考虑不同风险偏好的虚拟电厂优化策略及利润分配

刘蓉晖[1],赵增凯[1],孙改平[1],米　阳[1],潘正宁[2]
(1. 上海电力大学 电气工程学院,上海 200082;2. 国网上海市电力公司检修公司,上海 200063)

摘要:以虚拟电厂形式将需求侧资源(分布式能源、柔性负荷、储能等)进行聚合并优化管理,可以有效提高整体的竞争力和经济性。在此基础上考虑虚拟电厂面临的不确定性及其内部的利润分配问题,建立计及风险偏好的虚拟电厂日前调度模型,采用条件风险价值理论对不确定因素风险进行量化处理,求得不同风险水平下虚拟电厂的运营策略和收益,并对不同的运营策略采用模糊决策处理,为虚拟电厂管理者提供参考方案;同时综合考虑虚拟电厂内部各主体的风险水平和边际效益,以纳什谈判模型为主,结合Shapley值法和独立风险贡献理论的分配方法对虚拟电厂的总收益进行利润分配。最后通过算例仿真验证了运营管理模型的有效性,并通过对需求侧资源的风险大小和利润大小进行分析,证明了该利润分配制度的合理性。

关键词:虚拟电厂;条件风险价值;模糊决策;纳什谈判;利润分配
中图分类号:TM 734　　**文献标志码**:A　　DOI:10.16081/j.epae.202012014

0 引言

随着分布式能源大量并网,电网的稳定运行面临巨大挑战。虚拟电厂以整合了分布式电源、柔性负荷、储能等需求侧资源的一种新运营模式参与电力市场的交易中[1],既实现了负荷的需求响应,又整合了分布式能源,提升了整体竞争力和经济性。但在电力市场交易中,清洁能源出力的随机性和负荷需求的不稳定性,给虚拟电厂的管理人员制定调度计划带来了许多不确定性风险,并对虚拟电厂的收益造成影响。因此急需一种风险管理方法对需求侧资源的不确定性风险进行度量,并在收益可接受范围内制定相应的风险偏好管理策略,最后对总收益进行合理分配。

针对虚拟电厂需求侧不确定性因素的风险度量问题,常用的风险度量方法有利润方差法、风险价值VaR(Value at Risk)法和条件风险价值CVaR(Conditional Value at Risk)法等,其中利润方差法是通过控制期望收益与实际收益之间的差值简单地对风险进行量化[2];VaR表示在一定置信水平下的最大收益损失值,而CVaR表示收益损失高于VaR所有情况的损失期望值,CVaR可在原有VaR截尾数据溢出时进行补充[3],因而得到较为广泛的应用。现有文献中,CVaR理论被广泛应用于风险规避、风险约束以及风险度量等风险管理中[4-8]:文献[4]采用CVaR理论进行风险规避,规避其在联合竞价策略中的风险;文献[5]将CVaR作为风险度量的指标,并以此为基础分析了风险偏好对虚拟电厂电源容量配置的影响;文献[6-7]在虚拟电厂调度过程中采用CVaR理论度量系统不确定性给调度带来的风险,并将不确定性风险约束在可接受条件下求取虚拟电厂的最大收益;文献[8]则采用CVaR理论对市场价格波动及需求侧资源不确定性风险进行管理。

针对需求侧资源的利润分配问题,常用的联盟利润分配方法有核仁法、Shapley值法和纳什谈判法等[9-13]。其中,核仁法的核心思想是使参与者组成所有不同联盟利润的不满意度达到最小,如文献[9]在多源联合协调调度中设计了基于核仁法的联盟利润分配制度;Shapley值法的核心思想是将参与者对联盟的边际效益作为确定利益分配的唯一指标,如文献[10-11]通过Shapley值法分析联盟模式与独立模式下利润水平,给出多源协同调度的联盟利润分配方案;而纳什谈判法的核心思想是将各利益相关者视为谈判者,谈判解作为联盟利益分配的结果,并且以满足帕累托效率、对称性、线性变化不变性、独立于无关选择这4个公理的解为纳什解,被广泛应用于工程项目中。在文献[12-13]提到的政府和社会资本合作PPP(Public-Private Partnership)工程项目利润分配制度中,综合考虑了影响项目收益的多方面因素,采用以纳什谈判法为主,并与Shapley值法相结合的方法对项目总利润进行分配。而需求侧资源在虚拟电厂运行过程中,其不确定性风险往往会对虚拟电厂总收益造成影响,所以风险大小也作为利润分配的依据之一。

因此,本文首先基于CVaR理论建立计及风险偏好的虚拟电厂优化模型,其中采用模糊决策确定虚拟电厂的最优风险偏好策略,并分析了不同风险偏好下经济效益及调度结果的差异。然后以纳什谈

收稿日期:2020-06-12;**修回日期**:2020-10-26
基金项目:上海绿色能源并网工程技术研究中心项目(13DZ2251900);上海市科委地方能力建设计划(16020500900)
Project supported by Shanghai Engineering Research Center of Green Energy Grid-connected Technology(13DZ2251900) and Shanghai Municipal Science and Technology Commission's Local Capacity Construction Plan(16020500900)

判法为主，并采用Shapley值法和独立风险贡献SAC（Stand Alone risk Contribution）理论[14]相结合的分配方案对需求侧资源进行利润分配；分析了需求侧资源的边际效益和风险大小对个体收益的影响。最后通过某地区案例分析，验证了所提模型、策略的有效性和合理性。

1　市场框架及不确定性模拟

1.1　基于合作博弈的虚拟电厂运营方式

博弈论中合作博弈是指博弈的参与者们通过某种特定的约束协议结成联盟，从而获得更优的交易策略。在电力市场交易中，电网的售电电价一般大于电网的购电电价（实时市场中部分极端时段购电价格可能大于售电价格）。小规模分布式发电系统的运营模式通常采用具有高风险和高回报特点的“自消费”模式，即实行“自发自用，余电上网”模式。因此虚拟电厂在通过某种协议将各个主体（如分布式光伏发电机组、分布式风力发电机组、柔性负荷、储能等）联合形成联盟，进行统一管理调度时，在其内部实行有多余电量的主体将余电优先出售给联盟内部缺电主体的交易方式，使缺电的主体以电网售电的价格参与交易，即产生了各主体的合作利润。因此虚拟电厂的存在一方面可以有效提升各主体的收益或减少支出；另一方面可以平抑各主体单独交易时的波动性对电网稳定性造成的影响。

虚拟电厂作为一个独立的市场主体，代理其内部各主体的电力资源参与电力市场交易，其基本框架见图1。虚拟电厂因此承担着对其内部资源进行灵活调度和利润分配的责任。而“互联网+”的出现极大地解决了资源调度问题：通过互联网获取各个终端数据，在此基础上采用云计算、数据挖掘等方法对其进行数据分析，从而实现虚拟电厂内各主体间的交易及调度优化[15]。利用该技术量化各主体参与交易的风险和主体间利润分配是本文的研究重点。

