt}} P_{\mathrm{gt}}^{\mathrm{g}} \\ P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{gt}} = P_{\mathrm{gt}}^{\mathrm{g}} \eta_{\mathrm{gt}}^{*} (1-\eta_{\mathrm{gt}}) \end{cases} \tag{2}$$

式中：$P_{\mathrm{e}}^{\mathrm{gt}}$、$P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{gt}}$、$P_{\mathrm{gt}}^{\mathrm{g}}$ 分别为 GT 的电输出、余热输出及输入分量；η_{gt}、η_{gt}^{*} 分别为 GT 的发电效率及余热转换效率。

(2) 燃气锅炉、制热机

$$P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{gb}} = \eta_{\mathrm{gb}} P_{\mathrm{gb}}^{\mathrm{g}} \tag{3}$$

$$P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{ht}} = \eta_{\mathrm{ht}} P_{\mathrm{ht}}^{\mathrm{e}} \tag{4}$$

式中：$P_{\mathrm{gb}}^{\mathrm{g}}$、$P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{gb}}$、$P_{\mathrm{ht}}^{\mathrm{e}}$、$P_{\mathrm{h}}^{\mathrm{ht}}$ 分别为 GB 及 HT 的输入、输出分量；η_{gb}、η_{ht} 分别为 GB 及 HT 的转换效率。

(3) 储热器(heat storage, HS)

$$\begin{cases} R_{t+1} - R_t(1-\sigma_{\mathrm{hs}}) = (\Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{in}} - \Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{out}})\Delta t \\ \Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{in}} = \eta_{\mathrm{hs}}(P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{gt}} + P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{ht}} + P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{gb}}) \\ \Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{out}} = P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{h}} + P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{hs}} \\ k_{\mathrm{hs}} P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{gb}} = P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{ht}} \\ \eta_{\mathrm{hs}} = a_1 k_{\mathrm{hs}}^2 + a_2 k_{\mathrm{hs}} + a_3 \end{cases} \tag{5}$$

式中：R_t、σ_{hs}、$\Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{in}}$、$\Delta P_{\mathrm{hs},t}^{\mathrm{out}}$、$\Delta t$、$\eta_{\mathrm{hs}}$ 分别为 HS 在 t 时段的盈余量、自损失系数、净输入量、净输出量、时间周期、转换效率；$P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{gt}}$、$P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{ht}}$、$P_{\mathrm{hs}}^{\mathrm{gb}}$ 分别为 GT、HT、GB 的热输入分量；$P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{h}}$、$P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{hs}}$ 分别为热负荷及热输出分量；k_{hs} 为电气比系数；a_1、a_2、a_3 为拟合系数。

(4) 制冷机

$$\begin{cases} P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{co}} = \eta_{\mathrm{re}}(P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}} + P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{h}}) \\ k_{\mathrm{re}} P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{h}} = P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}} \\ \eta_{\mathrm{re}} = b_1 k_{\mathrm{re}}^2 + b_2 k_{\mathrm{re}} + b_3 \end{cases} \tag{6}$$

式中：$P_{\mathrm{l}}^{\mathrm{co}}$、$P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}}$、$P_{\mathrm{re}}^{\mathrm{h}}$ 分别为冷负荷及制冷机的电输入、热输入分量；η_{re}、k_{re} 分别为 RE 的转换效率及电热比系数；b_1、b_2、b_3 为拟合系数。

(5) 电储能

$$\begin{cases} S_{\mathrm{es}}(S_{t+1} - S_t(1-\sigma_{\mathrm{es}})) = (P_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}}\eta_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}} - P_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}}/\eta_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}})\Delta t \\ P^{\mathrm{es}} = P_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}} - P_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}} \end{cases} \tag{7}$$

式中：S_{es}、S_t、σ_{es} 分别为 ES 的容量、t 时刻的荷电状态、自放电率；$\eta_{\mathrm{c}}^{\mathrm{es}}$、$\eta_{\mathrm{d}}^{\mathrm{es}}$ 分别为充放电效率。

2 考虑置信度选值的改进 CVaR 模型

2.1 传统 CVaR 模型

在衡量不确定性风险的成本损失理论中，常用 VaR 模型表达当置信度为 α 时优化决策结果所带来的损失成本 $f(x,y)$，其中 x、y 分别为决策变量及随机变量。然而园区微能源网的源–荷、电力现货价格不确定性较为明显，超出置信度 α 以外的成本损失往往不可忽略，为此，常建立 CVaR 模型，即在 VaR 模型的基础上增加一项尾部风险损失，用于表示超出置信度 α 以外的损失成本，CVaR 较 VaR 能囊括分位点及其尾部风险，可更好地反映投资组合风险，成为更常用的风险衡量工具[13]。

对于 VaR 模型而言，以一个损失成本函数 $f(x,y)$ 为例，其中 x、y 分别为决策变量及随机变量，在给定置信度 α 下，$f(x,y)$ 的损失成本 VaR 函数定义为

$$\varphi_\alpha(x) = \min(\varphi \in \mathrm{R};\ \int_{f(x,y)\le\varphi} \rho(y)\mathrm{d}y \ge \alpha) \tag{8}$$

式中 $\rho(y)$ 为变量 y 的概率密度函数；R 为实数集合。

进一步地，CVaR 在此基础上考虑损失超过该置信度下 VaR 的条件均值，因此 $f(x,y)$ 的损失成本 CVaR 函数定义为

$$\phi_\alpha(x) = \frac{1}{1-\alpha} \int_{f(x,y)\ge\varphi_\alpha(x)} f(x,y)\rho(y)\mathrm{d}y \tag{9}$$

为方便 CVaR 的求解，常对式(9)中的概率密度函数进行离散化处理[19]，得到简化处理后的 CVaR 的估计值函数为

$$\tilde{\phi}_\alpha(x,\varphi_\alpha) = \varphi_\alpha + \frac{\sum_{n=1}^{N} p_n \max(0, f(x,y_n) - \varphi_\alpha)}{1-\alpha} \tag{10}$$

式中：y_n 为 y 经离散化处理后的第 n 组样本数据，共 N 组；p_n 为每组样本数据对应的概率。由式(10)得 CVaR 由 VaR 及对应的尾部风险损失 2 部分组成，当 CVaR 达到最优时，其 VaR 值也对应达到最优。

2.2 场景缩减算法及损失度

启发式场景缩减法常用于提取电力现货市场典型场景集[20-21]。为得到每轮场景缩减中的最优相似场景，文献[20]通过建立相似度矩阵优化场景缩减过程，所得的综合场景缩减优化方法(comprehensive optimal scenario reduction, COSR)在一定程度上将相似的场景合并为典型场景，然而却忽略了多个相似场景之间的合并也存在不同程度的合并损失问题，为此本文提出同时兼顾场景相似度

与合并损失下的改进场景缩减优化方法(improved comprehensive optimal scenario reduction, ICOSR)，在 COSR 的基础上通过每轮迭代中计算子场景集 $\boldsymbol{\Phi}$ 的相似度矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{SIM}}(\boldsymbol{\Phi})$ 与相对原始场景集 $\boldsymbol{\Omega}$ 的相关性损失矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{LOSS}}(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi})$ 之差矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{c}}$，得到每轮需合并的场景，实现每轮场景缩减的最低理论损失。

