

基于混合随机规划/信息间隙决策理论的 虚拟电厂调度优化模型

孙国强¹, 周亦洲¹, 卫志农¹, 耿天翔², 王 运², 李逸驰¹

(1. 河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 210098; 2. 国网宁夏电力公司, 宁夏 银川 750001)

摘要: 虚拟电厂(VPP)在调度过程中面临多种不确定因素,给决策和系统安全运行带来一定的困难。提出了基于混合随机规划/信息间隙决策理论(IGDT)的 VPP 调度优化模型,该模型针对电价概率分布描述较为准确、预测精度较高的特点,采用随机规划处理电价的不确定性;针对风光出力概率分布难以精确刻画、预测精度较低的特点,采用 IGDT 处理风光出力的不确定性,通过赋予风光出力偏差系数不同的权重,解决了 IGDT 同时处理风光出力不确定性的问题。此外,针对不确定性决策的盲目性和不同策略面临风险程度的不同,引入风险成本量化不同决策方案对应的风险。仿真结果验证了所提模型的有效性。

关键词: 虚拟电厂; 信息间隙决策理论; 随机规划; 可再生能源; 调度优化; 不确定性; 模型

中图分类号: TM 734

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.10.017

0 引言

虚拟电厂 VPP(Virtual Power Plant)通过先进的计量、通信、控制等技术聚合以可再生能源发电为主的分布式电源,不但能克服分布式电源容量小、数量多、接入分散、出力间歇性等特点导致的控制和管理困难问题,而且能提高分布式电源上网时的稳定性和进入电力市场时的竞争力,从而获得规模化的经济效益^[1-4]。

VPP 在调度优化的过程中受电力市场电价、可再生能源出力等多种不确定因素的影响,给决策和系统安全运行带来一定的困难。文献[5]将风电和光伏出力视为确定量,未考虑风光出力的不确定性;文献[6-9]采用基于场景的随机规划处理电价和风光出力的不确定性,并验证了燃气轮机和抽水蓄能电站能有效平抑风光出力的波动性^[9];文献[10]假设风电和光伏出力分别近似服从威布尔分布和 Beta 分布,利用机会约束规划处理多随机变量;文献[11]将风电出力上下限视为随机变量,并采用鲁棒优化处理风电出力的不确定性;文献[12]采用随机规划和鲁棒优化分别处理电价和风电出力的不确定性。然而,基于概率的机会约束规划和随机规划等分析方法由于存在风光出力概率难以精确刻画的问题,需要产生大量的场景样本以提高模型的可靠性,难免使得问题的复杂性急剧增加;鲁棒优化虽然提高了系统的可靠性,但导致经济性下降,因此,鲁棒优化结果往往具有一定的保守性。

信息间隙决策理论 IGDT(Information Gap Deci-

sion Theory)为处理不确定性问题提供了新的思路。IGDT 可以在概率分布和波动范围均未知的情况下量化不确定性,具有适用性强、使用方便、计算效率高等优点。IGDT 分为风险规避策略 RAS(Risk Averse Strategy)和风险偏好策略 RSS(Risk Seeker Strategy),给决策者提供了更大的抉择空间。目前国内外学者对 IGDT 的研究较少,文献[13-14]采用 IGDT 处理风电出力的不确定性,分别实现了含风力发电厂特高压直流输电的潮流优化和含风力发电机电网的阻塞管理;文献[15-16]采用 IGDT 处理负荷和分布式电源的不确定性,提出了基于 IGDT 的有源配电网鲁棒恢复决策方法。由于风电和光伏出力均具有不确定性,现有对可再生能源出力不确定性的研究大多只考虑风电和光伏中的一种,较少涉及同时考虑风光出力不确定性的情况。目前,在引入 IGDT 处理可再生能源出力不确定性的研究中,只考虑单一不确定性的问题,还未涉及同时考虑风光出力不确定性的情况。此外,传统 IGDT 只适用于处理单一不确定性,同时处理风光出力不确定性的难度较大。

虽然现有研究还未涉及 IGDT 同时处理风光出力不确定性的问题,但风电和光伏出力均具有很强的随机性和不可控性,已有文献将基于场景的随机规划^[6-9]、机会约束规划^[10]和鲁棒优化^[17-18]应用于同时处理风光出力不确定性的问题中,因此,采用 IGDT 同时处理风光出力的不确定性具有一定的可行性。

事实上,小时电价呈现周期性波动的特点^[19-20],因而概率分布规律描述较为准确,预测精度较高,采用随机规划能很好地处理电价的不确定性。然而,风光出力概率分布刻画困难、预测精度较低,不宜采用基于概率的分析方法处理风光出力的不确定性。并

收稿日期:2016-08-07;修回日期:2017-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51277052)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51277052)

且,采用 IGDT 处理不确定性问题时所做的决策为不确定性决策,不确定性决策只能给出调度方案,但无法判断所做决策的优劣,因此,不确定性决策往往具有一定的盲目性。文献[13-16]着重分析不同策略对应的优化结果,但均未给出最优策略的选择方法。寻找合适的不确定性决策判别方法,从而为决策者提供决策参考,具有一定的现实意义。