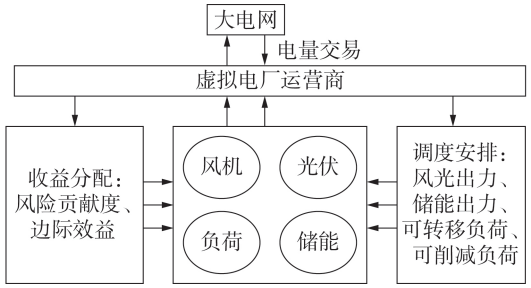

图1　虚拟电厂的交易框架

Fig.1　Trading framework of virtual power plant

1.2　需求侧资源的不确定性模拟

虚拟电厂内部不确定性主要来源于需求侧资源（如用户侧分布式发电装置的屋顶光伏、小型风机等）出力的不确定性以及负荷使用的波动性等。在处理不确定性问题上，本文不考虑不同种类需求资源间的相关性，并采用场景集形式将随机优化问题转化为确定性优化问题出力[16]。因此，设风电、光伏、柔性负荷的不确定性均不相关且服从正态分布，利用蒙特卡洛模拟抽样，建立需求侧资源的场景集$\{W_i\}$（$i=1,2,\cdots,n_W$，n_W为场景数量），并设π_{W_i}为场景W_i下的场景概率。

2　计及风险偏好的虚拟电厂优化策略

2.1　目标函数

在含多主体的虚拟电厂内以整体经济收益最大化为目标进行调度优化，目标函数[15]为：

$$\max f=(1-\beta)B+\beta F_{\text{cvar}} \tag{1}$$

其中，B为虚拟电厂的期望收益；F_{cvar}为风险收益；β为风险偏好系数，β越大，虚拟电厂越趋于风险规避，其优化的策略越保守。

2.1.1　期望收益

期望收益B的表达式为：

$$B=\sum_{i=1}^{n_W}\pi_{W_i}(E_{\text{pv}}+E_{\text{w}}+E_{\text{bat}}+E_{\text{l}}+E_{\text{net}}) \tag{2}$$

其中，E_{pv}、E_{w}、E_{bat}、E_{l}和E_{net}分别为光伏出力收益、风机出力收益、蓄电池收益、柔性负荷收益和虚拟电厂与电网的交易收益。

（1）分布式能源。

由于光伏、风机发电的成本主要集中在前期的投入，本文不考虑其发电成本，仅考虑弃光、弃风成本。则光伏、风机出力收益分别为：

$$E_{\text{pv}}=\sum_{t=1}^{T}\left[P_{\text{pv,s}}^{t}r_{\text{pv,s}}^{t}-r_{\text{pv,s}}^{t}(P_{\text{pv,y}}^{t}-P_{\text{pv,s}}^{t})\right] \tag{3}$$

$$E_{\text{w}}=\sum_{t=1}^{T}\left[P_{\text{w,s}}^{t}r_{\text{w,s}}^{t}-r_{\text{w,s}}^{t}(P_{\text{w,y}}^{t}-P_{\text{w,s}}^{t})\right] \tag{4}$$

其中，$P_{\text{pv,s}}^{t}$、$P_{\text{w,s}}^{t}$分别为t时段（设一天中24 h为24个时段）光伏、风机的调度出力；$P_{\text{pv,y}}^{t}$、$P_{\text{w,y}}^{t}$分别为t时段光伏、风机的预测出力；$r_{\text{pv,s}}^{t}$、$r_{\text{w,s}}^{t}$分别为t时段光伏、风机的售电电价；T为总时段数。

（2）蓄电池。

蓄电池的收益E_{bat}和成本C_{bat}分别为：

$$E_{\text{bat}}=\sum_{t=1}^{T}(1-\mu^{t})r_{\text{bat,s}}^{t}q_{\text{d}}^{t}/\lambda^{\text{d}} \tag{5}$$

$$C_{\text{bat}}=r_{\text{bat,b}}^{t}\lambda^{\text{c}}\mu^{t}q_{\text{c}}^{t} \tag{6}$$

其中，$r_{\text{bat,b}}^{t}$、$r_{\text{bat,s}}^{t}$和λ^{c}、λ^{d}分别为蓄电池的购、售电电价和充、放电效率；μ^{t}为0–1变量，表示蓄电池的充放电状态，μ^{t}=0表示蓄电池放电，μ^{t}=1表示蓄电池充电；q_{c}^{t}、q_{d}^{t}分别为调度的蓄电池充、放电量。

（3）柔性负荷。

柔性负荷收益E_{l}和成本C_{l}分别为：

$$E_{\text{l}}=\sum_{t=1}^{T}\left(\omega_{\text{cut}}^{t}q_{\text{cut}}^{t}r_{\text{cut}}^{t}+\omega_{\text{tr}}^{t}q_{\text{tr}}^{t}r_{\text{tr}}^{t}\right) \tag{7}$$

$$C_{\mathrm{l}}=\sum_{t=1}^{T}Q_{\mathrm{l}}^{t}r_{\mathrm{l,b}}^{t} \tag{8}$$

其中，q_{tr}^{t}、q_{cut}^{t}分别为调度的可转移负荷电量、可削减负荷电量；Q_{l}^{t}为柔性负荷用电总量；r_{cut}^{t}、r_{tr}^{t}分别为可削减负荷、可转移负荷的补偿系数；$r_{\mathrm{l,b}}^{t}$为负荷购电电价；$\omega_{\mathrm{cut}}^{t}$、$\omega_{\mathrm{tr}}^{t}$均为0-1变量，分别表示可削减负荷、可转移负荷在$t$时段的状态，其值为0表示在$t$时段虚拟电厂内部未发生负荷削减、转移，其值为1表示在t时段虚拟电厂内部发生负荷削减、转移。

(4)电网交易。

虚拟电厂与电网的交易收益E_{net}为：

$$E_{\mathrm{net}}=\sum_{t=1}^{T}\left[\tau P_{\mathrm{buy}}^{t}r_{\mathrm{b}}^{t}+(1-\tau)P_{\mathrm{sell}}^{t}r_{\mathrm{s}}^{t}\right] \tag{9}$$

其中，P_{buy}^{t}、P_{sell}^{t}分别为虚拟电厂向电网的购、售电量；r_{b}^{t}、r_{s}^{t}分别为虚拟电厂向电网的购、售电价；τ为0-1变量，其值为0表示虚拟电厂向电网售电，其值为1表示虚拟电厂向电网购电。

2.1.2 风险收益

本文建立基于CVaR理论的风险收益F_{cvar}以管理优化策略的风险。以文献[5]中成本的CVaR模型为例进行推导，离散化过程见附录A。当置信水平为α时，在最差概率$(1-\alpha)\times100\%$的所有情况下，所对应的风险收益期望值$F_{\mathrm{cvar}}^{\mathrm{E}}$可近似表示为：

$$\max\ F_{\mathrm{cvar}}^{\mathrm{E}}=\xi-\frac{1}{1-\alpha}\sum_{i=1}^{n_W}\pi_{W_i}\eta_{W_i} \tag{10}$$

$$\eta_{W_i}\geqslant\xi-\sum_{i=1}^{n_W}\pi_{W_i}(E_{\mathrm{pv}}+E_{\mathrm{w}}+E_{\mathrm{bat}}+E_{\mathrm{l}}+E_{\mathrm{net}}) \tag{11}$$

$$\eta_{W_i}\geqslant0 \tag{12}$$

其中，ξ为在置信区间α下的风险价值；η_{W_i}为决策变量。

2.2 风险偏好选择

模糊决策是一种适用于求解多目标优化中不同目标间权重系数的方法[17]。在虚拟电厂风险管理中，可以采用模糊决策确定虚拟电厂的期望收益和风险收益之间的风险偏好系数，寻找与虚拟电厂自身目标最接近的风险偏好系数，具体实施步骤如下。

