

考虑多种不确定性的虚拟电厂交易策略

刘凌燕,刘晓婕,陈子豪

(国网江苏省电力有限公司常州供电分公司,江苏 常州 213000)

Trading strategy for virtual power plant considering various uncertainties

LIU Lingyan, LIU Xiaojie, CHEN Zihao

(Changzhou Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Changzhou 213000, China)

摘要:虚拟电厂解决了独立分布式能源发电之间缺乏有效协调控制的问题,随着我国电力市场改革推进,虚拟电厂逐渐作为一种综合型售电商参与到市场竞争中。针对虚拟电厂在市场交易中的多种不确定性及风险,提出了一种考虑虚拟电厂参与各子市场的合理交易策略。首先对虚拟电厂参与市场交易的不确定性因素进行分析,并采用场景分析法建模;分析虚拟电厂在各子市场交易的收益,并采用多损失 CVaR 法对风险因素进行建模,最终得到虚拟电厂参与交易的投资组合模型;最后通过算例分析了在不同风险偏好程度下,不确定因素对交易的影响程度以及虚拟电厂的交易策略,验证了所提出交易策略的科学合理性,对虚拟电厂参与市场交易具有借鉴意义。

关键词:虚拟电厂;电力市场;不确定性分析;场景分析法;多损失 CVaR;投资组合优化

Abstract: Virtual power plant solves the problem of lack of effective coordination and control between independent distributed energy generation. With the development of electricity market reform, VPP gradually participates in the market competition as a comprehensive e-commerce. Considering various uncertainties and risks in power transactions, a reasonable trading strategy for VPP trading in power market is proposed. Firstly, the uncertainties of VPP trading in power market are analyzed, and scenario analysis method is used to model the uncertainty factors. The profit of VPP in each sub-market is calculated and multi-loss CVaR method is used to measure the risk factors. Then the portfolio model of VPP trading in power market is obtained. Finally, the case study is given to demonstrate the impact of uncertainties on VPP trading in power market and give the trading strategy under different risk preferences. The results verify the rationality of the proposed trading strategy and provide a reference for VPP to participate in power market.

Key words: virtual power plant; power market; analysis of uncertainty; scenario analysis; multi-loss CVaR; portfolio optimization

0 引言

近年来由于传统电力生产带来的环境问题日益严重以及新能源发电技术的进步,新能源发电在电网中的渗透率逐渐增加^[1]。但新能源发电带来的不确定性、波动性,对电力系统稳定性造成了干扰。虚拟电厂(virtual power plant, VPP)可将分布式发电机组、可控负荷和分布式储能等设施有机结合,通过配套的调控技术、通信技术实现对各类分布式能源进行整合调控^[2]。

随着我国电力市场改革的推进,虚拟电厂作为一种综合型售电商逐渐参与到电力市场中,可将富余的电量出售,也可在厂内电力不足或组要调整时从市场购买电量,实现资源与收益的优化调控^[3]。在日趋竞争激烈的电力市场中,发电厂面临着不同的供应市场选择,而不同的市场具有独特的市场价格和收益率波动特征^[4-5]。虚拟电厂由于其复杂多样的构成,在市场竞争中存在多维度的不确定

性^[6]。目前对虚拟电厂参与市场交易的研究主要侧重于竞价策略、优化调度问题:文献[7]—文献[8]建立了由燃气机组和可再生能源组成的虚拟电厂参与能量和备用市场的竞价策略模型;文献[9]同时考虑了响应不确定性对成本的影响,建立不确定性需求响应虚拟电厂模型与传统发电机组共同参与系统调度的优化模型;文献[10]在考虑日前市场电价不确定性的基础上建立了虚拟电厂 MILP 调度模型。综上所述,目前对虚拟电厂参与电力市场的研究尚缺乏对其在多种不确定性因素影响下在不同子市场交易策略的研究。如何通过合理的交易策略,使虚拟电厂更好地参与电力市场的交易中,在保持电力系统稳定性的基础上,实现交易利益的最大化,进而为提高可再生能源利用率、降低传统发电方式带来的环境问题提供有效参考,成为当前亟待解决的问题。

电力投资组合策略是在最低投标风险水平和超过最低预期年利润的限制下,实现年利润最大化^[11]。因此对虚拟电厂交易策略的研究就转化为对虚拟电厂在各子市场收益与风险的分析与建模。Markowitz 投资组合理论将假设作为收益市场利率服从正态分布^[12]。然而,这种假设在电力市场上通

收稿日期:2019-09-25;修回日期:2019-11-06

基金项目:国家重点研发计划(2016YFB0901100)

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China(No.2016YFB0901100)

常不成立,且其在计算中比较容易出错。尽管 VaR 是一种非常流行的风险度量,但它不受欢迎的数学特征,如缺乏次可加性和凸性^[13]。CVaR 克服 VaR 的一些特性,但是对于具有多种不确定性因素的问题,缺乏足够的适用性。