1）COSR 基本元素

在 COSR 中，设有包含 N 个原始场景及每个场景包含 D 维参数的场景集 $\boldsymbol{\Phi}$，其中第 i 个场景可表示为 $P_i=\{\zeta_1^i,\zeta_2^i,\cdots,\zeta_{\mathrm{D}}^i\}$，$\zeta_d^i$ 代表场景 P_i 中的第 d 维参数，则有：

(1) 相似度矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{SIM}}(\boldsymbol{\Phi})$

定义 2 个场景 P_i 与 P_j 间的相似度为 $x_{\mathrm{sim}}(P_i,P_j)$，具体表示为

$$\begin{cases} x_{\mathrm{sim}}(P_i,P_j)=\dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{d=1}^{D}\left(1-\frac{p_ip_j}{p_i+p_j}x(i,j,d)\right) \\ x(i,j,d)=\dfrac{\left|\xi_d^i-\xi_d^j\right|}{\left|\max\limits_{1\le l\le N}(\xi_d^l)-\min\limits_{1\le l\le N}(\xi_d^l)\right|+\varepsilon} \end{cases} \tag{11}$$

式中：p_i 与 p_j 分别为场景 P_i 与 P_j 的权重；ε 为足够小的正数。则场景集 $\boldsymbol{\Phi}$ 对应的相似度矩阵为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{SIM}}(\boldsymbol{\Phi})=\begin{bmatrix} 1 & x_{\mathrm{sim}}(P_1,P_2) & \cdots & x_{\mathrm{sim}}(P_1,P_N) \\ x_{\mathrm{sim}}(P_2,P_1) & 1 & \cdots & x_{\mathrm{sim}}(P_2,P_N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{\mathrm{sim}}(P_N,P_1) & x_{\mathrm{sim}}(P_N,P_2) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{12}$$

(2) 场景集合并定义

定义 2 个场景 P_i 与 P_j 的合并为 $P_i\oplus P_j$，即表示 P_i 与 P_j 按概率分布进行加权合并，如下式所示：

$$P_i\oplus P_j=\left\{\left.\frac{p_i\xi_d^i+p_j\xi_d^j}{p_i+p_j}\right|d=1,2,\cdots,D\right\} \tag{13}$$

2）ICOSR 基本元素

ICOSR 在 COSR 基本元素的基础上，进一步引入相关性损失矩阵与场景缩减损失的概念。

(1) 相关性损失矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{LOSS}}(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi})$

在 D 维数据场景集 $\boldsymbol{\Omega}$ 中，所有场景的第 i 维与第 j 维元素的相关系数为

$$\rho_{i,j}^{\Omega}=\frac{\displaystyle\sum_{n=1}^{N}(\xi_i^n-\overline{\xi}_i)(\xi_j^n-\overline{\xi}_j)}{\sqrt{\displaystyle\sum_{n=1}^{N}(\xi_i^n-\overline{\xi}_i)^2}\sqrt{\displaystyle\sum_{n=1}^{N}(\xi_j^n-\overline{\xi}_j)^2}} \tag{14}$$

式中：$\overline{\xi}_i$、$\overline{\xi}_j$ 为场景集 $\boldsymbol{\Omega}$ 中所有场景中第 i、j 维元素的算术平均值；特别地，当 $i=j$ 时，$\rho_{i,j}^{\Omega}=1$。则当场景合并时形成新的场景集 $\boldsymbol{\Phi}$，则与 $\boldsymbol{\Phi}$ 之间的相关性损失定义为

$$x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{i,j}\right)=\sum_{i=1}^{D-1}\sum_{j=i+1}^{D}\left(\rho_{i,j}^{\Omega}-\rho_{i,j}^{\Phi_{i,j}}\right)^2 \tag{15}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}_{i,j}$ 定义为 $\boldsymbol{\Omega}$ 中第 i 个场景与第 j 个场景合并形成的新场景集，则最终相对性损失矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{LOSS}}(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi})$ 可视为每轮场景缩减下 $\boldsymbol{\Phi}$ 相对场景 $\boldsymbol{\Omega}$ 的相关性损失矩阵，即可表示为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{LOSS}}(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi})=\begin{bmatrix} 0 & x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{1,2}\right) & \cdots & x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{1,\tilde{N}}\right) \\ x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{2,1}\right) & 0 & \cdots & x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{2,\tilde{N}}\right) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{\tilde{N},1}\right) & x\left(\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{\Phi}_{\tilde{N},2}\right) & \cdots & 0 \end{bmatrix} \tag{16}$$

式中 $\tilde{N}$ 表示当前子场景集 $\boldsymbol{\Phi}$ 的场景数量。

(2) 场景缩减损失度 η^*

在场景缩减的过程中，当 2 个相似场景合并时将产生一定的数据损失，为此定义目标场景集 $\boldsymbol{\Phi}$ 与原场景集 $\boldsymbol{\Omega}$ 之间的场景缩减损失度为 η^*，η^* 由每个场景缩减所产生的损失累计叠加而成，即

$$\eta^*=\sum_{k=N}^{K}x_{\mathrm{c},k}^*(i,j) \tag{17}$$

式中：$x_{\mathrm{c},k}^*(i,j)$ 表示经归一化处理后的每轮差矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{c}}$ 中最大上三角元素，本文采用最大最小归一化的方法处理 $x_{\mathrm{c},k}^*(i,j)$；K 表示目标场景集的个数。

3）ICOSR 整体流程

综合 COSR 与 ICOSR 的基本元素，所得的 ICOSR 提取典型场景的流程如附录 A 图 A1 所示。

2.3　改进后的 CVaR 模型

式(10)中置信度 α 往往仅依靠人为主观判断选值，缺乏合理的选值依据。而在 CVaR 模型中，置信度本质上反映了所采用的市场场景集对日前调度成本及损失成本的可信程度，在场景缩减提取典型场景集 $\boldsymbol{\Phi}$ 后，不可避免地产生的电价信息损失(如合并尖峰电价等)将降低日前成本期望值的置信度。为合理地反映 $\boldsymbol{\Omega}$、$\boldsymbol{\Phi}$ 对日前调度成本的置信度影响，本文从每轮场景合并的依据出发，将每轮合并场景 i、j 所带来损失的累计值作为置信度选值依据，即令

$$\alpha=\eta_{\mathrm{or}}^*\left(1-\eta^*\right) \tag{18}$$

式中 η_{or}^* 为原始场景集的完整程度，当原始场景集规模足够反映电力现货市场变化规律时，η_{or}^* 趋近于 1。最终，改进 CVaR 方法下的理论模型为

$$\tilde{\phi}_\eta(x,\varphi_\eta)=\varphi+\frac{\sum_{n=1}^{N}p_n\max(0,f(x,y_n)-\varphi)}{1-\eta_{\mathrm{or}}^{*}(1-\eta^{*})} \tag{19}$$