(1)虚拟电厂决策者基于历史收益，采用3次指数平滑法-Holt-Winters模型[18]对虚拟电厂的预期收益进行计算，以确定期望收益g_1和最低期望收益g_2。

(2)确定风险偏好系数β范围为(0,1)，并将其分为n个不同的风险偏好系数，即$\{\beta_1,\beta_2,\cdots\}=\{0.10,0.15,\cdots\}$。

(3)对于不同的风险偏好系数，对目标函数进行求解，得到总收益f_n和风险收益F_{cvar}^{n}(即在最差概率$(1-\alpha)\times100\%$情况下的期望收益)，进而得到一个$n\times2$阶矩阵$\boldsymbol{A}$，矩阵的每一行都对应一个风险偏好系数。

(4)定义函数$\phi(f)$，对上述矩阵$\boldsymbol{A}$的每一行进行归一化处理，以第l行为例$(1\leqslant l\leqslant n)$：

$$\phi(f_k^l)=\begin{cases}1 & f_k^l=f_{k,\max}^l\\ \dfrac{f_{k,\max}^l-f_k^l}{f_{k,\max}^l-f_{k,\min}^l} & f_{k,\min}^l<f_k^l<f_{k,\max}^l\\ 0 & f_k^l=f_{k,\min}^l\end{cases} \tag{13}$$

其中，$f_k^l(k=1,2)$为矩阵中第l行第k列数值；$f_{k,\max}^l$、$f_{k,\min}^l$分别为第l行第k列对应的最大值、最小值。

(5)通过式(14)寻求最优风险偏好系数β_{g}：

$$\beta_{\mathrm{g}}=\underset{l=1,2,\cdots,n}{\operatorname{argmin}}\left\{\sum_{k=1}^{2}\left(g_k-\phi\left(f_k^l\right)\right)\right\}^2 \tag{14}$$

其中，$\operatorname{argmin}\{\cdot\}^2$为使$\{\cdot\}^2$取最小值时的变量值。

2.3 约束条件

2.3.1 电量平衡约束

$$\sum_{t=1}^{T}\left(P_{\mathrm{pv,s}}^{t}+P_{\mathrm{w,s}}^{t}+P_{\mathrm{bat}}^{t}+P_{\mathrm{net}}^{t}\right)=\sum_{t=1}^{T}\left(q_{\mathrm{cut}}^{t}+q_{\mathrm{tr}}^{t}+q_{\mathrm{base}}^{t}\right) \tag{15}$$

其中，P_{net}^{t}为虚拟电厂与电网的交易电量；P_{bat}^{t}为蓄电池的充放电量；q_{base}^{t}为基础负荷。

2.3.2 清洁能源出力约束

$$P_{\mathrm{pv,y}}^{t,\min}\leqslant P_{\mathrm{pv,y}}^{t}\leqslant P_{\mathrm{pv,y}}^{t,\max} \tag{16}$$

$$P_{\mathrm{w,y}}^{t,\min}\leqslant P_{\mathrm{w,y}}^{t}\leqslant P_{\mathrm{w,y}}^{t,\max} \tag{17}$$

其中，$P_{\mathrm{pv,y}}^{t,\max}$、$P_{\mathrm{pv,y}}^{t,\min}$分别为光伏预测出力的最大值、最小值；$P_{\mathrm{w,y}}^{t,\max}$、$P_{\mathrm{w,y}}^{t,\min}$分别为风机预测出力的最大值、最小值。

2.3.3 蓄电池充、放电约束

$$0\leqslant q_{\mathrm{c}}^{t}\leqslant q_{\mathrm{c}}^{t,\max} \tag{18}$$

$$0\leqslant q_{\mathrm{d}}^{t}\leqslant q_{\mathrm{d}}^{t,\max} \tag{19}$$

其中，$q_{\mathrm{c}}^{t,\max}$、$q_{\mathrm{d}}^{t,\max}$分别为q_{c}^{t}、q_{d}^{t}的最大值。蓄电池各时段的荷电状态及其约束条件分别为：

$$S_{\mathrm{d}}^{t+1}=S_{\mathrm{d}}^{t}+\lambda^{\mathrm{c}}\mu^{t+1}q_{\mathrm{c}}^{t+1}-(1-\mu^{t+1})q_{\mathrm{d}}^{t+1}/\lambda^{\mathrm{d}} \tag{20}$$

$$S_{\mathrm{d,min}}^{t}\leqslant S_{\mathrm{d}}^{t}\leqslant S_{\mathrm{d,max}}^{t} \tag{21}$$

其中，$S_{\mathrm{d,max}}^{t}$、$S_{\mathrm{d,min}}^{t}$分别为蓄电池荷电状态S_{d}^{t}的上、下限值。

2.3.4 柔性负荷约束

可削减柔性负荷的约束条件为：

$$0\leqslant q_{\mathrm{cut}}^{t}\leqslant q_{\mathrm{cut}}^{t,\max} \tag{22}$$

其中，$q_{\mathrm{cut}}^{t,\max}$为可削减柔性负荷的最大削减量。

最大削减次数$N_{\max}$的约束条件为：

$$N_{\max}\geqslant\sum_{t=1}^{T}\omega_{\mathrm{cut}}^{t} \tag{23}$$

最大削减时间$T_{\mathrm{cut}}^{\max}$和最小削减时间$T_{\mathrm{cut}}^{\min}$的约束条件分别为：

$$\sum_{t=1}^{t+T_{\mathrm{cut}}^{\max}+1}(1-\omega_{\mathrm{cut}}^{t})\geqslant1 \tag{24}$$

$$\sum_{t=1}^{t+T_{\mathrm{cut}}^{\min}+1}\omega_{\mathrm{cut}}^{t}\geqslant T_{\mathrm{cut}}^{\min}(\omega_{\mathrm{cut}}^{t}-\omega_{\mathrm{cut}}^{t-1}) \tag{25}$$

可转移柔性负荷电量的约束条件为：

$$\omega_{\mathrm{tr}}^{t} q_{\mathrm{tr}}^{t,\min} \leqslant q_{\mathrm{tr}}^{t} \leqslant \omega_{\mathrm{tr}}^{t} q_{\mathrm{tr}}^{t,\max} \tag{26}$$

其中，$q_{\mathrm{tr}}^{t,\max}$、$q_{\mathrm{tr}}^{t,\min}$分别为可转移柔性负荷的最大、最小转移电量。

可转移柔性负荷的最小运行时间$T_{\mathrm{tr}}^{\min}$约束条件为：

$$\sum_{t=1}^{t+T_{\mathrm{tr}}^{\min}+1} \omega_{\mathrm{tr}}^{t} \geqslant T_{\mathrm{tr}}^{\min}\left(\omega_{\mathrm{tr}}^{t}-\omega_{\mathrm{tr}}^{t-1}\right) \tag{27}$$