综上,本文提出一种考虑多不确定性、多交易风险的虚拟电厂参与电力市场的交易策略。首先对虚拟电厂参与电力交易的多种不确定性因素进行了分析与建模;然后,对虚拟电厂在各子市场的交易收益及收益风险进行了分析与建模,并通过投资组合优化模型得到最终目标函数;最后,通过本文建立的交易模型进行了算例验证。

1 交易不确定性因素分析与建模

对虚拟电厂的主要动力部分(传统发电机组、新能源发电机组、电动汽车)参与到中长期交易市场、现货市场(主要为日内市场和实时市场)的不确定性因素进行分析与建模。

1.1 不确定性因素分析

在虚拟电厂参与到电力市场时,不确定因素一方面来自于电厂本身,如新能源发电、电动汽车、可控负荷等的不确定性;另一方面来自于市场不确定性,如电价及负荷需求的不确定性。为简化问题起见,在这里主要针对其中影响较大的新能源发电、电动汽车充放电以及现货市场电价的不确定性进行分析与建模。

1.1.1 新能源发电

(1) 风力发电

用韦布尔分布概率密度函数模拟风速

$$\rho(v) = \frac{k}{C} \left(\frac{v}{C}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{C}\right)^k\right] \quad (1)$$

式中: k 为形状参数,是一个无因次量; C 为速度参数,其量纲与速度相同。

风电机组的输出功率与风速之间的函数关系具体可以用以下分段函数表示

$$P^w = \begin{cases} 0 & 0 \leq v_t \leq v_{ci} \\ \rho(v_t) & v_{ci} \leq v_t \leq v_r \\ P_r^w & v_r \leq v_t \leq v_{co} \\ 0 & v_t \geq v_{co} \end{cases} \quad (2)$$

式中: v_{ci} 为风电机组的切入风速; v_{co} 为风电机组的切出风速; v_r 为风电机组的额定风速; P_r^w 为风电机组的额定功率。

(2) 光伏发电

用 β 分布模拟短时间段内光照强度的概率,其概率密度函数如下

$$\rho(r) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \left(\frac{r}{r_{\max}}\right)^{a-1} \left(1 - \frac{r}{r_{\max}}\right)^{b-1} \quad (3)$$

式中: r 为时段内的实际光照强度, W/m^2 ; $r_{\max}$ 为选择时段内的最大光照强度, W/m^2 ; a 、 b 分别为 β 分布的位置参数和形状参数。

式(3)中参数可以由历史气象数据拟合得到,从而可以确定光照强度分布位置参数 a 和形状参数 b 。

利用式(3)可转化得到光伏电池的出力

$$P(t) = \frac{I(t) \cdot A \cdot \eta}{860.4} \quad (4)$$

式中: $P(t)$ 为 t 时刻光伏电池组件出力, MW ; A 为单位电池组件面积, m^2 ; η 为电池转化效率,与温度有关; $I(t)$ 为 t 时刻太阳能辐照强度, MJ/m^2 。

1.1.2 电动汽车

随着电动汽车并网,由于充放电时间的随机性,系统会因此而受到一定的干扰,诸如引发“峰上加峰”现象,使电网的可靠性及稳定性受到干扰。本文研究电动汽车在 V2G(vehicle to grid)模式下,电动汽车在充放电时刻的概率密度函数如下

$$\rho_c^{VE}(t) = \begin{cases} 1 & t \in [t_{c1}, t_{c2}] \cup [t_{c3}, t_{c4}] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\rho_d^{VE}(t) = \begin{cases} 1 & t \in [t_{d1}, t_{d2}] \cup [t_{d3}, t_{d4}] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\rho_c^{VE}(t)$ 、 $\rho_d^{VE}(t)$ 分别为电动汽车充放电时的概率密度; $[t_{c1}, t_{c2}] \cup [t_{c3}, t_{c4}]$ 为负荷低谷时段; $[t_{d1}, t_{d2}] \cup [t_{d3}, t_{d4}]$ 为负荷高峰时段。

1.2 不确定因素建模方法

对以上不确定性因素,根据历史数据,采用自回归滑动平均模型生成相应的时间序列,重复操作得到 N 个未来 T 时段的序列场景。服从 ARMA 模型的平稳时间序列可表示为

$$x_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (7)$$

式中: p 为回归部分的系数; q 为滑动平均部分的系数; ε_t 为噪声项,一般可用独立正态项表示; φ_i 、 θ_i 为模型参数。

本文定义场景为不确定性因素的数值。为提高求解的精确度,需要生成足够数量的场景;但场景过多会导致问题规模变大、求解困难。为此,本文采用快速前代场景削减法,在保证准确度的情况下将场景个数削减到指定个数,最后再根据风速与出力、光照与出力以及电动车充放电、现货价格的关系曲线将相关序列场景转化为研究基础的不确定性因素场景序列。

2 虚拟电厂投资组合模型

实现虚拟电厂购售电在不同子市场的组优化不仅可以调整系统稳定性、提高经济收益,也是能源可

持续发展战略的重要内容,是实现国民经济和社会可持续发展的重要保障。本节从VPP参与市场交易的收益和风险着手分析,并最终建立组合优化模型。

2.1 收益与成本分析

根据研究对象,VPP参与市场交易的收益 R 包括中长期合约收益 R_L , 现货市场收益 R_I 与 R_R 。其中,VPP在每个子市场中的收益主要来自于火电厂、新能源电厂在市场中的电量销售,而成本主要为火力发电的成本。