3 基于改进 CVaR 的日前经济调度模型

3.1 目标函数

(1) 中性风险模型

中性风险的园区微能源网日前调度模型以各场景下的最低用能成本期望值为优化目标，表示为

$$\min f_1=\sum_{n=1}^{N}p_n\sum_{t=1}^{T}(C_{n,t}^{\mathrm{e}}+C_{n,t}^{\mathrm{gas}}+C_{n,t}^{\mathrm{op}}+C_{n,t}^{\mathrm{pun}}-B_{n,t}^{\mathrm{sell}}) \tag{20}$$

式中：f_1为日前调度成本的理论期望值；N、T、p_n分别为场景总数、时段总数及场景对应的概率；$C_{n,t}^{\mathrm{e}}$、$C_{n,t}^{\mathrm{gas}}$、$C_{n,t}^{\mathrm{op}}$、$C_{n,t}^{\mathrm{pun}}$、$B_{n,t}^{\mathrm{sell}}$分别为日前的购电成本、购气成本、微能源网运行成本、能量惩罚及售电收益。具体地，式(19)中各项表达式为：

$$C_{n,t}^{\mathrm{e}}=\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}P_{\mathrm{e},n,t}\Delta t+\beta_{\mathrm{res}}\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}P_{n,t}^{\mathrm{res}}\Delta t \tag{21}$$

$$C_{n,t}^{\mathrm{gas}}=\pi^{\mathrm{gas}}P_{\mathrm{g},n,t}\Delta t \tag{22}$$

$$C_{n,t}^{\mathrm{op}}=C_{n,t}^{\mathrm{gt}}+\sum_{i\in I}c^{i}P_{n,t}^{i}\Delta t \tag{23}$$

$$C_{n,t}^{\mathrm{pun}}=\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}\Delta t\beta_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}}\left(\left|\Delta P_{\mathrm{e},n,t}\right|+\max(\Delta P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}},0)\right) \tag{24}$$

$$B_{n,t}^{\mathrm{sell}}=\pi_{n,t}^{\mathrm{sell}}P_{n,t}^{\mathrm{sell}}\Delta t \tag{25}$$

式中：$\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}$、π^{gas}、$\pi_{n,t}^{\mathrm{sell}}$分别为日前电价、天然气价格、发电侧出清价格；$\beta_{\mathrm{res}}$、$\beta_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}}$分别为因备用配置的机会损失成本系数、偏差电量惩罚因子；$P_{\mathrm{e},n,t}$、$P_{n,t}^{\mathrm{res}}$、$P_{\mathrm{g},n,t}$、$P_{n,t}^{\mathrm{sell}}$、$\Delta P_{\mathrm{e},n,t}$、$\Delta P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}$分别为日前电量申报曲线、备用容量配置、天然气申报曲线、售电量申报曲线、偏差惩罚电量、实际弃风量；而在忽略风电短期运行成本的前提下，$C_{n,t}^{\mathrm{gt}}$为燃气机组的总成本，由启停成本与运行成本 2 部分组成；而微能源网内部其他设备则用c^{i}、$P_{n,t}^{i}$分别表示第 i 类设备的单位运行成本及设备输出功率，其中 i 为设备集合 I 中的元素，I={gb, ht, hs, re, es}。

(2) 改进 CVaR 模型

改进 CVaR 模型则以市场的 CVaR 风险损失最小为优化目标，表示为：

$$\min f_2=\xi+\sum_{n=1}^{N}p_n\sum_{t=1}^{T}\gamma_{n,t}/(1-\eta_{\mathrm{or}}^{*}(1-\eta^{*})) \tag{26}$$

$$\begin{cases}\gamma_{n,t}\ge(\beta_{\mathrm{re}}^{\mathrm{e}}\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}\alpha^{\mathrm{wp}}\Delta P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}+(\pi_{\max}^{\mathrm{e}}-\pi_{n,t}^{\mathrm{e}})P_{\mathrm{e},n,t}+\\ \qquad\pi_{n,t}^{\mathrm{e}}\beta_{\mathrm{res}}P_{n,t}^{\mathrm{res}})\Delta t-\xi\\ \gamma_{n,t}\ge0\end{cases} \tag{27}$$

式中：f_2为日前调度损失成本的 CVaR；ξ、$\gamma_{n,t}$为求解式(19)时引入的辅助变量，可实现在不求解 VaR 值的前提下直接求解 CVaR 值；α^{wp}、$\pi_{\max}^{\mathrm{e}}$分别为风电预测的最大偏差比例、市场价格上限。

3.2 约束条件

优化目标f_1、f_2均需满足园区各能源设备及能量平衡的约束，具体如下所示。

(1) 风电运行约束

风电机组需遵循出力约束及爬坡约束，具体包括

$$\begin{cases}0\le P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}+P_{n,t}^{\mathrm{sell}}\le P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp,da}}\\ \alpha_{\min}^{\mathrm{wp}}P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp,da}}\le P_{n,t}^{\mathrm{sell}}\le\alpha_{\max}^{\mathrm{wp}}P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp,da}}\\ 0\le\left|P_{n,t+1}^{\mathrm{sell}}+P_{\mathrm{e},n,t+1}^{\mathrm{wp}}-P_{n,t}^{\mathrm{sell}}-P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}\right|\le\lambda_{\mathrm{wp}}\Delta t\\ \Delta P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}=P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp},*}-P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}-P_{n,t}^{\mathrm{sell}}\end{cases} \tag{28}$$

式中：$P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp}}$、$P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp,da}}$、$P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{wp},*}$分别为风电内部消纳量、日前预测出力及实际出力；$\lambda_{\mathrm{wp}}$为风电的小时爬坡上限值；$\alpha_{\min}^{\mathrm{wp}}$、$\alpha_{\max}^{\mathrm{wp}}$分别为风电上网容量的最小、最大比例因子。

(2) 燃气机组约束

燃气机组除常规出力以外，还需配置一定的备用容量以及满足爬坡约束，具体如下

$$\begin{cases}0\le P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{gt}}+P_{n,t}^{\mathrm{res}}\le I_{n,t}^{\mathrm{gt}}P_{\mathrm{cap}}^{\mathrm{gt}}\\ \left|I_{n,t+1}^{\mathrm{gt}}P_{\mathrm{e},n,t+1}^{\mathrm{gt}}-I_{n,t}^{\mathrm{gt}}P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{gt}}\right|\le\lambda_{\mathrm{gt}}\Delta t\\ \alpha_{\min}^{\mathrm{gt}}P_{\mathrm{cap}}^{\mathrm{gt}}\le P_{n,t}^{\mathrm{res}}\le P_{\mathrm{cap}}^{\mathrm{gt}}\\ C_{n,t}^{\mathrm{gt}}=c^{\mathrm{gt}}I_{n,t}^{\mathrm{gt}}P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{gt}}+c^{\mathrm{gt,I}}(I_{n,t+1}^{\mathrm{gt}}-I_{n,t}^{\mathrm{gt}})\end{cases} \tag{29}$$