本文在前人研究的基础上,提出了基于混合随机规划/IGDT 的 VPP 调度优化模型,该模型聚合单元包括燃气轮机、风电机组、光伏机组、抽水蓄能电站和负荷,其中,燃气轮机和抽水蓄能电站用于平抑风电和光伏机组出力的波动性,使 VPP 达到整体可控,并提高调度的灵活性。针对不确定性因素特性的不同,采用随机规划处理电价的不确定性,采用 IGDT 处理风光出力的不确定性,通过赋予风电和光伏出力偏差系数不同的权重,解决了传统 IGDT 只适用于处理单一不确定性的问题。针对不确定性决策无法判断所做决策优劣的问题,根据不同决策方案面临的风险程度不同,引入风险成本,量化不同决策方案面临的风险,为决策者在不确定性决策中选择最优策略提供有效参考。

1 VPP 电价随机规划模型

1.1 目标函数

VPP 运营者的目标是利润最大化,假设在电价波动范围内随机生成 n_p 组电价数据,在考虑 n_p 组电价的情况下所得的最优解即为电价随机规划的最优方案,其目标函数模型为:

$$\max \sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^{n_p} \pi(p) (\lambda_{p,t} P_t + \lambda_t^l L_t - C_t^g) \quad (1)$$

其中, T 为总时段数; n_p 为电价方案组数; $\pi(p)$ 为第 p 组电价方案概率; $\lambda_{p,t}$ 为时段 t 第 p 组电价方案的电力市场电价; P_t 为时段 t VPP 在电力市场的交易量,其值为正表示售电量,为负表示购电量; λ_t^l 为时段 t 负荷电价,表示 VPP 供给负荷所收取的费用; L_t 为时段 t 的负荷; C_t^g 为时段 t 燃气轮机成本,包括燃气轮机的运行、启停和环境成本,如式(2)所示。

$$C_t^g = \sum_{i=1}^{n_i} \left[k_i \mu_{i,t}^0 + \sum_{j=1}^{n_j} k_{i,j} g_{i,j,t} + \lambda_i^{\text{su}} \mu_{i,t}^{\text{su}} + \lambda_i^{\text{sd}} \mu_{i,t}^{\text{sd}} + g_{i,t} \sum_{l=1}^{n_l} Q_{i,l} (V_l + Y_l) \right] \quad (2)$$

$$g_{i,t} = \sum_{j=1}^{n_j} k_{i,j} g_{i,j,t} \quad (3)$$

其中, n_i 为燃气轮机数; k_i 为燃气轮机 i 的固定成本; 布尔变量 $\mu_{i,t}^0$ 为时段 t 燃气轮机 i 的工作状态,为决策变量,工作时 $\mu_{i,t}^0 = 1$,不工作时 $\mu_{i,t}^0 = 0$; $\mu_{i,t}^{\text{su}}$ 为时段 t 燃气轮机 i 的启动状态,为决策变量,启动时 $\mu_{i,t}^{\text{su}} = 1$,不启动时 $\mu_{i,t}^{\text{su}} = 0$; $\mu_{i,t}^{\text{sd}}$ 为时段 t 燃气轮机 i 的停止状

态,为决策变量,停止时 $\mu_{i,t}^{\text{sd}} = 1$,不停止时 $\mu_{i,t}^{\text{sd}} = 0$; n_j 为燃气轮机 i 二次成本函数分段线性化后的段数; $k_{i,j}$ 为燃气轮机 i 第 j 段发电成本斜率; $g_{i,j,t}$ 为时段 t 燃气轮机 i 第 j 段出力,为决策变量; λ_i^{su} 、 λ_i^{sd} 分别为燃气轮机 i 的启动、停止成本; $g_{i,t}$ 为时段 t 燃气轮机 i 出力; n_l 为污染物数量; $Q_{i,l}$ 为燃气轮机 i 第 l 项污染物排放量; V_l 、 Y_l 分别为第 l 项污染物的环境价值、罚款数量级。

1.2 约束条件

a. 燃气轮机约束。

$$\mu_{i,t}^0 - \mu_{i,t-1}^0 \leq \mu_{i,t}^{\text{su}} \quad (4)$$

$$\mu_{i,t-1}^0 - \mu_{i,t}^0 \leq \mu_{i,t}^{\text{sd}} \quad (5)$$

$$0 \leq g_{i,j,t} \leq g_{i,j}^{\text{max}} \mu_{i,t}^0 \quad (6)$$

$$g_i^{\text{min}} \mu_{i,t}^0 \leq g_{i,t} \leq g_i^{\text{max}} \mu_{i,t}^0 \quad (7)$$

$$-r_i^{\text{d}} \leq g_{i,t} - g_{i,t-1} \leq r_i^{\text{u}} \quad (8)$$

$$t_i^{\text{u}} \mu_{i,t}^{\text{su}} \leq \sum_{h=t}^{t+t_i^{\text{u}}-1} \mu_{i,h}^0 \quad \forall t \leq T - t_i^{\text{u}} + 1 \quad (9)$$