2.1.1 中长期市场收益

远期合约按时间尺度一般可以签订一年至几年的电力交易合约。长时间尺度的新能源出力预测缺乏准确性,在此本文对于中长期的电力交易选择一年期的电力合约交易为研究对象。中长期市场收益如下

$$R^L = \sum_{t=1}^{T_L} E^L \varphi^L \quad (8)$$

式中: T_L 为中长期合约期限; E^L 为中长期合约电量; φ^L 为中长期交易合约电价。

2.1.2 现货市场收益

波动的现货电价及新能源出力是市场因素中影响交易的主要不确定因素。虚拟电厂将根据电厂电量情况、新能源短期出力的预测情况及电动汽车充放电情况在现货市场出售或购买电能。

(1) 日前市场

在日前市场,市场成员可获得较为准确和可靠的数据信息,且中大型机组的开停机计划需要在日前时段做好,因此日前市场对系统运行与电力交易至关重要,日前市场的收益可用下式表示

$$R^D = \sum_{t=1}^{T_D} E_t^D \varphi_t^D \quad (9)$$

式中: T_D 为日前市场交易期限的时段数; E_t^D 为日前市场交易电量; φ_t^D 为日前市场 t 时段的电价。

(2) 日内市场

虚拟电厂在现货市场的收益可用下式表示

$$R^I = \sum_{t=1}^{T_I} \left(E_t^I \varphi_t^I + \sum_{v=1}^V (P_{v,t}^{\text{Ichar}} \varphi_{v,t}^{\text{Ichar}} - P_{v,t}^{\text{Idchar}} \varphi_{v,t}^{\text{Idchar}}) \right) \quad (10)$$

式中: T_I 为日内市场交易期限的时段数; E_t^I 为日内市场交易电量; φ_t^I 为日内市场 t 时段的电价; $P_{v,t}^{\text{Ichar}}$ 为电动汽车 v 在日内市场时段 t 充电功率; $P_{v,t}^{\text{Idchar}}$ 为电动汽车 v 在日内市场时段 t 放电功率; $\varphi_{v,t}^{\text{Ichar}}$ 为电动汽车 v 在日内市场时段 t 充电价格; $\varphi_{v,t}^{\text{Idchar}}$ 为电动汽车 v 在日内市场时段 t 放电补偿价格。

(3) 实时市场

在关闸前,VPP需要根据电量情况及合约签订情况的偏差在平衡市场进行交易。虚拟电厂在平

衡市场的收益如下

$$\begin{cases} R^R = \sum_{t=1}^{T_R} \left(P_t^I \varphi_t^{R+} \Delta E_t^{R+} - P_t^I \varphi_t^{R-} \Delta E_t^{R-} + \sum_{v=1}^V (P_{v,t}^{\text{Rchar}} \varphi_{v,t}^{\text{Rchar}} - P_{v,t}^{\text{Rdchar}} \varphi_{v,t}^{\text{Rdchar}}) \right) \\ \varphi_t^{R+} = \lambda^{R+} \varphi_t^D \\ \varphi_t^{R-} = \lambda^{R-} \varphi_t^D \end{cases} \quad (11)$$

式中: λ^{R+} 、 λ^{R-} 为电量不平衡惩罚系数; φ_t^D 为日前市场电价; ΔE_t^{R+} 、 ΔE_t^{R-} 分别为时段 t 需要增加和减少的电量; $P_{v,t}^{\text{Rchar}}$ 为电动汽车 v 在实时市场时段 t 充电功率; $P_{v,t}^{\text{Rdchar}}$ 为电动汽车 v 在实时市场时段 t 放电功率; $\varphi_{v,t}^{\text{Rchar}}$ 为电动汽车 v 在实时市场时段 t 充电价格; $\varphi_{v,t}^{\text{Rdchar}}$ 为电动汽车 v 在实时市场时段 t 放电补偿价格。

2.2 成本分析

在本文模型中,交易成本主要考虑发电成本。在忽略水电机组及新能源机组的发电成本的情况下,发电成本即火电机组的运行成本。中长期合约交易中的发电成本根据动力煤价格与合同电量确定;现货市场的发电成本则考虑火电机组的发电成本和启停成本。火力发电的成本函数 C_h 如下

$$C_h = \sum_{t=1}^T a_h P_{h,t}^2 + b_h P_{h,t} + c_h \quad (12)$$

式中: $P_{h,t}$ 为火电机组 h 在时间段 t 的出力; a_h 、 b_h 、 c_h 为火力机组 h 的运行耗量参数,其中, a 的单位是美元/MW²/h, b 的单位是美元/MWh, c 的单位是美元/h。火电机组的启停成本如下

$$C_h^{\text{UD}} = \sum_{t=1}^T I_{h,t}^U c_{h,t}^U + I_{h,t}^D c_{h,t}^D \quad (13)$$