3　基于纳什谈判方法的利润分配

在计及风险偏好的虚拟电厂优化调度中，需求侧资源的不确定性风险往往会对虚拟电厂总收益造成影响，所以风险大小也应该被作为利润分配的依据之一。且需求侧资源联盟的利润分配方案也必须满足合作博弈的核心理论[18]。因此本文采用以纳什谈判模型为主，结合Shapley值法和独立风险贡献理论的分配方法，以满足帕累托效率、对称性、线性变化不变性、独立于无关选择这4个公理的纳什解作为分配方案。

3.1　纳什谈判模型

假设合作联盟中各主体的利益分配因子分别为a_1、a_2、…、a_m，其中m为联盟参与者总数。分配因子表示参与者各自对联盟总收益的利益分配比例。设x_i为联盟参与者的最终收益，则各个参与者的效用函数为：

$$U_i\left(x_i\right)=x_i^{a_i/\sum_{j=1}^{m}a_j} \tag{28}$$

各个参与者效用乘积最大化，即联盟效用最大化，其纳什均衡求解方程为：

$$\max \prod_{i=1}^{m} x_i^{a_i/\sum_{j=1}^{m}a_j} \tag{29}$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} 0 \leqslant x_i \leqslant V \\ \sum_{i=1}^{n} x_i \leqslant V \end{cases} \tag{30}$$

其中，V为联盟参与者的总收益。

3.2　确定分配因子

3.2.1　采用风险贡献度理论确定风险大小

风险贡献理论中独立风险贡献理论、增量风险贡献IC（Incremental risk Contribution）理论和边际风险贡献MC（Marginal risk Contribution）理论被广泛采用[14]。本文中假设需求侧资源之间的不确定性相互独立，因此采用独立风险贡献理论分解需求侧资源对虚拟电厂的总风险的贡献度[15]，具体表达式为：

$$C_{i,\mathrm{SAC}}=\rho(L_i) \tag{31}$$

其中，$C_{i,\mathrm{SAC}}$为参与者i的独立风险贡献度；L_i为参与者i参与联盟带来的风险；$\rho(\cdot)$为风险评价函数，本文以F_{cvar}表示风险评价函数。则风险大小的比重因子γ_i为：

$$\gamma_i = C_{i,\mathrm{SAC}} / \sum_{j=1}^{m} C_{j,\mathrm{SAC}} \tag{32}$$

3.2.2　采用Shapley值法确定边际效益

设函数$N(s)$为联盟s中的成员总数，则Shapley值法的合作利润分配表达式为：

$$\varphi_i = \sum_{s \in s_i} w\left(N(s)\right)\left(v(s)-v\left(s_{\mathrm{a}}\right)\right) \tag{33}$$

$$w\left(N(s)\right)=\frac{\left(N(s)-1\right)!\left(m-N(s)\right)!}{m!} \tag{34}$$

其中，φ_i为参与者i在联盟中所分配的利润；s_i为含参与者i的联盟子集；s_{a}为联盟s中去掉参与者i后的联盟集合；$v(s)$为联盟s对应的利润；$v\left(s_{\mathrm{a}}\right)$为联盟$s$中去掉参与者$i$后对应的利润。联盟参与者合作利润的比重因子为：

$$\alpha_i = \varphi_i / \sum_{j=1}^{m} \varphi_j \tag{35}$$

3.2.3　最终分配因子

$$a_i = \boldsymbol{\sigma}_i \left[\alpha_i, \gamma_i\right]^{\mathrm{T}} \tag{36}$$

其中，$\boldsymbol{\sigma}_i$为比重因子的权重，其为1×2维行向量，在本文中采用风险偏好系数作为比重因子。

4　算例分析

4.1　基础数据及求解方法

本文以某地区联合风机、光伏、负荷、储能运营的虚拟电厂系统为例。置信水平α=0.9。虚拟电厂风机出力、光伏出力与负荷预测曲线见附录B图B1、图B2。假设上述资源的预测误差都服从正态分布：风机预测出力分布为$\mathrm{N}\left(P_{\mathrm{w,y}}^{t}, 0.25\left(P_{\mathrm{w,y}}^{t}\right)^{2}\right)$；光伏预测出力分布为$\mathrm{N}\left(P_{\mathrm{pv,y}}^{t}, 0.25\left(P_{\mathrm{pv,y}}^{t}\right)^{2}\right)$；负荷水平预测分布为$\mathrm{N}\left(q_{\mathrm{L}}^{t}, 0.25\left(q_{\mathrm{L}}^{t}\right)^{2}\right)$（$q_{\mathrm{L}}^{t}$包含柔性负荷与基础负荷）。由于风机、光伏出力的实际分布不为正态分布，为探讨不同概率分布对本文中运营策略影响，设置如下概率分布对照组：风机出力服从威布尔分布、光伏出力服从贝塔分布、负荷预测误差服从正态分布[20]。电网的售购电电价采用峰谷电价，具体见附录B表B1。

本文整体求解步骤和模糊决策步骤的流程图分别见附录B图B3、图B4。由于文中优化调度模型为混合整数线性规划，因此采用Yalmip工具箱CPLEX求解器对该部分模型进行求解；纳什谈判模型采用拉格朗日数乘法进行求解，求解流程见附录C。

4.2　不同风险偏好系数下的收益及调度结果分析

图2为不同风险偏好系数下虚拟电厂总收益f和CVaR值$\varepsilon_{\mathrm{cvar}}$。由图可知，随着$\beta$的变大，$\varepsilon_{\mathrm{cvar}}$和$f$不断变小，这是因为风险偏好系数越大，虚拟电厂的调度策略趋于保守，为减少不确定风险而选择与电

网交易，以至于风光出力变小，从电网的购电量增大，总收益整体呈下降趋势。

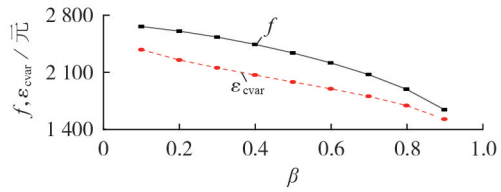

图2 不同β下f和ε_{cvar}的仿真波形

Fig.2 Waveforms of f and ε_{cvar} with different values of β

不同风险偏好系数下，虚拟电厂与电网的交易量如图3所示。图中，以β为0.2、0.5、0.8时虚拟电厂与电网的交易电量为例，当β为0.2、0.5时，虚拟电厂在9—10、12—15时段售电；当β=0.8时，虚拟电厂从电网购电；随着虚拟电厂的调度策略趋于保守，其从电网的购电量不断增大，向电网的售电量不断减少。

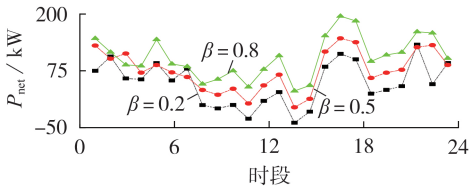

图3 不同β下虚拟电厂与电网的交易电量

Fig.3 Trading power between virtual power plant and grid with different values of β

光伏和风机在不同风险偏好系数下的出力情况如附录D图D1、D2所示，随着虚拟电厂的优化策略趋于保守，风光出力削减量增大；相较于较β=0.2时，当β为0.5、0.8时光伏出力的全天削减量分别为60.25、141.42 kW，风机出力的全天削减量分别285.55、666.88 kW；其削减量主要集中在风机和光伏出力较多的时段。蓄电池出力随β变化而变化，如附录D图D3所示。由图可知，蓄电池的荷电状态在整个风险变化过程中改变不大。这是由于蓄电池的出力具有可控性和稳定性，其在用电高峰期的荷电状态基本没有变化。仿真结果验证了考虑不同风险偏好系数的虚拟电厂优化策略的有效性。