$$t_i^{\text{d}} \mu_{i,t}^{\text{sd}} \leq \sum_{h=t}^{t+t_i^{\text{d}}-1} (1 - \mu_{i,h}^0) \quad \forall t \leq T - t_i^{\text{d}} + 1 \quad (10)$$

$$\sum_{t=1}^{t_i^{\text{u}}-t_i^{\text{d}}} (1 - \mu_{i,t}^0) = 0 \quad (11)$$

$$\sum_{t=1}^{t_i^{\text{u}}-t_i^{\text{d}}} \mu_{i,t}^0 = 0 \quad (12)$$

其中, g_i^{max} 、 g_i^{min} 分别为燃气轮机 i 的最大、最小输出功率; $g_{i,j}^{\text{max}}$ 为燃气轮机 i 第 j 段出力上限; r_i^{u} 、 r_i^{d} 分别为燃气轮机 i 向上、向下爬坡率; t_i^{u} 、 t_i^{d} 分别为燃气轮机 i 的最小开机、关机时间; t_i^{u} 、 t_i^{d} 分别为燃气轮机 i 的初始开机、关机时间。式(4)、(5)为燃气轮机布尔变量关系约束;式(9)、(10)分别为燃气轮机最小开机、关机时间约束;式(11)、(12)分别为燃气轮机初始开机、关机时间约束。

b. 抽水蓄能电站约束。

抽水蓄能电站由水泵和水轮机构成,现运行的抽水蓄能电站中多数为可逆水泵水轮机,将上游水库的蓄水量等效成相应的蓄电量,则抽水蓄能电站的约束条件如下:

$$0 \leq g_t^c \leq g^{c,\text{max}} \mu_t^c \quad (13)$$

$$0 \leq g_t^d \leq g^{d,\text{max}} \mu_t^d \quad (14)$$

$$\mu_t^c + \mu_t^d = 1 \quad (15)$$

$$0 \leq S_t \leq S^{\text{max}} \quad (16)$$

$$S_0 = S_i \quad (17)$$

$$S_T = S_f \quad (18)$$

$$S_t = S_{t-1} + \eta^c g_t^c - \frac{g_t^d}{\eta^d} \quad (19)$$

其中, g_t^c 、 g_t^d 分别为时段 t 水泵、水轮机的输出功率,为决策变量; $g^{c,\text{max}}$ 、 $g^{d,\text{max}}$ 分别为水泵、水轮机的最大输出功率; 布尔变量 μ_t^c 、 μ_t^d 分别为时段 t 水泵、水轮机的工作状态,工作时 $\mu_t^c = 1$ 且 $\mu_t^d = 1$,不工作时 $\mu_t^c = 0$

且 $\mu_t^d=0$; S_t 为时段 t 抽水蓄能电站等效储电量; S_t^{\max} 为抽水蓄能电站等效储电量上限; S_t^i, S_t^f 分别为抽水蓄能电站始、末等效储电量; η^e, η^f 分别为水泵、水轮机效率。式(15)为水泵、水轮机功率互斥约束。

c. VPP 内部功率平衡约束。

$$\sum_{w=1}^{n_w} g_{w,t} + \sum_{s=1}^{n_s} g_{s,t} + \sum_{i=1}^{n_i} g_{i,t} + g_t^d = L_t + P_t + g_t^c \quad (20)$$

其中, n_w, n_s 分别为风电、光伏机组数量; $g_{w,t}, g_{s,t}$ 分别为时段 t 风电机组 w 、光伏机组 s 的输出功率。

2 考虑风光出力不确定性的 IGDT 建模

2.1 风光出力的不确定性

上述模型未考虑风光出力的不确定性, 只是将风光出力的预测值当作确定量代入方程中求解。然而事实上, 风光出力存在一定的偏差, 表示如下:

$$g_{w,t} = \bar{g}_{w,t} \pm \zeta^w \bar{g}_{w,t} \quad (21)$$

$$g_{s,t} = \bar{g}_{s,t} \pm \zeta^s \bar{g}_{s,t} \quad (22)$$

其中, $\bar{g}_{w,t}, \bar{g}_{s,t}$ 分别为时段 t 风电机组 w 、光伏机组 s 出力的预测值; ζ^w, ζ^s 分别为风电和光伏出力的偏差系数。即认为风电出力区间的上、下限分别为 $\bar{g}_{w,t} + \zeta^w \bar{g}_{w,t}, \bar{g}_{w,t} - \zeta^w \bar{g}_{w,t}$, 光伏出力区间的上、下限分别为 $\bar{g}_{s,t} + \zeta^s \bar{g}_{s,t}, \bar{g}_{s,t} - \zeta^s \bar{g}_{s,t}$ 。

2.2 IGDT 模型

IGDT 是一种处理不确定性的非概率且非模糊方法, 可在概率分布和波动范围均未知的情况下量化不确定性, 因此克服了基于概率方法的缺点。该方法在保证目标值处于可接受范围内的同时, 最大化不确定变量的波动区间, 从而使得达到目标值的可能性最大。