式中：$P_{\mathrm{e},n,t}^{\mathrm{gt}}$、$I_{n,t}^{\mathrm{gt}}$分别为燃气机组在 t 时刻的出力值及“0-1”开关状态；$P_{\mathrm{cap}}^{\mathrm{gt}}$、$\lambda_{\mathrm{gt}}$、$\alpha_{\min}^{\mathrm{gt}}$分别为燃气机组的最大出力值、小时爬坡上限及备用容量比例因子；c^{gt}、$c^{\mathrm{gt,I}}$分别为燃气机组的单位运行成本及单位启停成本。

(3) 电储能运行约束

除式(7)的电储能运行模型以外，电储能在运行过程中还需有以下约束：

$$\begin{cases}0\le P_{\mathrm{c},n,t}^{\mathrm{es}}\le I_{\mathrm{c},n,t}^{\mathrm{es}}P_{\max}^{\mathrm{es}}\\ 0\le P_{\mathrm{d},n,t}^{\mathrm{es}}\le I_{\mathrm{d},n,t}^{\mathrm{es}}P_{\max}^{\mathrm{es}}\\ 0\le I_{\mathrm{c},n,t}^{\mathrm{es}}+I_{\mathrm{d},n,t}^{\mathrm{es}}\le1\\ S_{\min}\le S_{n,t}\le S_{\max}\\ S_{n,0}=S_{n,\mathrm{T}}=(S_{\min}+S_{\max})/2\end{cases} \tag{30}$$

式中：$P_{\max}^{\mathrm{es}}$为电储能充/放电功率的最大值；$I_{\mathrm{c},n,t}^{\mathrm{es}}$、$I_{\mathrm{d},n,t}^{\mathrm{es}}$为“0-1”变量，表示电储能的充放电开关状态；$S_{\max}$、$S_{\min}$分别为荷电状态的上、下限；$S_{n,0}$、$S_{n,\mathrm{T}}$分别为调度周期初始时刻及结束时刻的荷电状态值，2 者需保持在中等的荷电状态水平以确保下一

调度周期时仍保持灵活的可调余量。

(4) 能量平衡约束

园区微能源网需保持实时的功率平衡，具体约束为式(1)—式(7)。此外，偏差电量的表达式为

$$\Delta P_{\mathrm{e},n,t}=P_{\mathrm{e},n,t}+P^{\mathrm{gt}}_{\mathrm{e},n,t}+P^{\mathrm{wp}}_{\mathrm{e},n,t}-P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{re},n,t}-P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{ht},n,t}-P^{\mathrm{es}}_{n,t}-P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{l},n,t} \tag{31}$$

式中：$P^{\mathrm{gt}}_{\mathrm{e},n,t}$、$P^{\mathrm{wp}}_{\mathrm{e},n,t}$、$P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{re},n,t}$、$P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{ht},n,t}$、$P^{\mathrm{es}}_{n,t}$、$P^{\mathrm{e}}_{\mathrm{l},n,t}$ 分别均为式(1)中各变量在场景 n、t 时段下的实际功率值。

3.3　优化问题求解

上述的日前经济调度模型 f_1、f_2 涉及了 2 类非线性约束：(1)0-1 变量与连续变量相乘项(如式(29))；(2)二次平方项(如式(5)、(6))，综合构成了复杂的混合整数非线性规划问题。为便于求解，对第 1 类非线性约束采用一个新的变量代替目标函数中的相乘项，并引入如下约束对其进行近似线性化[22]：

$$\begin{cases}0\le x-t\le(1-I)M\\0\le t\le MI\\I\le Mx\end{cases} \tag{32}$$

式中：I、x、t 分别为 0-1 变量、连续变量及等价变量；M 为数值较大的正常数。对于第 2 类非线性约束，采用分段线性化的方法将约束转换为线性模型[23]。

当按式(32)简化约束条件后，优化问题将转化为可直接求解的混合整数线性规划模型，可采用 Cplex 直接求解[24]。

4　算例分析

4.1　算例参数设置

算例以图 1 为园区拓扑结构，相关数据参考文献[25-26]，其中源–荷曲线如附录 A 图 A2 所示，各设备数据如附录 A 表 A1，其他相关参数见附录 A 表 A2 所示；风电、多源负荷的预测误差分别服从正态分布 N_0(30%,10%)、N_0(5%,0.5%)。为模拟电力市场环境，取 180 组 2019 美国 PJM 市场的运行数据，具体数据见附录 A 图 A3(a)。经 ICOSR 求解所得的 15 组典型市场价格场景及对应场景概率如附录 A 图 A3(b)所示，在图 A3(b)所示的典型场景下，所得 η^*=0.161，则式(12)中 CVaR 模型的置信度 α^*=0.813。

4.2　模型有效性分析

(1) 置信度取值验证分析

对日前 CVaR 模型的置信度选值结果进行验证，将置信度 α 取值在[0.2, 0.95]区间所求解的实际成本损失、CVaR、VaR 及尾部损失大小进行比较，具体结果如图 2 所示，其中 α 步长为 0.025。可见，当改进 CVaR 模型的置信度取值为 α^*=0.813 时，一方面，CVaR 值与园区实际参与市场时的额外付出成本(实际损失成本)基本接近，准确反映该置信度下由市场波动风险带来的损失成本；另一方面，由 ICORS 的损失程度反映置信度取值的方法能降低 CVaR 与 VaR 之间的尾部损失，即减小了[VaR,CVaR]的区间长度，表明园区微能源网所需额外付出调度成本的波动区间更低，能有效降低市场的不确定性。

而与遍历计算最优置信度相比，α^*=0.813 与最优值 α=0.8 仅存在正偏差 1.63%，相较于文献[11,13]的主观性取值更接近最优，即可在不遍历求解的前提下，通过计算市场损失的方法有效获取市场的置信度信息。与此同时，图 2 的求解结果反映了不同置信度下尾部损失成分段区间式分布，并在分段区间单调递增，原因在于 VaR 基本忽略了超出置信度以外的尾部损失，导致其在一定的变化区间内变化不敏感，因此 VaR 在评估市场风险时常有较大偏差；而 CVaR 则能在 VaR 的基础上合理体现更丰富的风险与损失信息，因此 CVaR 能更好地反映电力现货市场的价格波动风险，为园区微能源网的日前经济调度提供更完善的风险评估。

(2) 多组实际场景下的 CVaR 模型求解分析

为避免单组实际场景选取所带来的结偶然性，本文进一步采用 30 组实际场景作进一步验证，所得不同场景下的尾部损失结果如图 3 所示。

从图 3 中尾部损失分布的趋势来看，在置信度选值靠近两端极限时改进 CVaR 模型所得的尾部损失较大，而当置信度 α 在[0.80,0.85]的区间内则 CVaR 值与 VaR 值的尾部损失差值较小，原因在于 α 取值过小(如 $\alpha\le$0.55 的情况)表明典型场景集的可信程度较低，用作日前经济调度参考的风险过高，