4.3 不同概率分布下的情况分析

图4为同一风险偏好系数β=0.8下，不考虑分类概率分布与考虑分类概率分布下的电网交易量。当考虑分类概率分布时，风机和光伏的出力分布分别服从不同的概率密度函数，其电网交易量在0—5时段低于不考虑分类概率分布情况下的电网交易量，而其余时段则略高。附录D图D4为同一风险偏好系数β=0.8下，不考虑分类概率分布与考虑分类概率分布下的电网交易量。由图可知，虚拟电厂的总收益f和ε_{cvar}均低于不考虑分类概率分布时的值。上述仿真结果表明：当考虑分类概率分布时，虚拟电厂决策者更守），考虑分类概率分布较不考虑分类概率分布的不确定风险更大，更切合实际，所以整体的收益也得到一定程度的降低。通过对2种概率分布情况下的交易电量和收益的分析，证明了本文计及风险偏好的优化策略的合理性，所提策略能够正确依据自身风险大小及自身的偏好情况给出运营策略和收益情况。

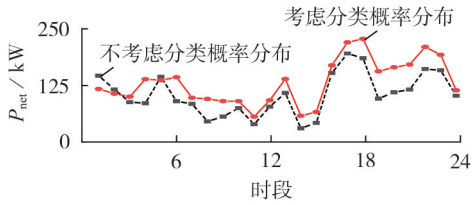

图4 不同概率分布下交易电量对比

Fig.4 Comparison of transaction power under different probability distribution

4.4 模糊决策结果分析

设虚拟电厂管理人员给定的期望收益和最低收益分别为2 000元和1 800元，采用模糊决策为管理者选择相应的风险偏好管理策略，所得结果见附录D表D1。选取标准差最低（0.007 39）时的风险偏好系数（β=0.85）策略作为该虚拟电厂的管理方案，该方案下的风险收益为1 882.7元，总收益为1 989.2元。

图5为虚拟电厂的优化管理情况。蓄电池在4—6、13、16—18、23时段（此时电价较低）进行充电，在11、12、14、15、19—21、24时段（此时电价较高）进行放电。在10—15、20—21时段，由于分布式能源充沛且电价为峰时电价，虚拟电厂减少了向电网的购电量，充分地利用了风光资源。虚拟电厂内部可削减柔性负荷与可转移柔性负荷变化情况见附录D图D5，柔性负荷的削减情况多出现在峰时电价阶段，可转移柔性负荷在保持总功率不变的情况下，由电价较高的时段转移至电价较低的时段，分别实现了“削峰”和“填谷”的作用。虽然在本节所设风

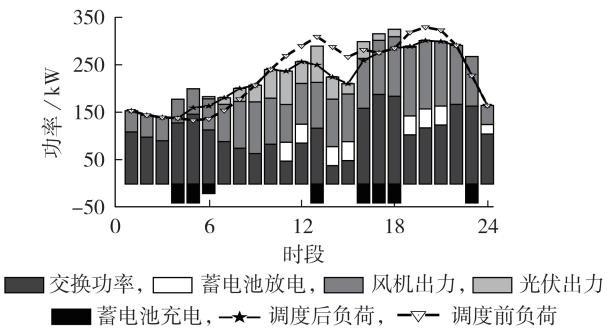

图5 虚拟电厂的优化管理结果

Fig.5 Optimal management results of virtual power plant

险偏好系数下的决策较为保守，虚拟电厂从电网的购电量较大，风光出力较低，但是符合虚拟电厂管理人员需求，达到预期收益且实现了柔性负荷的“削峰填谷”作用，从而证明了该决策模型的合理性。

4.5　效益及分配方案分析

在本节所设风险偏好系数下对4种需求侧资源组合参与交易的15种交易方式的总收益 f 和 $\varepsilon_{\mathrm{cvar}}$ 进行计算，如附录D表D2所示。由表D2可知，虚拟电厂整合需求侧资源获得的经济收益（1 989.2元）高于各类资源单独交易总和（1 503.8元）。需求侧资源在虚拟电厂的整合下，合理地利用分布式能源，高价时卖电，低价时买电。同时，适当地对柔性负荷进行削减和转移，并合理地安排蓄电池充放电，从而增加了收益并减少支出。对虚拟电厂总收益采用本文提出的纳什谈判模型进行利润分配，具体分配情况见表1。表中，直接交易是指需求侧资源直接参与电力市场交易所获得的收益。由表可知，在虚拟电厂的整合作用下纳什谈判法和直接交易法中风机、光伏、负荷、储能获得的总收益分别为1 989.2、1 503.8元，均高于单独交易时的收益，并且都获得了较大的提升；该仿真结果同时也满足了合作联盟的核心理论。

表1　虚拟电厂各主体的利润分配情况

Table 1　Profit distribution of each subject in virtual power plant

参与者	利润 / 元		利润差值 / 元	提升比例 / %
	纳什谈判法	直接交易		
风机	1 256.4	1 118.5	137.9	12.3
光伏	308.3	270.3	38.0	14.2
柔性负荷	293.2	70.0	223.2	318.9
蓄电池	131.3	45.0	86.3	191.8

采用独立风险收益法和Shapley值法对总收益进行分配，其结果较直接收益所提升的比例见表2，并由此对需求侧资源的风险大小和边际效益进行分析。由表可知，在不同的利润分配方法下虚拟电厂内各个需求侧资源的收益提升比例明显不同。在独立风险分配制度下，风机的收益提升了7.3 %，较Shapley值法分配的收益下降了5.9 %，柔性负荷与蓄电池的收益则较Shapley值法分配的收益分别提高了26.7 %和79.3 %。这是因为独立风险贡献理论分配方法是将需求侧资源的不确定性风险作为分配依据，其对联盟的风险贡献越大则收益越低，风险贡献越小则收益越大。而风机和光伏的不确定风险较大，柔性负荷与蓄电池则较低，所以各个主体收益较Shapley值法分配的收益都获得了不同程度的增加或减少。从该分配结果也能得到虚拟电厂内需求侧资源的风险由小到大排列顺序为蓄电池、柔性负荷、光伏、风机。而Shapley值法则是将需求侧资源参与合作的边际效益作为分配依据，其对虚拟电厂总收益贡献越大，收益越高，贡献越小，收益越低。所以该虚拟电厂需求侧资源的边际效益由大到小排列顺序为风机、柔性负荷、光伏、蓄电池。通过上述不同分配方案的仿真结果可以发现：当单独采用任意一种利润分配方法时，分配结果都具有一定的局限性，如风机的风险收益较低而其合作边际效益却较大，蓄电池的风险收益较高但边际效益较低。因此如何合理进行利润分配，平衡两者直接的关系是本文的重点。

表2　不同分配方法下虚拟电厂各主体利益的提升比例

Table 2　Promotion ratio of each subject benefit of virtual power plant under different allocation methods

参与者	利润提升比例 / %		利润差值 / %
	独立风险收益法	Shapley值法	
风机	7.3	13.2	−5.9
光伏	14.2	13.4	0.8
柔性负荷	341.6	314.9	26.7
蓄电池	259.1	179.8	79.3