优化问题的目标函数为:

$$\begin{cases} \max_x f(x, \gamma) \\ \text{s.t. } h(x, \gamma) = 0 \\ g \leq g(x, \gamma) \leq \bar{g} \\ \gamma \in \Gamma \end{cases} \quad (23)$$

其中, f 为目标函数; γ 为不确定量; x 为决策变量; h, g 分别为等式、不等式约束; Γ 为不确定量的集合, 如式(24)所示。

$$\forall \gamma \in \Gamma(\bar{\gamma}, \zeta) = \left\{ \gamma \mid \left| \frac{\gamma - \bar{\gamma}}{\bar{\gamma}} \right| \leq \zeta \right\} \quad (24)$$

其中, $\bar{\gamma}$ 为不确定量的预测值; ζ 为不确定量的偏差系数。

将式(23)中不确定量用预测值替代, 得:

$$\begin{cases} \max_x f^b(x, \bar{\gamma}) \\ \text{s.t. } h(x, \bar{\gamma}) = 0 \\ g \leq g(x, \bar{\gamma}) \leq \bar{g} \end{cases} \quad (25)$$

将式(25)所得目标函数的最优值设为基准值。若不确定的实际值偏离预测值, 所得到的优化结果也会偏离基准值。

根据决策方案的不同, IGDT 分为 RAS 和 RSS, 决策者可根据实际情况选择所需策略。

RAS 旨在最大化规避不确定性对优化结果的影响, 在 RAS 中, 决策者设定低于基准值的目标函数阈值, 并以偏差系数最大为优化目标:

$$\begin{cases} \max_x \hat{\zeta} \\ \text{s.t. } h(x, \gamma) = 0 \\ \underline{g} \leq g(x, \gamma) \leq \bar{g} \\ \hat{\zeta} = \max \zeta \\ f(x, \gamma) \geq \Lambda^c \\ \Lambda^c = f^b(x, \gamma) - \xi^c |f^b(x, \gamma)| \quad \gamma \in \Gamma \end{cases} \quad (26)$$

其中, $\hat{\zeta}$ 为最大不确定半径; Λ^c 为目标函数的阈值, 通常取为一定比例的基准值; ξ^c 为规避系数。

RSS 倾向于在不确定性风险中寻找可能获得的最大收益, 其以偏差系数最小为优化目标:

$$\begin{cases} \min_x \hat{\zeta} \\ \text{s.t. } h(x, \gamma) = 0 \\ \underline{g} \leq g(x, \gamma) \leq \bar{g} \\ \hat{\zeta} = \min \zeta \\ f(x, \gamma) \geq \Lambda^o \\ \Lambda^o = f^b(x, \gamma) + \xi^o |f^b(x, \gamma)| \quad \gamma \in \Gamma \end{cases} \quad (27)$$

其中, Λ^o 为目标函数的阈值; ξ^o 为偏好系数。

2.3 基于混合随机规划/IGDT 的 VPP 模型

IGDT 以单个不确定量的偏差系数为目标函数, 无法适用于同时处理风光出力不确定性的情况, 本文通过赋予风光出力偏差系数不同的权重, 解决了上述问题。

$$\zeta_i^w = \mu_i^w \zeta \quad (28)$$

$$\zeta_i^s = \mu_i^s \zeta \quad (29)$$

$$\mu_i^w + \mu_i^s = 1 \quad (30)$$

其中, ζ_i^w, ζ_i^s 分别为时段 t 风电、光伏出力的偏差系数; μ_i^w, μ_i^s 为时段 t 偏差系数的权重。

将电价随机规划模型所得目标函数的最优值设为基准值 F^b (即式(1)所得优化结果), 采用 IGDT 处理风光出力的不确定性, 具体表示如下。

a. 基于混合随机规划/RAS 的 VPP 模型。

$$\max \zeta \quad (31)$$

$$F^c = F^b(1 - \xi^c) \quad (32)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^{n_p} \pi(p) (\lambda_{p,t} P_t + \lambda_t^1 L_t - C_t^{\text{el}}) \geq \Lambda^c \quad (33)$$

$$g_{w,t} = \bar{g}_{w,t}(1 - \zeta_i^w) \quad (34)$$

$$g_{s,t} = \tilde{g}_{s,t}(1 - \zeta_t^s) \quad (35)$$

其中, F^c 为 RAS 模型目标利润,亦为目标函数阈值。

至此,基于混合随机规划/RAS 的 VPP 调度优化模型由式(2)—(20)、(28)—(35)表示。

b. 基于混合随机规划/RSS 的 VPP 模型。

$$\min \zeta \quad (36)$$

$$F^o = F^b(1 + \xi^o) \quad (37)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^{n_p} \pi(p) (\lambda_{p,t} P_t + \lambda_t^l L_t - C_t^{gr}) \geq \Lambda^o \quad (38)$$

$$g_{w,t} = \tilde{g}_{w,t}(1 + \zeta_t^w) \quad (39)$$

$$g_{s,t} = \tilde{g}_{s,t}(1 + \zeta_t^s) \quad (40)$$

其中, F^o 为 RSS 模型的目标利润,即目标函数阈值。

至此,基于混合随机规划/RSS 的 VPP 调度优化模型由式(2)—(20)、(28)—(30)、(36)—(40)表示。

为了统一化 RAS 和 RSS,方便后续分析,定义目标系数 ξ ,当所选策略为 RAS 时, $\xi = -\xi^c$;当所选策略为 RSS 时, $\xi = \xi^o$ 。