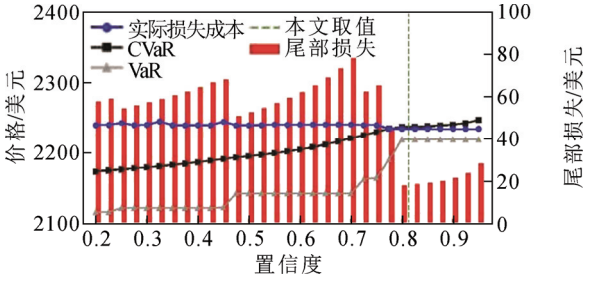


图 2　不同置信度取值下的尾部损失分析

Fig.2　Analysis of tail loss with different confidence values

可能产生较大的偏差损失成本；而若 α 取值过高(如 α≥0.95 的情况)，则表明所选组的典型场景的可信程度非常高，反而忽视了潜在的价格波动风险，导致园区的日前调度方案在面临实际的市场环境时产生的调度成本反而上升，即尾部损失有所提高。

在所选的 30 组实际场景测试下，尾部损失均在置信度 α 的[0.82,0.85]区间内达到最小，所得的平均最优置信度为 α=0.848，与本文所采取的 α^*相比，仅存在负偏差 4.13%，2 者仍为相接近的结果，造成小幅正负偏差的原因可能为 ICOSR 在场景缩减的过程中对于原场景集的尖峰电价消化能力仍然有限，导致不同的尖峰电价互相合并时所产生的场景损失与实际有偏差。

将参与测试的场景数推广到 50 组、100 组后，具体的求解结果如表 1 所示。随着测试场景数的继续扩大，经多组场景验证下本文所提的置信度取值方法与理论最优值的偏差维持在较小且稳定的误差范围内，能在获得市场场景集时即可通过该选值依据获得合理的置信度取值，为 CVaR 模型提供风险损失更小的求解结果，避免在参数选取上的盲目性，增强改进 CVaR 模型求解结果的说服力。

(3) ICOSR 的求解效率及精度分析

在考虑置信度选值理论的改进 CVaR 模型有效性得到验证的基础上，对比分析 ICOSR 通过改进后较常规的 COSR 在求解精度及效率上的优势，具体结果如附录 A 表 A3 所示。在表 A3 中，虽然通过 COSR 所得的典型场景损失度较低，但所选取的置信度却较 ICOSR 更加偏离理论最优，CVaR 模型求解所得的尾部损失也对应更高，可见通过 ICOSR 在多轮场景缩减的迭代中综合体现了兼顾场景相似度与场景合并损失的优势，更合理地反映了典型场景与原场景集之间的损失关系，为园区提供更可靠的市场场景参考集，降低日前调度的经济损失风险；与此同时，ICOSR 在求解时长上能获得 10.62%的提升，有效提高了场景缩减的计算速度。

4.3 园区多能协同运行效果分析

(1) 日前经济调度方案

在上述所建立的改进 CVaR 调度模型下，园区日前整体经济调度结果如图 4 所示。其中，受风电在夜间大发的“反调峰特性”影响，园区微能源网在负荷水平较低的时段(如 22:00—次日 06:00)可增大园区内部消纳风电的比例，将风电消纳功率通过转化冷、热等其他能源形式储存与使用，降低其他能源在夜间的使用成本，而燃气机组及储能作为补充类型的供能设备，分别受限于容量及充放电限制，则以补充功率缺额为主，降低市场购电成本。

表 2 则对比了本文所建立 2 个模型的日前调度方案差异。从理论最优结果来看，虽然模型 2 的日前调度成本比模型 1 更高，但将 2 个模型对应的运行方案采用到实际环境进行测试时，模型 2 的实际调度成本更低，且理论与实际值更接近，处于求解

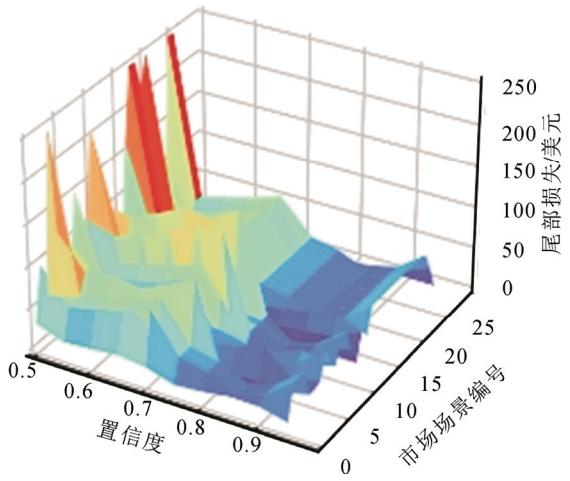


图 3 多组实际场景测试下的尾部损失分析

Fig.3 Analysis of tail loss in actual multi scenarios

表 1 实际场景下的 CVaR 模型求解对比

Table 1 Comparation of CVaR model solution in actual scenario

场景数量	置信度(α^*=0.813)		模型求解结果/美元		
	最优值	偏差/%	CVaR	VaR	尾部损失
1	α=0.800	1.63	2234.13	2217.71	16.42
30	α=0.848	4.13	2591.78	2576.74	15.03
50	α=0.849	4.24	2415.45	2399.48	15.98
100	α=0.831	2.17	2303.68	2290.21	13.47

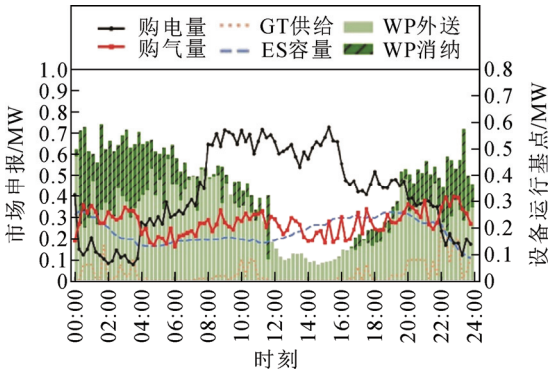


图 4 园区微能源网的日前调度方案

Fig.4 Day-ahead dispatch result for micro-energy-grid

表 2　微能源网的日前经济调度方案对比

Table 2　Comparison of day-ahead economic dispatch for micro-energy grid

美元

模型对比	日前经济调度的理论最优期望成本				实际调度的成本	理论与实际的偏差费用分析		
	总成本	购电成本	惩罚成本	售电收益		偏差费用	CVaR/VaR 值	偏差费用结果
模型 1：中性风险模型	1492.30	555.59	365.66	71.46	4047.36	2555.06	2234.13/2217.71	超出 CVaR 值
模型 2：改进 CVaR 模型	1706.22	719.06	386.25	108.32	3939.37	2233.15		在[VaR, CVaR]内

的 CVaR 值范围内。这表明通过改进 CVaR 模型所求解的调度方案及结果能为园区微能源网提供可参考的实际调度成本信息，将市场风险量化为可衡量的实际偏差费用；而模型 1 所代表的中性风险仅参照了典型的市场场景，即认为典型的市场场景完全代表了日前市场的全部情况，导致模型 1 所产生的调度结果及实际损失值难以适应实际的市场环境，如当市场出现超出典型场景以外的尖峰电价时，模型 1 的实际偏差费用将超出 CVaR 值。因此，模型 2 所凸显的量化市场风险优势可为园区微能源网日前调度成本提供关键的信息参考。