式中: $I_{h,t}^U$ 、 $I_{h,t}^D$ 分别为机组 h 在时段 t 的启、停状态,为0-1变量; $c_{h,t}^U$ 、 $c_{h,t}^D$ 分别为机组 h 启、停一次的成本。

2.3 风险分析

在电力市场交易中,风险主要来自于现货市场中不确定性因素如新能源出力波动、电动汽车充放电行为和现货市场价格波动带来的交易风险。由于在本研究中造成损失的不确定因素较多,不同的损失函数往往对应着不同的置信水平,因此不能将所有的损失函数变为一个损失来处理,而是对每个损失对应的置信水平定义相应的损失值。由于CVaR具有凸性和次可加性,因此采用多损失CVaR进行风险分析。

设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为电量在各子市场分配的比例向量, n 为子市场的个数,在本文中 $n=4$ 。

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad x_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

设 y_i 为在第 i 个子市场中的随机风险因子,其概率密度函数为 $\rho(y)$,则 $f(x, y)$ 超过阈值 α 的概率为

$$\Psi(\alpha) = \int_{f(x, y) \geq \alpha} \rho(y) dy \quad (15)$$

对于给定置信区间 $\beta \in (0, 1)$ 的 CVaR 表达式如下

$$\Phi_{\beta}(x) = (1 - \beta)^{-1} \int_{f(x,y) \geq \alpha_{\beta}(x)} f(x,y) \rho(y) dy \quad (16)$$

对每个风险损失函数分别给定一个置信水平。对给定 I 个置信水平, $\beta_i \in (0, 1), i = 1, 2, \dots, I$, 在此置信水平下的决策向量 x 的一个 β -VaR 损失值 $\alpha_i^*(x)$ 如下

$$\alpha_i^*(x) = \min \{ \alpha_i | \Psi(x, y_i) \geq \alpha_i \} \quad (17)$$

在此基础上, 定义决策向量 x 的一个 β -CVaR 损失值 $\Phi_{i,\beta_i}^*(x, y)$ 如下

$$\Phi_{i,\beta_i}^*(x, y) = (1 - \beta_i)^{-1} \int_{f(x,y) \geq \alpha_{\beta_i}(x)} f_i(x, y_i^*(x)) \rho(y) dy \quad (18)$$

由于作为售电方市场风险只存在于新能源实际出力值低于预测均值、电动车充电量高于预测均值、以高于预期价格从现货市场购买力或以低于预期的价格在现货市场出售电力的情况下。因此, 仅用方差定义标准风险不完全符合实际要求。给出风险损失函数如下

$$f = \sum_{i=1}^3 f_i \quad (19)$$

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \mu_{1,t} \varphi'_{NE} (P_t^{NE} - E(P_t^{NE}))^2 \quad (20)$$

$$f_2 = \sum_{v=1}^V \sum_{t=1}^T \mu_{2,t} \varphi'_{char} (P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar} - E(P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar}))^2 \quad (21)$$

$$f_3 = \sum_{t=1}^T \mu_{3,t} E^S (\varphi_t^S - E(\varphi_t^S))^2 \quad (22)$$

式中: P_t^{NE} 为时段 t 新能源出力的实时出力预测值, E 为期望函数。

$$\mu_{1,t} = \begin{cases} 1 & P_t^{NE} < E(P_t^{NE}) \\ 0 & P_t^{NE} \geq E(P_t^{NE}) \end{cases} \quad (23)$$

$$\mu_{2,t} = \begin{cases} 1 & P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar} > E(P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar}) \\ 0 & P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar} \leq E(P_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar}) \end{cases} \quad (24)$$

$$\mu_{3,t} = \begin{cases} 1 & \varphi_t^S > E(\varphi_t^S) \\ 0 & \varphi_t^S \leq E(\varphi_t^S) \end{cases} \quad (25)$$

2.4 目标函数与约束条件

定义考虑风险和成本的利润目标函数为利润期望函数, 具体表达式如下

$$\begin{aligned} \max F = & \sum_{\omega=1}^W \pi_{\omega} (R^L + R^D + R^I + R^R) - C_h - C_h^{UD} + \sum_{i=1}^3 \lambda_i \Phi_{i,\beta_i}^*(x, y) \\ = & \sum_{t=1}^{T_1} E_t^L \varphi_t^L + \sum_{t=1}^{T_2} E_t^D \varphi_t^D + \\ & \sum_{t=1}^{T_1} \left(E_t^I \varphi_t^I + \sum_{v=1}^V (P_{v,t}^{lchar} \varphi_{v,t}^{lchar} - P_{v,t}^{Idchar} \varphi_{v,t}^{Idchar}) \right) \times \\ & \sum_{t=1}^{T_2} (P_t^I \varphi_t^{R+} \Delta E_t^{R+} - P_t^I \varphi_t^{R-} \Delta E_t^{R-} + \\ & \sum_{v=1}^V (P_{v,t}^{Rchar} \varphi_{v,t}^{Rchar} - P_{v,t}^{Rdchar} \varphi_{v,t}^{Rdchar})) - C_h - C_h^{UD} - \\ & \sum_{i=1}^3 \lambda_i (1 - \beta_i)^{-1} \int_{f(x,y) \geq \alpha_{\beta_i}(x)} f_i(x, y_i^*(x)) \rho(y) dy \end{aligned} \quad (26)$$