2.4 风险成本

在 IGDT 模型中,决策者需设定风光出力偏差系数权重、选择 RAS 或 RSS 策略以及对应的规避系数和偏好系数。决策方案不同,VPP 面临的风险也不同。RAS 能很好地规避不确定性带来的风险,规避系数越大,目标利润越小,VPP 面临的风险也越小;RSS 以面临更大的风险为代价寻求更多的获益,偏好系数越大,目标利润越大,风险性也越大。因此,建立合理的指标,量化 VPP 面临的风险,能更好地比较不同决策方案对应的风险程度,从而为决策者提供有效参考。系统风险的度量指标一般与失负荷量、失负荷持续时间等有关,本文主要考虑失负荷量,其对应的风险成本 C_t^{ens} 为:

$$C_t^{ens} = \lambda_t^{ens} P_t^{ens} \quad (41)$$

其中, P_t^{ens} 为时段 t 失负荷量,当 VPP 内供电量大于需求电量时有 $P_t^{ens} = 0$,当 VPP 供电量不足以满足负荷和电力市场需求时有式(42)成立; λ_t^{ens} 为时段 t 失负荷罚金,当 VPP 无法供给系统内负荷,需强制切除负荷时,需给予相应的补偿,由于不同时段失负荷对用户的影响程度不同,本文将失负荷罚金和电力市场电价挂钩,如式(43)所示。

$$P_t^{ens} = L_t + P_t + g_t^c - \sum_{w=1}^{n_w} g_{w,t} - \sum_{s=1}^{n_s} g_{s,t} - \sum_{i=1}^{n_i} g_{i,t} - g_t^d \quad (42)$$

$$\lambda_t^{ens} = \omega \lambda_{p,t} \quad (43)$$

其中, ω 为风险系数,即失负荷罚金与电力市场电价的比值,具体比值视实际情况而定。

目标利润减去风险成本,即为考虑风险时 VPP 的利润。

为了计算 VPP 的风险成本,采用蒙特卡洛方法模拟风光出力情况。由于每次蒙特卡洛模拟产生的

场景不同,失负荷量也并不相同,选取任一场景来表征失负荷量都不尽合理。因此,本文采用期望值 $E(P_t^{ens})$ 表示时段 t VPP 的失负荷量,所得表达式为:

$$E(P_t^{ens}) = \sum_{d=1}^{n_d} \frac{P_{d,t}^{ens}}{n_d} \quad (44)$$

其中, n_d 为场景数; $P_{d,t}^{ens}$ 为时段 t 场景 d 的失负荷量。

2.5 算法流程

本文在电价随机规划模型的基础上,采用 IGDT 同时处理风光出力的不确定性,并计及 VPP 的风险成本,基于混合随机规划/IGDT 的 VPP 优化调度流程如图 1 所示。

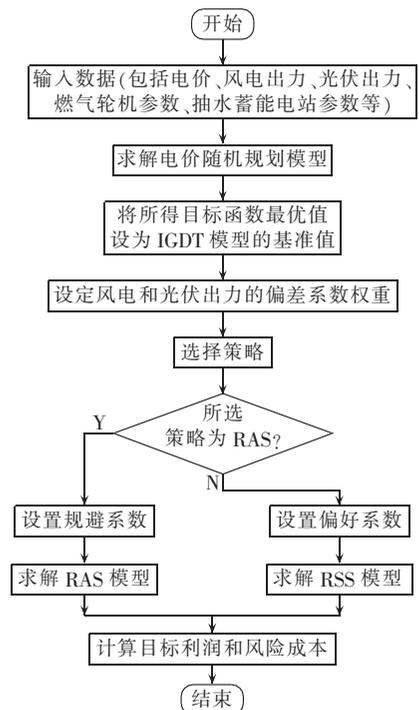


图 1 基于混合随机规划/IGDT 的 VPP 优化调度流程图
Fig.1 Flowchart of optimal dispatch of VPP based on hybrid stochastic programming and IGDT

3 算例分析

3.1 模型参数

为了验证上述模型,本文以 1 台燃气轮机、1 台风电机组、1 台光伏机组、1 座抽水蓄能电站和负荷构成 VPP。VPP 调度周期为 1 d,分为 24 个时段。燃气轮机采用 TAU5670 型号^[21],污染物排放量、环境价值、罚款数量级取自文献^[22],抽水蓄能电站数据参照文献^[8],电力市场电价和负荷电价^[23]见表 1。根据 2010 年 5 月 17 日—6 月 19 日克罗地亚希贝尼克县某一风电和光伏机组的实测数据,采用高斯过程回归方法^[24-25]获得优化日(6 月 20 日)风电和光伏出力的预测值和标准差如图 2 所示。