(2) 基于价格波动的多能协同运行分析

在市场价格的波动差异下，园区具有更灵活的多类型能源供给方式，定义同时段下发生能源供给变化程度为价格响应率、发生能源供给变化时的最高价格为价格阈值，分别对各时段及同时段各场景下的供冷、供热比例进行分析，如图 5 所示。

由图 5(a)可得，对于供冷存在电/热 2 种转换形式，具体的功率转换比例基本与电力现货市场的价格相关，在电价水平较低的阶段以电转冷为主，反之则改变供冷的功率转换比例；而供热的模式则更为复杂，一方面存在 GT 产生的余热，另一方面 HS 将输出一部分的功率供冷，因此通过图 6(b)可合理反映电/气 2 种转热方式之间关系，在同一时段相同的输出负荷下，具体的功率转换同样与电力现货价格密切相关。由附录 A 表 A4 可得，产生供能比例转换的价格阈值均在区间[30,48]内，对于区间以外的价格，因电价过高或过低而选择相对固定的供能功率比例。这表明园区微能源网的其他能源运行同样受电力现货价格波动的影响，通过多能互补的运行方式将能有效降低园区的用能成本。

4.4　模型推广讨论

(1) 考虑风电不确定性时的置信度选值

式(25)中的参数 α^{wp} 表示所接受的风电运行最大偏差比例，在目前的风电预测水平下，风电预测

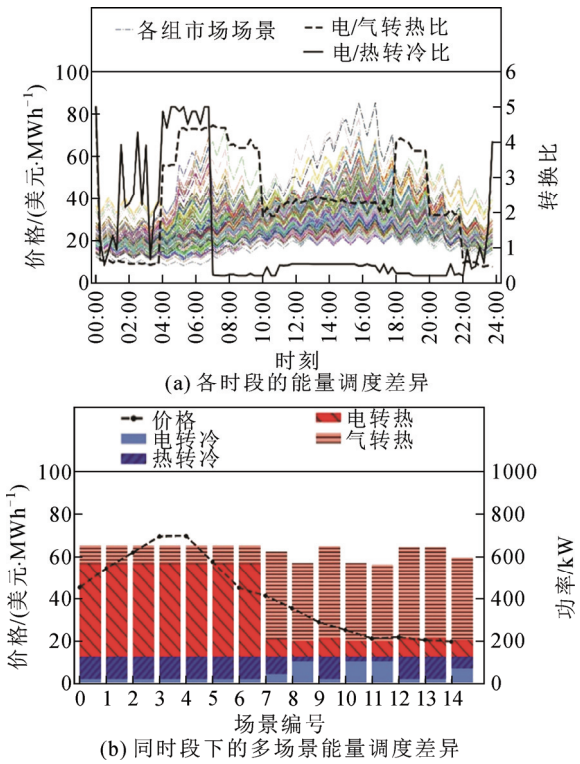


图 5　微能源网的多能协同运行分析

Fig.5　Analysis of cooperative operation relationship in micro-energy-grid

的相对误差基本小于 0.7，可认为其置信度达到了 1，即 $P(|\Delta P_{n,t}^{\mathrm{wp}}/P_{n,t}^{\mathrm{wp,da}}|<\alpha^{\mathrm{wp}})=\alpha'=1$，其中 α' 为风电出力在误差范围内的置信度，当对 α^{wp} 的要求提升至 0.55 时，由风电预测误差的正态分布表可得 $\alpha'=96.99\%$，因此令 $\alpha=\alpha^{*}\alpha'=0.789$，代入 CVaR 模型的置信度取值，得到如图 6 所示的尾部损失情况。可见所选取的置信度仍与最优值 $\alpha=0.775$ 较为接近，在考虑风电预测误差与及接受程度下，本文所提的置信度选值理论仍有一定的适用性，可为考虑多种不确定环境下的 CVaR 模型置信度选值提供合理的方法。

(2) 考虑不同场景缩减方案下的置信度选值

对日前场景进行典型提取时，根据目标场景数

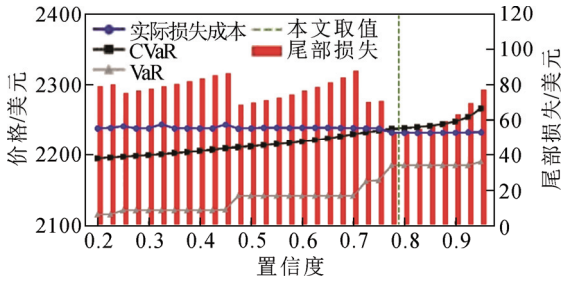


图 6 考虑风电不确定性下的尾部损失情况

Fig.6 Analysis of tail loss considering the uncertainty of WP

的不同将得到不同程度的场景缩减损失，为此，以不同目标场景数的场景缩减方案为考虑，分析对应损失度对 CVaR 模型置信度选值的影响，具体结果如表 3 所示。在表 3 的不同场景缩减方案下，随着目标场景数的减少，所产生的损失越大，对应地典型场景的置信度将降低，与推断的实际情况相符，且所得的场景缩减损失对 CVaR 模型置信度的选值仍然适用，置信度的选值与理论最优值接近，正负偏差均处于 2%以内，这表明在不同场景缩减方案下的模型置信度选值依然可采用本文所提的方案，所形成的改进 CVaR 模型具有一定的推广性。

表 3 不同场景缩减方案下的置信度选值对比

Table 3 Comparison of confidence value selection under different schemes of scenario reduction

场景数	η^*	α^*	α(最优)	偏差/%
150	0.0003	0.970	0.983	–1.32
100	0.0010	0.969	0.974	–0.51
50	0.0630	0.910	0.925	–1.62
30	0.1040	0.869	0.875	–0.69
15	0.1610	0.813	0.800	1.63

5 结论

本文以园区微能源网为主体，通过引入市场场景缩减后的损失度作为 CVaR 模型置信度的选值依据，有效验证了改进后的 CVaR 模型可有效量化日前调度成本的损失风险，为园区微能源网提供重要日前市场参考信息，具体结论如下：

1）以 ICOSR 作场景缩减后的损失度作为电力现货市场的置信程度，可在不遍历求解下取得接近理论最优的置信度，得到更低的尾部损失风险，体现了 CVaR 模型参数选值的合理性。

2）日前经济调度结果反映了电力现货价格的波动密切影响着微能源网内的多能使用方式，在波动的电价环境下可通过灵活改变供冷、供热的功率转换比例，有效降低整体运行成本。

3）改进 CVaR 模型较中性风险模型进一步考虑了市场的不确定性信息，所得调度方案更接近实际的损失成本；当进一步考虑风电不确定性及不同的场景缩减方案时，改进 CVaR 模型仍有较高的适用性，具备推广空间。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 张智刚，康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报，2022，42(8)：2806-2818.
ZHANG Zhigang, KANG Chonqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2818.