式中: π_{ω} 为场景 w 出现的概率, π_s 为场景 s 出现的概率。

约束条件如下

① 市场约束

在每个子市场交易时间段内, 交易电量都不能超过限定值

$$E_{\min}^L \leq E^L \leq E_{\max}^L \quad (27)$$

$$E_{\min}^D \leq E^D \leq E_{\max}^D \quad (28)$$

$$E_{\min}^I \leq E^I \leq E_{\max}^I \quad (29)$$

$$E_{\min}^R \leq E^R \leq E_{\max}^R \quad (30)$$

同时还要满足交易合同约束

$$E^L + E^D + E^I + E^R = E \quad (31)$$

② 机组运行约束

机组出力约束

$$P_{h,t,\min}^{TH} \leq P_{h,t}^{TH} \leq P_{h,t,\max}^{TH} \quad (32)$$

$$0 \leq P_{t,w}^W \leq P_{t,w}^{W*} \quad (33)$$

$$0 \leq P_{t,w}^{PH} \leq P_{t,w}^{PH*} \quad (34)$$

式中: $P_{h,t,\min}^{TH}$ 、 $P_{h,t,\max}^{TH}$ 分别为火电机组 h 的出力上下限; $P_{t,w}^{W*}$ 、 $P_{t,w}^{PH*}$ 分别为风电机组和光伏机组技术出力值上限。

爬坡率约束

$$P_{h,t,s}^{TH} - P_{h,t-1,s}^{TH} \leq ramp_{h,U}^{TH} \quad (35)$$

$$P_{h,t-1,s}^G - P_{h,t,s}^G \leq ramp_{h,D}^{TH} \quad (36)$$

式中: $ramp_{h,U}^{TH}$ 、 $ramp_{h,D}^{TH}$ 分别为火电机组 h 向上、向下爬坡率。

功率平衡约束

$$P^H + P^W + P^{PH} - P^{EVchar} + P^{EVdchar} = P_{load} \quad (37)$$

式中: P^{EVchar} 为电动汽车充电功率; $P^{EVdchar}$ 为放电功率。

③ 电动汽车约束

$$E_{v,t,s}^{EV} = E_{v,t-1,s}^{EV} + \xi_v^{ch} P_{v,t}^{char} - P_{v,t}^{char} / \xi_v^{dch} \quad (38)$$

$$0 \leq P_{v,t,s}^{char} \leq P_{v,t,\max}^{char} \quad (39)$$

$$0 \leq P_{v,t,s}^{dchar} \leq P_{v,t,\max}^{dchar} \quad (40)$$

式中: ξ_v^{ch} 、 ξ_v^{dch} 分别为电动汽车 v 的充放电效率。

3 算例与分析

选取虚拟电厂算例由 6 台火电机组、一个等值风电厂、一个等值光伏电站、若干电动汽车的系统组成。虚拟电厂中的相关参数选取如表 1 所示。

风电光伏长期预测出力曲线参照 Washington 地区 2011 到 2015 年的风速历史数据, 电力价格基于北欧 Nord Pool 电力市场 2015 年的电价历史数据。其中风力发电和光伏发电一天内的出力预测功率、电动在一天内的充放电功率情况如图 1 所示。负荷曲线如图 2 所示。

表1 火电机组参数

Table 1 Parameters of thermal power units

机组	$P_{Gmax}/$ MW	$P_{Gmin}/$ MW	$a/($ 美元 $\cdot$ $MW^{-2}\cdot h^{-1})$	$b/($ 美元 $\cdot$ $MW^{-1}\cdot h^{-1})$	$c/($ 美元 $\cdot$ $(MW\cdot h^{-1})$	$r_u/($ $(MW\cdot h^{-1})$	$r_d/($ $(MW\cdot h^{-1})$
1	600	300	0.003	17.28	97.0	120	120
2	330	170	0.007	21.04	11.0	100	100
3	200	100	0.003	17.26	96.0	80	80
4	110	55	0.004	21.33	44.0	50	50
5	55	55	0.009	22.54	69.2	30	30
6	55	55	0.002	28.12	65.1	30	30