3.2 结果及分析

决策者进行决策时,需在给定风险系数的情况

表 1 电力市场电价和负荷电价

Table 1 Electricity market price and load price

时段	市场电价/ 段 [\$(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$	负荷电价/ 段 [\$(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$	时段	市场电价/ 段 [\$(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$	负荷电价/ 段 [\$(\text{MW}\cdot\text{h})^{-1}]\$
1	46	48	13	56	77
2	45	50	14	54	74
3	46	58	15	53	68
4	46	54	16	71	84
5	56	52	17	108	130
6	82	86	18	90	104
7	85	118	19	77	90
8	83	90	20	74	74
9	77	80	21	60	72
10	69	76	22	52	57
11	66	73	23	48	45
12	59	72	24	39	42

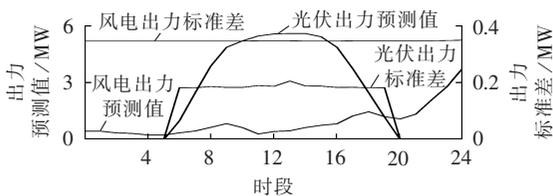


图 2 风电出力和光伏出力预测值和标准差

Fig.2 Predictive value and standard deviation of wind power and photovoltaic power output

下,选择合适的风光出力偏差系数权重比和目标系数,从而确定采用何种风光出力偏差系数权重比和目标系数对应的调度优化方案。风光出力偏差系数权重比、目标系数和风险系数对优化结果的影响如下。

3.2.1 风光出力偏差系数权重比对结果的影响

高斯过程回归方法可得到风光出力的预测值和标准差,当预测方法有效时,预测值和标准差可以表征实际出力的波动范围。标准差/预测值越大,实际出力的波动范围越大,系统的失负荷风险也越大。而所能规避的因风光出力偏差导致的失负荷风险与各时段风光出力偏差系数权重相关,偏差系数权重越大,所能规避的失负荷风险越大。因此,根据各时段风光出力的标准差与预测值之比选择风光出力偏差系数权重比,可以使系统的风险成本最小。为了验证上述分析,选定风险系数 $\omega=1.5$,将风光出力偏差系数权重比取为各时段风光出力的标准差与预测值之比和其他情况(各时段风光出力偏差系数比均取为 5:1、4:1、3:1、2:1、1:1)进行对比,求解不同目标系数 ξ 下 VPP 的风险成本,所得结果见表 2。

由表 2 可以看出,相同的目标系数下,风光出力偏差系数权重比取为各时段风光出力标准差与预测值之比时,VPP 的风险成本最小。

3.2.2 目标系数对结果的影响

目标系数的选取会影响 VPP 的目标利润和面临的风险,当风险系数 $\omega=1.5$,风光出力偏差系数权重比取为各时段风光出力预测值与实际值之比时,

表 2 不同风光出力偏差系数权重比下 VPP 风险成本

Table 2 VPP's risk costs under different weight ratios of wind and photovoltaic power output deviation coefficients

目标系数	VPP 风险成本/¥					
	标准差/预测值	5:1	4:1	3:1	2:1	1:1
-0.10	22	111	51	53	58	73
-0.09	32	116	60	61	66	80
-0.08	44	122	72	73	76	89
-0.07	60	131	87	87	90	101
-0.06	81	142	104	105	108	117
-0.05	107	158	127	127	130	137
-0.04	141	179	155	155	156	163
-0.03	182	206	190	190	191	196
-0.02	232	243	235	236	236	239
-0.01	290	293	291	291	291	292
0	357	357	357	357	357	357
0.01	432	435	435	435	435	435
0.02	517	524	524	524	525	525
0.03	612	624	623	623	624	625
0.04	715	730	729	730	730	732
0.05	822	842	841	841	842	848
0.06	934	959	959	959	961	970
0.07	1053	1081	1081	1082	1085	1095
0.08	1176	1209	1207	1208	1212	1223
0.09	1303	1337	1335	1337	1341	1353
0.10	1433	1467	1466	1467	1472	1484

注:表中标准差/预测值、5:1、4:1、3:1、2:1、1:1 为风光出力偏差系数权重比。

IGDT 模型目标利润、风险成本和考虑风险时 VPP 利润随目标系数的变化情况如图 3 所示。

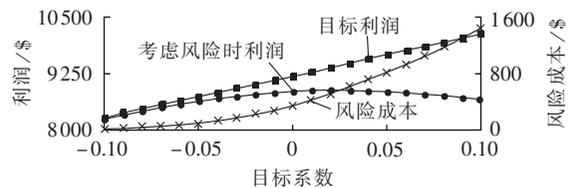


图 3 目标系数对 VPP 利润和风险成本的影响

Fig.3 Effect of objective coefficient on VPP's profits and risk costs

由图 3 可以看出,VPP 目标利润随着目标系数的增大呈线性增加,而风险成本的增速随目标系数的增大呈先慢后快的趋势。当风险成本增速小于目标利润时,考虑风险时 VPP 利润增加;当风险成本增速大于目标利润时,考虑风险时 VPP 利润下降,当目标系数取为 0.02 时,即 RSS 偏好系数取为 0.02 时,考虑风险时 VPP 利润取到最大值 \$8870.58。这是由于目标系数的增大提高了 VPP 的经济性,因而目标利润增大,考虑风险时 VPP 利润有所提高,但同时也增加了 VPP 的风险性,表现为风险成本不断增大,当目标利润的增大不足以弥补风险带来的损失时,考虑风险时 VPP 利润降低。此外,图 3 中目标系数为 0 的点即电价随机规划模型结果,说明考虑 VPP 面临风险时,IGDT 模型能有效提高 VPP 利润。