[2] 韩肖清，李廷钧，张东霞，等. 双碳目标下的新型电力系统规划新问题及关键技术[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3036-3046.
HAN Xiaoqing, LI Tingjun, ZHANG Dongxia, et al. New issues and key technologies of new power system planning under double carbon goals[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3036-3046.

[3] 贾宏杰，王梓博，余晓丹，等. 城市园区微网系统端对端能量交易技术研究现状与展望[J]. 高电压技术，2022，48(7)：2453-2468.
JIA Hongjie, WANG Zibo, YU Xiaodan, et al. State-of-the-art analysis and perspectives for peer-to-peer energy trading technology in urban community microgrid system[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2453-2468.

[4] 朱建全，刘海欣，叶汉芳，等. 园区综合能源系统优化运行研究综述[J]. 高电压技术，2022，48(7)：2469-2482.
ZHU Jianquan, LIU Haixin, YE Hanfang, et al. Review on optimal operation of park-level integrated energy system[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2469-2482.

[5] 宋晓通，吕倩楠，孙 艺，等. 基于电价引导的电动汽车与综合能源系统交互策略[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3744-3754.
SONG Xiaotong, LÜ Qiannan, SUN Yi, et al. Interactive strategy of electric vehicles and integrated energy system based on electricity price guidance[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3744-3754.

[6] LIANG J K, TANG W Y. Scenario reduction for stochastic day-ahead scheduling: a mixed autoencoder based time-series clustering approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(3): 2652-2662.

[7] BELTRÁN F, DE OLIVEIRA W, FINARDI E C. Application of scenario tree reduction via quadratic process to medium-term hydrothermal scheduling problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4351-4361.

[8] 李 峰，高效海，郑鹏飞，等. 基于高斯过程回归与不确定性耦合关系的电力系统规划典型场景提取技术[J]. 电力科学与技术学报，2022，37(1)：64-73.
LI Feng, GAO Xiaohai, ZHENG Pengfei, et al. Extraction of typical scenarios for power system planning based on Gaussian process regression and uncertainty coupling relationship[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(1): 64-73.

[9] 丁 泉，窦晓波，钱国明，等. 电力现货市场环境下园区型综合能源系统多阶段联合优化运行[J]. 电力自动化设备，2021，41(9)：56-63.
DING Quan, DOU Xiaobo, QIAN Guoming, et al. Multi-stage joint optimal operation of park-level IES in electricity spot market[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(9): 56-63.

[10] AYDOĞDU A, TÖR O B, GÜVEN A N. CVaR-based stochastic

wind-thermal generation coordination for Turkish electricity market[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(5): 1307-1318.

[11] 张晶晶，蒋　峰，吴红斌，等. 计及 CVaR 的负荷聚合商双重市场投标策略[J]. 电力自动化设备，2020，40(12)：153-158.
ZHANG Jingjing, JIANG Feng, WU Hongbin, et al. Dual market bidding strategy of load aggregator based on CVaR[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(12): 153-158.

[12] 杨佳澄，翟晓鹤，谭忠富，等. 基于相对鲁棒 CVaR 的高不确定性机组日前竞价申报优化[J]. 电网技术，2021，45(11)：4366-4374.
YANG Jiacheng, ZHAI Xiaohe, TAN Zhongfu, et al. Day-ahead bidding optimization for high-uncertainty units based on relatively robust conditional value at risk[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4366-4374.

[13] 郭红霞，高　瑞，杨　苹. 基于条件风险价值的微电网现货市场两阶段调度[J]. 电网技术，2019，43(8)：2665-2673.
GUO Hongxia, GAO Rui, YANG Ping. Two-stage dispatch of microgrid based on CVaR theory under electricity spot market[J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2665-2673.

[14] ZHANG R F, LI G Q, JIANG T, et al. Incorporating production task scheduling in energy management of an industrial microgrid: a regret-based stochastic programming approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2663-2673.

[15] 臧海祥，马铭欣，周亦洲，等. 电力市场环境下风电−光热−生物质混合电站鲁棒优化调度模型[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(5)：1-11.
ZANG Haixiang, MA Mingxin, ZHOU Yizhou, et al. Robust optimal scheduling model for a‘wind power-concentrating solar power-biomass’hybrid power plant in the electricity market[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(5): 1-11.

[16] SABER H, HEIDARABADI H, MOEINI-AGHTAIE M, et al. Expansion planning studies of independent-locally operated battery energy storage systems (BESSs): a CVaR-based study[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(4): 2109-2118.

[17] 丛　昊，王　旭，蒋传文. 电力−天然气异步市场环境下的综合能源系统优化运行策略[J]. 电网技术，2019，43(9)：3110-3118.
CONG Hao, WANG Xu, JIANG Chuanwen. Strategies of optimal operation of integrated energy system in asynchronous market environment[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3110-3118.

[18] 张大海，负韫韵，王小君，等. 计及光热电站及建筑热平衡的冷热电综合能源系统优化运行[J]. 高电压技术，2022，48(7)：2505-2514.
ZHANG Dahai, YUN Yunyun, WANG Xiaojun, et al. Operational optimization of integrated cooling, heating and power energy system considering concentrating solar power plant and heat balance of building[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2505-2514.

[19] 陈　寒，唐　忠，鲁家阳，等. 基于 CVaR 量化不确定性的微电网优化调度研究[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(5)：105-115.
CHEN Han, TANG Zhong, LU Jiayang, et al. Research on optimal dispatch of a microgrid based on CVaR quantitative uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 105-115.

[20] HU J X, LI H R. A new clustering approach for scenario reduction in multi-stochastic variable programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(5): 3813-3825.

[21] 赵书强，要金铭，李志伟. 基于改进 K-means 聚类和 SBR 算法的风电场景缩减方法研究[J]. 电网技术，2021，45(10)：3947-3954.
ZHAO Shuqiang, YAO Jinming, LI Zhiwei. Wind power scenario reduction based on improved K-means clustering and SBR algorithm[J]. Power System Technology, 2021, 45(10): 3947-3954.

[22] 苏　烨，石剑涛，张江丰，等. 考虑调频的储能规划与竞价策略综述[J]. 电力自动化设备，2021，41(9)：191-198.
SU Ye, SHI Jiantao, ZHANG Jiangfeng, et al. Review on planning and bidding strategy of energy storage considering frequency regulation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(9): 191-198.

[23] 包铭磊，王可欣，丁　一，等. 考虑电、气备用协同配置的故障传播影响抑制策略[J]. 电力系统自动化，2022，46(5)：40-50.
BAO Minglei, WANG Kexin, DING Yi, et al. Containment strategy of failure propagation impacts considering coordinated allocation of power and natural gas reserve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(5): 40-50.

[24] 元一平，王建学，周　锟，等. 协同短期调度的新能源电力系统月度机组组合模型与快速求解方法[J]. 中国电机工程学报，2019，39(18)：5336-5345.
YUAN Yiping, WANG Jianxue, ZHOU Kun, et al. Monthly unit commitment model coordinated short-term scheduling and efficient solving method for renewable energy power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(18): 5336-5345.