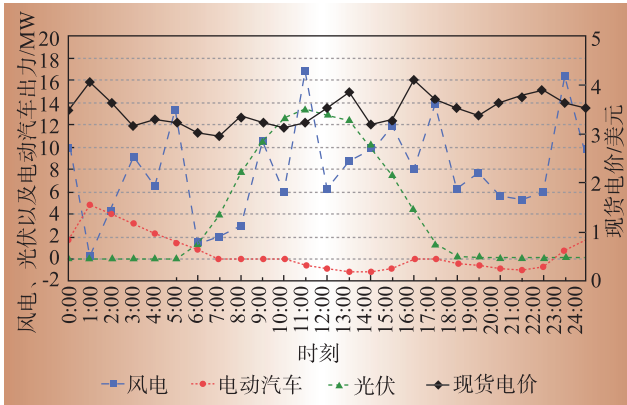


图1 不确定性因素一天内出力波动趋势图

Fig. 1 Output fluctuation trend chart of uncertainty factors in one day

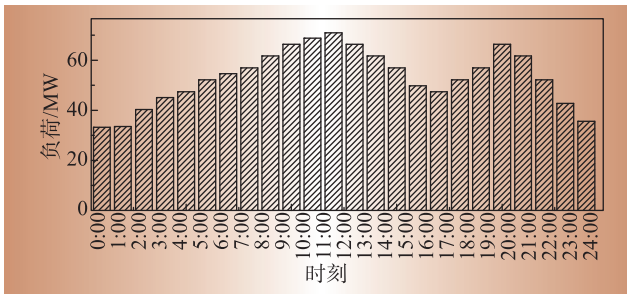


图2 负荷曲线

Fig. 2 Load curves

采用 ARMA 对数据进行拟合,通过蒙特卡洛抽样得到一系列数据并采用快速前代法对场景进行削减,得到目标场景集。以短期风电数据为例进行说明,风电场景的生成与削减示意图如图3所示。

除了模型中的不确定因素给交易策略带来影响,风险厌恶值 λ 的选取,新能源的渗透比例等都会都影响 VPP 的交易决策。在此首先验证风险厌恶值对 VPP 的交易决策结果的影响。本文在 MATLAB 环境中调用 CPLEX 求解器,根据上文所建立的模型以及算例数据,并取置信水平 $\beta=0.9$,通过改变风险厌恶值 λ ,取实时市场不平衡惩罚系数 $\lambda^{R+}=0.85$, $\lambda^{R-}=1.15$ 。设定合约电量比例上下限分别为90%和10%,在新能源渗透率 $r_{ne}=20\%$ 的情况下优化求解得到不同的电量分配与收益情况如表2所示。

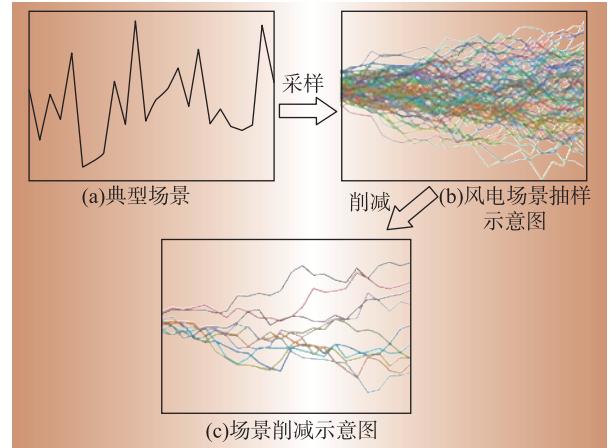


图3 风电场景的生成与削减示意图

Fig. 3 Generation and reduction of wind power scenario

表2 不同风险厌恶值下交易优化结果($r_{ne}=20\%$)

Table 2 Transaction optimization results under different risk aversion values($r_{ne}=20\%$)

风险厌恶值 λ	E_t	E_D	E_l	E_R
0	535.04	527.36	-166.40	473.60
1	567.04	540.16	-153.60	326.40
2	600.32	563.50	-128.30	244.48
3	642.43	576.13	-99.84	166.40
4	695.36	552.96	-64.52	96.21
5	761.60	512.30	-25.40	19.10
6	819.20	422.40	70.64	-32.24
7	872.96	345.60	126.72	-62.72
8	934.40	307.20	140.80	-51.20
9	1 021.44	259.84	168.96	-34.56
10	1 052.16	168.96	72.96	-14.08

表2的数据结果表示设定情境下,VPP在各子市场交易分配结果的最优值。随着风险厌恶指数 λ 的增加,意味着作为售电方的VPP交易策略趋向于保守,更愿意通过签订中长期合约来降低现货交易不确定性带来的收益风险。交易利润与风险随风险厌恶值变化曲线如图4所示。从图4的利润期望曲线

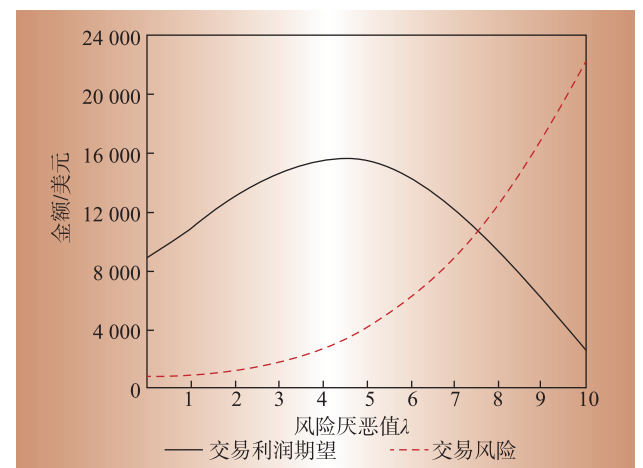


图4 交易利润与风险随风险厌恶值变化曲线

Fig. 4 Trading profit and risk with changes of λ

可以看出,在本算例中,新能源渗透率20%的情况下,收益风险随 λ 逐渐增大,而收益期望呈先上升后下降的趋势。大约在 $\lambda=4.62$ 时候,收益期望值最高,此时有利于交易者同时兼顾交易风险与收益。