本节所设风险偏好系数为 $\beta=0.85$，在纳什谈判模型中采用与风险偏好系数相关的权重 $(1-\beta,\beta)$ 即（0.15，0.85）衡量风险大小和边际效益的关系，其分配结果与其他分配方法的比较见表3。以风机、蓄电池为例，在纳什谈判法的分配制度下风机的收益（1 256.4元）低于Shapley值法（1 266.3元），但高于独立风险分配法（1 200.3元），而蓄电池的收益（131.3元）则低于独立风险收益法（161.6元），高于Shapley值法（125.9元）。这是因为该分配方法通过风险偏好系数衡量了风险大小与边际效益对利润分配的影响，避免在单独采用某种分配制度下出现的一些现象：如在独立风险收益法下风机由于风险过大（其边际效益却较大）而获得较低收益，蓄电池则相反；而在Shapley值法下，蓄电池由于边际效益较低（风险较小）获得较低的收益，风机则相反。通过该仿真结果，可以验证该分配方法能够在一定程度上缓解由于分配因素单一而造成的分配不公平现象。

表3　不同分配方法下的收益

Table 3　Benefits under different distribution methods

参与者	收益 / 元		
	独立风险收益法	Shapley值法	纳什谈判法
风机	1 200.3	1 266.3	1 256.4
光伏	318.2	306.6	308.3
柔性负荷	309.1	290.4	293.2
蓄电池	161.6	125.9	131.3
和值	1 989.2	1 989.2	1 989.2

综上，通过仿真算例对虚拟电厂的风险偏好运营策略进行分析，给出了不同风险偏好下需求侧资源不同的调度结果，并采用模糊决策为虚拟电厂管理者提供一个参考方案；最后研究了风险贡献度和边际效益对虚拟电厂内各主体的利润分配的影响，并给出一个较为合理的分配方法。

5 结论

本文基于CVaR理论建立了考虑风险偏好的虚拟电厂优化调度模型，通过与各主体单独交易的经济性对比，定量地说明了虚拟电厂的联合运营方式具有提升效益和抑制风险的作用；采用了模糊决策为虚拟电厂管理人员提供一个具体的建议方案；并提出了一种利润分配方法对虚拟电厂的总利润进行分配。通过仿真得到如下结论：

(1)不同风险偏好下的虚拟电厂调度策略有明显区别，即策略越保守，其弃风弃光的量就越大而与电网交易量则明显增加；

(2)在考虑分类概率分布情况下，本文模型依旧能依据不同风险的大小给出虚拟电厂的运营策略和收益情况；

(3)模糊决策在满足管理者收益需求的前提下，能为管理者确定优化管理的风险偏好；

(4)通过Shapley值法和独立风险贡献法，分析了虚拟电厂内需求侧资源在市场中的市场价值与风险价值，而以纳什谈判模型为主，结合Shapley值法和独立风险贡献理论的利润分配方法能更好衡量虚拟电厂内需求侧资源在电力市场交易中的实际价值，从而促进了虚拟电厂联合运营的稳定发展。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献：

[1] 卫志农，余爽，孙国强，等. 虚拟电厂的概念与发展[J]. 电力系统自动化，2013，37(13)：1-9.
WEI Zhinong，YU Shuang，SUN Guoqiang，et al. Concept and development of virtual power plant[J]. Automation of Electric Power Systems，2013，37(13)：1-9.

[2] 张玮，李丹，张翔宇，等. 基于风险约束的风电和水电联合日前调度优化模型[J]. 中国电力，2016，49(5)：163-170.
ZHANG Wei，LI Dan，ZHANG Xiangyu，et al. Risk-constrained day-ahead scheduling optimization model of hydro-wind power generation[J]. Electric Power，2016，49(5)：163-170.

[3] 胡浩，王英瑞，曾博，等. 基于CVaR理论的综合能源系统经济优化调度[J]. 电力自动化设备，2017，37(6)：209-219.
HU Hao，WANG Yingrui，ZENG Bo，et al. CVaR-based economic optimal dispatch of integrated energy system[J]. Electric Power Automation Equipment，2017，37(6)：209-219.

[4] FORUSHANI E H，MOGHADDAM M P，ESLAMI M K，et al. Risk constrained offering strategy of wind power producers considering intraday demand response exchange[C]//2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition. Dallas，TX，USA：IEEE，2016：1-12.

[5] 卫志农，陈妤，黄文进，等. 考虑条件风险价值的虚拟电厂多电源容量优化配置模型[J]. 电力系统自动化，2018，42(4)：39-46.
WEI Zhinong，CHEN Yu，HUANG Wenjin，et al. Optimal allocation model for multi-energy capacity of virtual power plant considering conditional value-at-risk[J]. Automation of Electric Power Systems，2018，42(4)：39-46.

[6] 王海冰，王简，王承民，等. 计及风险约束的虚拟电厂能量管理建模[J]. 中国电机工程学报，2017，37(20)：5942-5950.
WANG Haibing，WANG Jian，WANG Chengmin，et al. Risk-constrained energy management modeling of virtual power plant[J]. Proceedings of the CSEE，2017，37(20)：5942-5950.

[7] WANG Y，SHI Z，WANG Z，et al. Dynamic scheduling optimization model for virtual power plant connecting with wind-photovoltaic-energy storage system[C]//2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration. Beijing，China：IEEE，2017：1-6.

[8] 臧海祥，余爽，卫志农，等. 计及安全约束的虚拟电厂两层优化调度[J]. 电力自动化设备，2016，36(8)：96-102.
ZANG Haixiang，YU Shuang，WEI Zhinong，et al. Safety-constrained two-layer optimal dispatch of virtual power plant[J]. Electric Power Automation Equipment，2016，36(8)：96-102.

[9] 伍栋文，于艾清. 大规模多源联合外送协调调度中基于核仁理论的利润分配[J]. 电网技术，2016，40(10)：2975-2981.
WU Dongwen，YU Aiqing. Research on nucleolus theory based profit distribution method for joint delivery system of large-scale hybrid power generation[J]. Power System Technology，2016，40(10)：2975-2981.

[10] 谭忠富，宋艺航，张会娟，等. 大规模风电与火电联合外送体系及其利润分配模型[J]. 电力系统自动化，2013，37(23)：63-70.
TAN Zhongfu，SONG Yihang，ZHANG Huijuan，et al. Joint delivery system of large-scale wind power and thermal power generation and its profit distribution model[J]. Automation of Electric Power Systems，2013，37(23)：63-70.

[11] 陈星莺，郁清云，谢俊，等. 基于利用Aumann-Shapley值分摊网损和排放减少量的DLMP计算研究[J]. 电力自动化设备，2019，39(4)：17-23.
CHEN Xingying，YU Qingyun，XIE Jun，et al. DLMP calculation based on power loss and emission reduction allocation using Aumann-Shapley method[J]. Electric Power Automation Equipment，2019，39(4)：17-23.

[12] 吴秋霖. 基于纳什谈判模型的PPP项目利益分配研究[D]. 青岛：青岛理工大学，2018.
WU Qiulin. Research on PPP project benefit allocation based on Nash negotiation model[D]. Qingdao：Qingdao Technology University，2018.

[13] 寇杰. 基于政府视角的PPP项目风险分担与收益分配研究[D]. 天津：天津大学，2016.
KOU Jie. Research sharing and profit distribution of PPP project from the perspective of government[D]. Tianjin：Tianjin University，2016.