[25] 林文智，杨　苹，陈芯羽，等. 计及需求响应不确定性的园区综合能源系统日前经济优化调度[J]. 电力建设，2021，42(12)：9-20.
LIN Wenzhi, YANG Ping, CHEN Xinyu, et al. Day-ahead optimal economic dispatch of park integrated energy system considering uncertainty of demand response[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(12): 9-20.

[26] 卓叶林，陈嘉俊，朱建全，等. 基于改进近似动态规划的园区综合能源优化调度[J]. 高电压技术，2022，48(7)：2597-2606.
ZHUO Yelin, CHEN Jiajun, ZHU Jianquan, et al. Optimal scheduling of park-level integrated energy systems based on improved approximate dynamic programming[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2597-2606.



谭俊丰(通信作者)
1997—，男，硕士生
主要从事微能源网的优化调控运行的研究工作
E-mail: epjftan@mail.scut.edu.cn

TAN Junfeng
Corresponding author



杨　苹
1967—，女，博士，教授，博导
主要从事微能源网的优化调控运行、大规模风电并网控制技术的研究工作
E-mail: eppyang@scut.edu.cn

YANG Ping
Ph.D., Professor

收稿日期　2022-08-10　修回日期　2022-12-11　　编辑　程子丰

附录 A

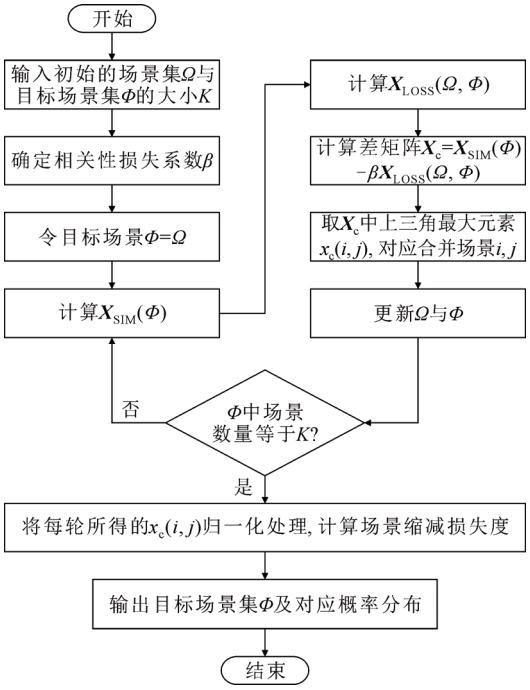


图 A1　ICOSR 提取典型场景的流程

Fig.A1　The process of getting typical scenarios by ICOSR

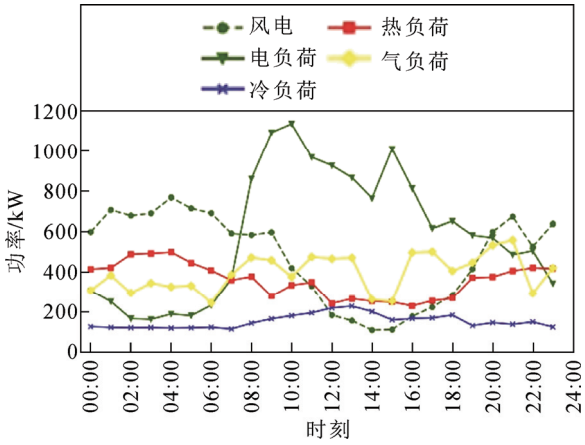


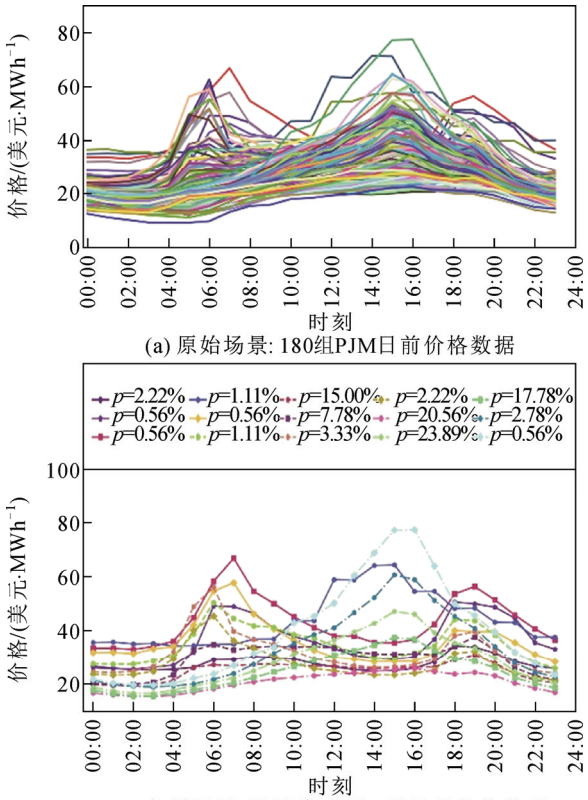
图 A2　园区微能源网的源-荷数据

Fig.A2　The source-load data of micro-energy grid

表 A1　微能源网的设备参数

Table A1　The parameters of devices in micro-energy grid

设备	容量/kWh	爬坡上限/(kW·h^{-1})	转换效率/%	单位成本/(美元·MWh^{-1})
WP	800	800	—	—
GT	200	200	发电/余热: 80/60	8.8
ES	500	200	充电/放电: 95/98	12.5
HT	550	—	98	10.3
HS	750	—	—	10.6
GB	750	—	92	9.8
RE	450	—	—	13.4



(a) 原始场景: 180组PJM日前价格数据

(b) 典型场景: 场景缩减后15组日前价格数据

图 A3　原始/典型场景的日前价格数据

Fig.A3　The original/typical scenarios of day-ahead market price

A2　其他相关参数

Table A2　Other relevant parameters

参数	数值	参数	数值	参数	数值
a_1	–0.0300	σ_{es}	0.001	α^{wp}	0.7
a_2	0.0900	β	5	α^{wp}_{min}	0.6
a_3	0.9125	η^{*}_{or}	0.99	α^{wp}_{max}	0.9
b_1	–0.0088	β_{res}	0.5	S_{min}	0.05
b_2	0.0426	β^{e}_{re}	1.2	S_{max}	0.95
b_3	0.9299	α^{gt}_{min}	0.2	π^{e}_{max}	100

表 A3　ICOSR 的求解精度及效率对比分析

Table A3　Accuracy and efficiency analysis of ICORSM

算法	损失度	置信度		偏差/%	尾部损失/美元	求解时长/s
		取值	理论值			
COSR	0.143	0.831	0.775	7.23	29.77	170.80
ICOSR	0.161	0.813	0.831	2.17	13.47	152.66

表 A4　供能比例与价格的关系

Table A4　Relationship between energy supply ratio and price

供能模式	价格响应率/%	价格阈值/(美元·MWh^{-1})
电/气转热	46.67	45.29
电/热转冷	40.00	45.29