下面验证当 $\lambda=4.62$ 时,随着新能源渗透比例改变对交易电量与收益的影响,求解结果如表3所示。

表3 新能源渗透率 r_{ne} 对VPP交易的影响($\lambda=4.62$)
Table 3 Impact of new energy penetration ratio on VPP transactions($\lambda=4.62$)

r_{ne}	E_L	E_D	E_I	E_R
5%	948.48	256.00	56.32	19.20
10%	903.68	307.20	40.96	28.16
15%	821.76	396.80	15.36	46.08
20%	729.60	512.00	-40.96	79.36
25%	704.00	486.40	-12.80	102.40
30%	683.52	519.68	35.84	40.96
35%	665.60	540.16	79.36	-15.36
40%	680.96	559.36	93.44	-53.76
45%	707.84	576.00	111.36	-115.20
50%	778.24	604.16	104.96	-202.24

从表3结果可以看出,在一定的风险厌恶程度下,随着不确定性因素渗透比例的增加,VPP在各子市场中收益明显增加,这主要与发电成本明显降低有关。但当新能源渗透比增大到一定程度,新能源的间歇性和随机性给系统运行带来的不稳定性急剧增加, $n\text{-CVaR}$ 也有明显增加,火电机组的运行成本明显上升,导致收益期望下降。在本算例中,当新能源渗透比例约为26.4%时,收益值达最高。

新能源接入系统后,系统发电出力波动增强,日内市场电价也将随之波动。图5为一天内新能源(渗透比例为26.4%)对电动汽车充放电行为影响的研究。

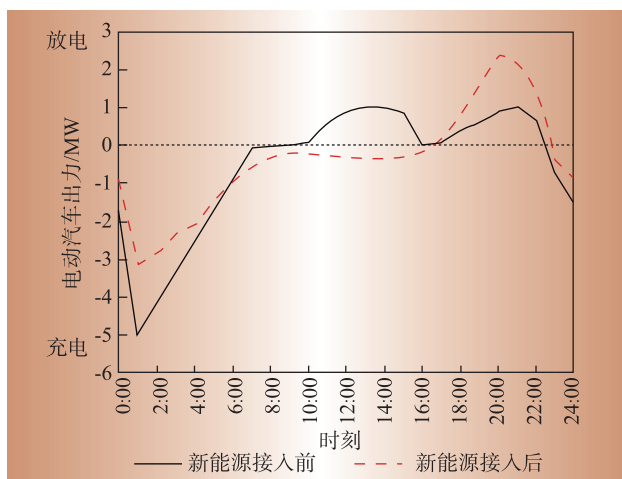


图5 电动汽车一天内充放电优化运行曲线
Fig. 5 Charge-discharge optimized operation curve of motor vehicle in one day

从结果可以看出,新能源接入系统后,电动汽车在0:00至次日凌晨充电功率相对原来稍有降低,但随着风电和光电出力增大,电价降低,充电汽车由原来放电逐渐进入充电模式来蓄积电能;晚用电高峰时刻,新能源出力也降低,此时电动汽车可以释放所充电能。通过新能源与电动汽车的联合运作,一方面,充分发挥大规模电动汽车V2G模式的储能作用,通过削峰填谷为风电增加发电空间;另一方面,充分利用电力市场手段,通过大规模电动汽车与风电进行直接交易,可降低电动汽车充电价格,从而调动电动汽车作为用电负荷参与风电消纳的积极性。

4 结束语

本文提出一种考虑新能源出力、电动汽车充放电以及现货电价多种不确定性的、多收益风险的VPP在电力市场的交易策略,分析了在不同风险厌恶值和新能源渗透比例情况下VPP在各子市场的收益情况,可以为VPP参与市场交易提供有效参考:

(1) 在采取交易策略时,有必要在对交易风险因素分析的基础上,采取合理的风险厌恶指数、合理的新能源接入比例以科学决策,做到既能保证收益,又可以合理管控交易风险。

(2) 在一定范围内,新能源并网可以有效增加VPP在电力市场交易的收益。但是基于目前对新能源出力预测技术还相对落后的情况,新能源参与市场的比例还有待综合考虑以兼顾收益与系统稳定,进而达到节能减排的目标。

参考文献:

- [1] 李欣民. 清洁能源发电技术及市场现状研究[J]. 电力需求侧管理, 2017, 19(6): 29-32.
LI Xinmin. The study of clean power energy generation technology and market development status[J]. Power Demand Side Management, 2017, 19(6): 29-32.
- [2] 陈春武, 李娜, 钟朋园, 等. 虚拟电厂发展的国际经验及启示[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2 258-2 263.
CHEN Chunwu, LI Na, ZHONG Pengyuan, et al. Review of virtual power plant technology abroad and enlightenment to China [J]. Power System Technology, 2013, 37 (8): 2 258-2 263.
- [3] MASHHOU R E, MOGHADDAS-TAF R ESHI S M. Bidding strategy of virtual power plant for participating in energy and spinning reservemarkets—Part I: problem formu-

- lation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26 (2):949-956.
- [4] FAIA R, PINTO T, VALE Z, et al. Multi-objective portfolio optimization of electricity markets participation [C]//2018 Power Systems Computation Conference (PSCC), 2018, Dublin: 1-6.
- [5] SHABANZADEH M, SHEIKH-EL-ESLAMI M K, HAGHIFAM M R. Risk-based medium-term trading strategy for a virtual power plant with first-order stochastic dominance constraints[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 11(2):520-529.
- [6] 周博, 吕林, 高红均, 等. 基于两阶段随机规划的虚拟电厂优化交易策略[J]. 电力建设, 2018, 39(9):70-77.
- ZHOU Bo, LV Lin, GAO Hongjun, et al. Optimal bidding strategy based on two-stage stochastic programming for virtual power plant[J]. Electric Power Construction, 2018, 39 (9):70-77.
- [7] NIKONOWICZ B, MILEWSKI J. Virtual power plants - general review: structure, application and optimization [J]. Journal of Power Technologies, 2012, 92 (3): 135-149.
- [8] ZIADI Z, TAIRA S, OSHIRO M, et al. Optimal power scheduling for smart grids considering controllable loads and high penetration of photovoltaic generation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(5):2 350-2 359.
- [9] 牛文娟, 李扬, 王蓓蓓. 考虑不确定性的需求响应虚拟电厂建模[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22):3 630-3 637.
- NIU Wenjuan, LI Yang, WANG Beibei. Demand response based virtual power plant modeling considering uncertainty [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22):3 630-3 637.
- [10] ALI SHAYEGAN-RAD, ALI BADRI, ALI ZANGANEH. Day-ahead scheduling of virtual power plant in joint energy and regulation reserve markets under uncertainties [J]. Energy, 2017, 121:114-125.
- [11] PATEL N K, SERRAO J J. Accuracy estimation of approximated Gaussian distribution obtained from fast forward selection scenario reduction algorithm [C]//2015 International Conference on Energy Systems and Applications, 2015:342-346.
- [12] 谭风雷, 苗振林. 基于分段积温效应的夏季负荷组合预测方法[J]. 电力需求侧管理, 2014, 16(2):4-8.
- TAN Fenglei, MIAO Zhenlin. Combined summer load forecast with the break of accumulated temperature effect [J]. Power Demand Side Management, 2014, 16(2):4-8.
- [13] WANG R, SHANG J C, ZHOU X Y, et al. Risk assessment and management of portfolio optimization for power plants [C] //IEEE/PES Transmission and Distribution Conference & Exhibition: Asia and Pacific, 2005.
- (责任编辑 陈 可)

(上接第20页)

- [8] 吴界辰, 艾欣, 胡俊杰, 等. 计及不确定因素的需求侧灵活性资源优化调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43 (14):73-84, 89.
- WU Jiechen, AI Xin, HU Junjie, et al. Optimal dispatch of flexible resource on demand side considering uncertainties [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43 (14):73-84, 89.
- [9] 王永权, 张沛超, 姚垚. 聚合大规模空调负荷的信息物理建模与控制方法[J/OL]. (2019-12-01)[2019-10-18]. 中国电机工程学报:1-14.
- WANG Yongquan, ZHANG Peichao, YAO Yao. Cyber-physical modeling and control method for aggregating a large-scale ACLs[J/OL]. (2019-12-01)[2019-10-18]. Proceedings of the CSEE: 1-14.
- [10] YAO Y, ZHANG P, CHEN S. Aggregating large-scale generalized energy storages to participate in the energy and regulation market[J]. Energies, 2019, 12(6): 1 024.
- [11] 姚垚, 张沛超. 基于市场控制的空调负荷参与平抑微网联络线功率波动的方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3):782-791.
- YAO Yao, ZHANG Peichao. A market-based control method for air conditioner loads to smooth microgrid tie-line power fluctuation[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3):782-791.
- [12] XU B, DVORKIN Y, KIRSCHEN D S, et al. A comparison of policies on the participation of storage in US frequency regulation markets [C]//2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM). IEEE, 2016: 1-5.

作者简介:

赵本源(1995), 男, 贵州遵义人, 硕士研究生, 研究方向为虚拟电厂;

熊岑(1990), 女, 江西南昌人, 工程师, 硕士, 研究方向为电力系统运行与控制、电力需求侧管理;

张沛超(1970), 男, 江苏连云港人, 副教授, 通信作者, 研究方向为电力系统保护与控制、电力信息物理系统;

姚垚(1993), 女, 上海松江人, 硕士, 研究方向为主动配电网。

(责任编辑 水 鸽)