3.2.3 风险系数对结果的影响

3.2.2 节的分析表明,目标利润和风险成本存在平衡点,然而,风险成本与风险系数极为相关,本节给出了在风光出力偏差系数权重比取为各时段风光出力预测值与实际值之比的情况下,风险系数 ω 取 1.5、3、6 时,考虑风险时 VPP 利润随目标系数的变化情况,如图 4 所示。

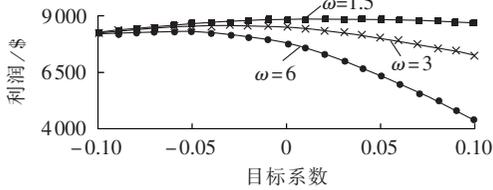


图 4 风险系数对 VPP 利润的影响

Fig.4 Effect of risk coefficient on VPP's profits

由图 4 可以看出,当风险系数 $\omega=1.5$ 时,考虑风险时 VPP 利润在目标系数为 0.02,即 RSS 偏好系数取为 0.02 时,取得最大值 \$8870.58; 当风险系数 $\omega=3$ 时,考虑风险时 VPP 利润在目标系数为 -0.03,即 RAS 规避系数取为 0.03 时,达到最高点 \$8562.79; 当风险系数 $\omega=6$ 时,考虑风险时 VPP 利润在目标系数为 -0.06,即 RAS 规避系数为 0.06 时,达到最高点 \$8329.22。这是由于风险系数越大,相同目标系数下 VPP 面临的风险也越大,表现为风险成本的增速更大,因此平衡点对应的目标系数更小。这也说明了风险系数小时,RSS 的适用性更强;风险系数大时,RAS 的适用性更强。IGDT 模型给决策者提供了更大的抉择空间,从而能够在不同风险系数下做出最优决策。

4 结论

本文提出了基于混合随机规划/IGDT 的 VPP 调度优化模型,并引入风险成本,量化不同决策方案面临的风险。仿真算例验证了所提模型的有效性,所得结论如下。

a. IGDT 模型给决策者提供了更大的抉择空间,使 VPP 能够在更多情况下做出最优决策。

b. 风险成本的引入降低了不确定性决策的盲目性,为决策者选择最佳策略提供有效参考。

c. 与任意选取风光出力偏差系数权重比相比,根据各时段风光出力的标准差与预测值之比选择风光出力偏差系数权重比能有效降低 VPP 的风险成本。然而,该选择方法是否为最优方案需进一步验证。

参考文献:

[1] 于慎航,孙莹,牛晓娜,等. 基于分布式可再生能源发电的能源互联网系统[J]. 电力自动化设备,2010,30(5):104-108.
YU Shenhong,SUN Ying,NIU Xiaona,et al. Energy Internet system

based on distributed renewable energy generation[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(5):104-108.

[2] 夏榆杭,刘俊勇. 基于分布式发电的虚拟发电厂研究综述[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):100-106.
XIA Yuhang,LIU Junyong. Review of virtual power plant based on distributed generation[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(4):100-106.

[3] 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):2258-2263.
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):2258-2263.

[4] 刘吉臻,李明扬,房方,等. 虚拟发电厂研究综述[J]. 中国电机工程学报,2014,34(29):5103-5111.
LIU Jizhen,LI Mingyang,FANG Fang,et al. Review on virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(29):5103-5111.

[5] 袁桂丽,陈少梁,刘颖,等. 基于分时电价的虚拟电厂经济性优化调度[J]. 电网技术,2016,40(3):826-832.
YUAN Guili,CHEN Shaoliang,LIU Ying,et al. Economic optimal dispatch of virtual power plant based on time-of-use power price [J]. Power System Technology,2016,40(3):826-832.

[6] 邹云阳,杨莉. 基于经典场景集的风光水虚拟电厂协同调度模型[J]. 电网技术,2015,39(7):1855-1859.
ZOU Yunyang,YANG Li. Synergetic dispatch models of a wind/PV/hydro virtual power plant based on representative scenario set[J]. Power System Technology,2015,39(7):1855-1859.

[7] 董文略,王群,杨莉. 含风光水的虚拟电厂与配电公司协调调度模型[J]. 电力系统自动化,2015,39(9):75-81.
DONG Wenlue,WANG Qun,YANG Li. A coordinated dispatching model for a distribution utility and virtual power plants with wind/photovoltaic/hydro generators [J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(9):75-81.