[14] LIU Y Y，JIANG C W，SHEN J S，et al. Cost allocation of spinning reserve based on risk contribution[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering，2015，10(6)：664-673.

[15] 王宣元，刘敦楠，刘蓁，等. 泛在电力物联网下虚拟电厂运营机制及关键技术[J]. 电网技术，2019，43(9)：3175-3183.
WANG Xuanyuan，LIU Dunnan，LIU Zhen，et al. Operation mechanism and key technologies of virtual power plant under ubiquitous Internet of Things[J]. Power System Technology，2019，43(9)：3175-3183.

[16] 李博嵩，王旭，蒋传文，等. 广泛负荷聚集商市场策略建模及风险效益分析[J]. 电力系统自动化，2018，42(16)：119-126.
LI Bosong，WANG Xu，JIANG Chuanwen，et al. Market strategy modeling and risk profit analysis of demand-side resource aggregator[J]. Automation of Electric Power Systems，2018，42(16)：119-126.

[17] RASTEGAR M，FOTUHI F M，MOEINI A M. Developing a two-level framework for residential energy management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid，2018，9(3)：1707-1717.

[18] 龙鑫. 基于Spark和Holt-Winters模型的短期负荷预测方法

[D]. 成都：西南交通大学，2017.
LONG Xin. Short-term load forecasting method based on Spark and Holt-Winters model[D]. Chengdu：Southwest Jiaotong University，2017.
[19] 梅生伟，刘锋，魏韡. 工程博弈论基础及电力系统应用[M]. 北京：科学出版社，2016：132-156.
[20] 孙惠娟，刘君，彭春华. 基于分类概率综合多场景分析的分布式电源多目标规划[J]. 电力自动化设备，2018，38(12)：39-45.
SUN Huijuan，LIU Jun，PENG Chunhua. Multi-objective DG planning based on classified probability integration multi-scenario analysis[J]. Electric Power Automation Equipment，2018，38(12)：39-45.

作者简介：

刘蓉晖

刘蓉晖(1975—)，女，上海人，副教授，博士，主要研究方向为需求侧管理(**E-mail**：liuronghuiyzy@126.com)；

赵增凯(1996—)，男，浙江台州人，硕士研究生，主要研究方向为虚拟电厂、电力市场交易(**E-mail**：511949697@qq.com)；

孙改平(1984—)，女，上海人，讲师，博士研究生，通信作者，主要研究方向为电力系统调度优化(**E-mail**：sunfrog2002@163.com)。

(**编辑　王欣竹**)

Optimization strategy and profit allocation of virtual power plant considering different risk preference

LIU Ronghui[1]，ZHAO Zengkai[1]，SUN Gaiping[1]，MI Yang[1]，PAN Zhengning[2]

(1. School of Electrical Engineering，Shanghai University of Electric Power，Shanghai 200082，China；
2. State Grid Shanghai Electric Power Company Maintenance Company，Shanghai 200063，China)

Abstract：Aggregating and optimizing the management of demand-side resources(distributed energy，flexible loads，energy storage，etc) in the form of VPP(Virtual Power Plant) can effectively improve the overall competitiveness and economy. On this basis，considering the uncertainty faced by VPP and its internal profit allocation，a VPP day-to-day scheduling model considering risk preference is established. The CVaR(Conditional Value at Risk) theory is used to quantify the risk of uncertain factors，and the operating strategy and benefits of VPP under different risk levels are obtained. Fuzzy decision making is adopted for different operation strategies to provide reference solutions for VPP managers. Considering the risk level and marginal benefit of each subject in the virtual power plant，the distribution method based on the Nash negotiation model，combining Shapley value method and independent risk contribution theory，is used to distribute the profits of VPP. Finally，the effectiveness of the operation management model is verified by nume-rical simulation. By analyzing the risk and profit of the demand-side resources，the rationality of the profit distribution system is proved.

Key words：virtual power plant；CVaR；fuzzy decision making；Nash negotiation；profit distribution

附录 A

VaR 表示在一定置信水平下的最大收益损失值，而 CVaR 则表示收益损失高于 VaR 所有情况的损失期望值，假设 $g(x,y)$ 为损失函数，x 为随机变量决策变量，y 为决策变量，假设 $f(x)$ 为 x 的概率密度函数，则收益损失不大于边界值 a 的分布函数为：

$$\Psi_1 = \int_{g(x,y)\le a} f(x)\mathrm{d}x \qquad (A1)$$

在一定的置信水平α下的风险价值$\varepsilon_{\mathrm{VaR}}$和条件风险价值$\varepsilon_{\mathrm{CVaR}}$分别为：

$$\varepsilon_{\mathrm{VaR}} = \min\{a \in R : \Psi_1(x,a) \ge \alpha\} \qquad (A2)$$

$$\phi(\alpha) = \frac{1}{1-\alpha} \int_{g_i(x,y)\ge \varepsilon_{\mathrm{VaR}}} g_i(x,y) f_1(x)\mathrm{d}x \qquad (A3)$$

为了便于计算，根据文献[16]的证明过程，以 $F_\alpha(x,a)$ 代替 $\phi(\alpha)$，且：

$$F_\alpha(x,a) = a + \frac{1}{1-\alpha}\int [g_i(x,y)-a]^+ f_1(x)\mathrm{d}x \qquad (A4)$$

由于式中含有风光预测误差 $\Delta\varepsilon$ 的概率密度函数的积分表达式，难以求解，所以采用蒙特卡洛模拟方法，对随机变量进行抽样取值，即：

$$F_\alpha(x,a) = a + \frac{1}{m(1-\alpha)}\sum_{i=1}^{m}[g_i(x,y)-a]^+ \qquad (A5)$$

其中，m 为抽样次数；$[g_i(x,y)-a]^+$ 表示最大值函数 $\max\{g_i(x,y)-a,0\}$。

附录 B

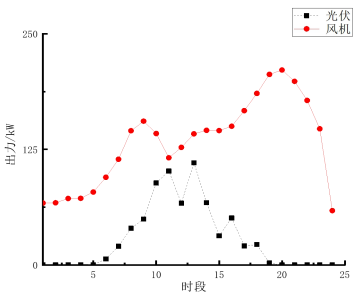

图 B1　各时段下分布式能源出力

Fig.B1　Power output of distributed energy under different periods

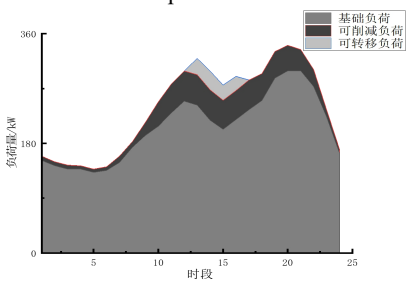

图 B2　各时段下负荷量

Fig.B2 Load under different periods

表 B1　峰谷时段电价

Table B1　Price of peak-valley periods

时段	售电电价/[元·（kW·h）$^{-1}$]	购电电价/[元·（kW·h）$^{-1}$]
平时段	0.53	0.25
峰时段	0.83	0.42
谷时段	0.38	0.17

注：峰时段为[10，15）、[18，21）；平时段为[7，10）、[15，18）、[21，24）；谷时段为[0，7）。

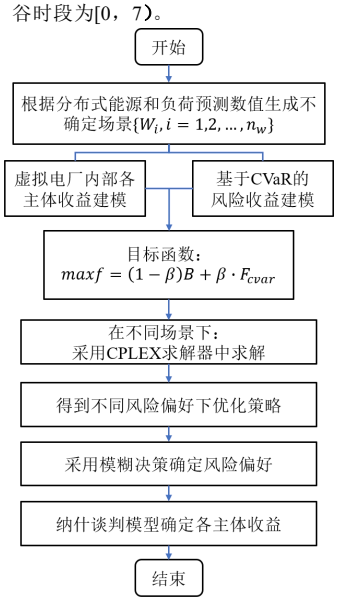

图 B3　总步骤流程图

Fig.B3　Flowchart of overall process

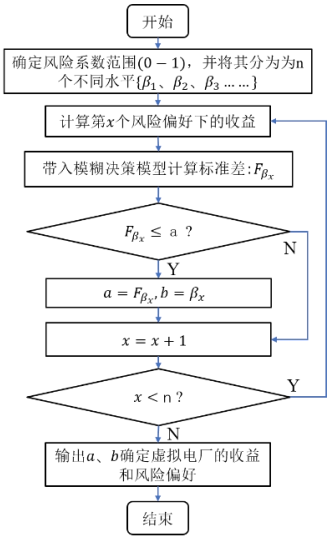

图 B4　模糊决策步骤流程图

Fig.B4　Flowchart diagram of fuzzy decision making algorithm

附录 C

拉格朗日算法的求解过程具体如下。首先构造拉格朗日函数：

$$L(x_1,x_2,\cdots,x_n,\lambda) = f(x_1,x_2,\cdots,x_n) + \lambda(1-x_1-x_2-\cdots-x_n) \qquad (C1)$$

其中，λ为拉格朗日乘数。对拉格朗日函数进行一

次求导可得：

$$\begin{cases} \dfrac{\partial L}{\partial x_1} = f_1 - \lambda = 0 \\ \dfrac{\partial L}{\partial x_2} = f_2 - \lambda = 0 \\ \vdots \\ \dfrac{\partial L}{\partial x_n} = f_n - \lambda = 0 \end{cases} \tag{C1}$$

其中，f_1、f_2、…、f_n分别为f对x_1、x_2、…、x_n的一阶偏导。由此可得：$f_1 = f_2 = \cdots = f_n$，进而可得x_1、x_2、…、x_n。

附录 D

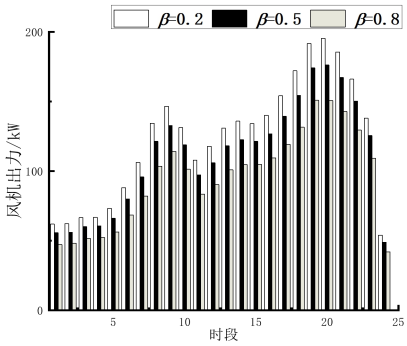

图 D1 不同风险偏好下风机出力对比

Fig.D1 Comparison of wind power under different risk preferences

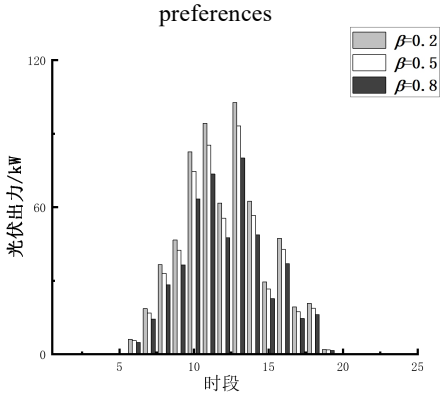

图 D2 不同风险偏好下光伏出力对比

Fig.D2 Photovoltaic power under different risk preferences

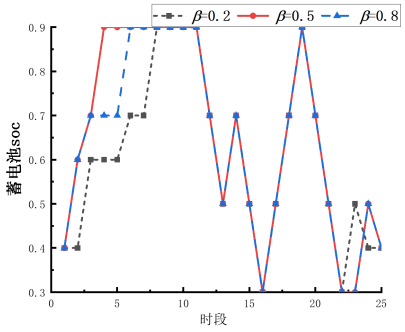

图 D3 不同风险偏好下蓄电池的荷电状态

Fig.D3 State of charge of battery under different risk preferences

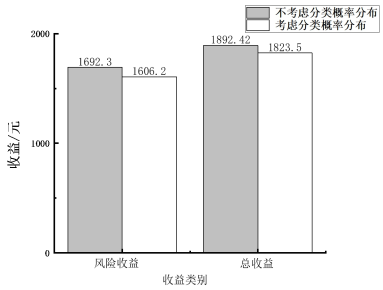

图 D4 收益对比

Fig.D4 Comparison of revenue

表 D1 模糊决策过程结果

Table D1 Results of fuzzy decision making process

β	总收益/元	标准差	β	总收益/元	标准差
0.05	2 590.3	1.041 30	0.55	2374.1	0.340 60
0.15	2 584.3	0.970 62	0.60	2330.2	0.269 83
0.20	2 562.1	0.902 69	0.65	2280.3	0.201 09
0.25	2 546.1	0.834 99	0.70	2223.4	0.136 67
0.30	2 526.7	0.767 04	0.75	2157.9	0.079 02
0.35	2 504.0	0.698 04	0.80	2081.5	0.033 13
0.40	2 477.5	0.627 92	0.85	1 989.2	0.007 39
0.45	2 447.3	0.556 68	0.90	1 869.1	0.021 89
0.50	2 413.0	0.484 69	0.95	1 687.6	0.150 29

表 D2 不同交易方式下虚拟电厂的总收益和$\varepsilon_{\text{cvar}}$

Table D2 Total revenue and $\varepsilon_{\text{cvar}}$ of virtual power plant under different transaction modes

序号	运行状态				总收益/元	$\varepsilon_{\text{cvar}}$
	风电	光伏	柔性负荷	蓄电池		
1	1	1	1	1	1 989.2	1 882.7
2	1	1	1	0	1 808.9	1 702.5
3	1	1	0	1	1 490.2	1 415.2
4	1	1	0	0	1 377.7	1 302.7
5	1	0	1	1	1 648.7	1 563.6
6	1	0	1	0	1 468.5	1 383.4
7	1	0	0	1	1 224.4	1 161.9
8	1	0	0	0	1 118.5	1 049.4
9	0	1	1	1	587.7	569.5
10	0	1	1	0	407.5	389.3
11	0	1	0	1	345.7	327.5
12	0	1	0	0	270.3	253.3
13	0	0	1	1	247.2	250.4
14	0	0	1	0	67.0	70.2
15	0	0	0	1	45.0	45.0

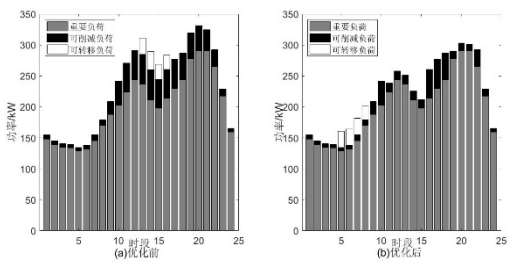

图 D5 柔性负荷优化前后对比

Fig.D5 Comparison of flexible load before and after optimization