[8] PANDŽIĆ H,KUZLE I,CAPUDER T. Virtual power plant mid-term dispatch optimization [J]. Applied Energy,2013,101(1):134-141.

[9] PANDŽIĆ H,MORALES J M,CONEJO A J,et al. Offering model for a virtual power plant based on stochastic programming [J]. Applied Energy,2013,105(5):282-292.

[10] 范松丽,艾芊,贺兴. 基于机会约束规划的虚拟电厂调度风险分析[J]. 中国电机工程学报,2015,35(16):4025-4034.
FAN Songli,AI Qian,HE Xing. Risk analysis on dispatch of virtual power plant based on chance constrained programming [J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(16):4025-4034.

[11] 杨甲甲,赵俊华,文福拴,等. 含电动汽车和风电机组的虚拟发电厂竞价策略[J]. 电力系统自动化,2014,38(13):92-102.
YANG Jiajia,ZHAO Junhua,WEN Fushuan,et al. Development of bidding strategies for virtual power plants considering uncertain outputs for plug-in vehicles and wind generators [J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(13):92-102.

[12] 余爽,卫志农,孙国强,等. 考虑不确定性因素的虚拟电厂竞标模型[J]. 电力系统自动化,2014,38(22):43-49.
YU Shuang,WEI Zhinong,SUN Guoqiang,et al. A bidding model for a virtual power plant considering uncertainties [J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(22):43-49.

[13] RABIEE A,SOROUDI A,KEANE A. Information gap decision theory based OPF with HVDC connected wind farms [J]. IEEE

- Transactions on Power Systems, 2013, 30(6): 3396-3406.
- [14] MURPHY C, SOROUDI A, KEANE A. Information gap decision theory-based congestion and voltage management in the presence of uncertain wind power[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(2): 841-849.
- [15] CHEN K, WU W, ZHANG B, et al. Robust restoration decision-making model for distribution networks based on information gap decision theory[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 6(2): 587-597.
- [16] 陈珂宁, 吴文传, 张伯明, 等. 基于 IGDT 的有源配电网鲁棒恢复决策方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(19): 3057-3062. CHEN Kening, WU Wenchuan, ZHANG Boming, et al. A robust restoration method for active distribution network based on IGDT[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(19): 3057-3062.
- [17] DRAGIŽEVIĆ T, PANDŽIĆ H, ŠKRLEC D. Capacity optimization of renewable energy sources and battery storage in an autonomous telecommunication facility[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2014, 5(4): 1367-1378.
- [18] LIU C, WANG X, WU X, et al. Robust optimal dispatch model of islanded microgrids with uncertain renewable energy sources [C]//2016 China International Conference on Electricity Distribution. Xi'an, China: [s.n.], 2016: 1-10.
- [19] 邓佳佳, 黄元生, 宋高峰. 基于非参数 GARCH 的时间序列模型在日前电价预测中的应用[J]. 电网技术, 2012, 36(4): 190-196. DENG Jiajia, HUANG Yuansheng, SONG Gaofeng. Day-ahead electricity price forecasting using time series model based on nonparametric generalized auto regressive conditional heteroskedasticity[J]. Power System Technology, 2012, 36(4): 190-196.
- [20] ZIEL F, STEINERT R, HUSMANN S. Efficient modeling and forecasting of electricity spot prices[J]. Energy Economics, 2015, 47: 98-111.
- [21] Solar turbines[EB/OL]. [2016-08-01]. <http://mysolar.cat.com/cda/layout?m=41079&x=7>.
- [22] 钱科军, 袁越, 石晓丹, 等. 分布式发电的环境效益分析[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(29): 11-15.
- QIAN Kejun, YUAN Yue, SHI Xiaodan, et al. Environmental benefits analysis of distributed generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(29): 11-15.
- [23] SHABANZADEH M, SHEIKH-EL-ESLAMI M, HAGHIFAM M. The design of a risk-hedging tool for virtual power plants via robust optimization approach[J]. Applied Energy, 2015, 155: 766-777.
- [24] 孙斌, 姚海涛, 刘婷. 基于高斯过程回归的短期风速预测[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(29): 104-109. SUN Bin, YAO Haitao, LIU Ting. Short-term wind speed forecasting based on gaussian process regression model[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(29): 104-109.
- [25] 甘迪, 柯德平, 孙元章, 等. 基于集合经验模式分解和遗传-高斯过程回归的短期风速概率预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(11): 138-147. GAN Di, KE Deping, SUN Yuanzhang, et al. Short-term wind speed probabilistic forecasting based on EEMD and coupling GA-GPR[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(11): 138-147.

作者简介:



孙国强

孙国强(1978—),男,江苏江阴人,副教授,博士,研究方向为电力系统分析与控制(E-mail: hhusunguoqiang@163.com);

周亦洲(1993—),男,福建莆田人,硕士研究生,研究方向为虚拟电厂(E-mail: hhzhouyizhou@163.com);

卫志农(1962—),男,江苏江阴人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行分析与控制、输配电系统自动化(E-mail: wzn_nj@263.net)。

Dispatch optimization model of virtual power plant based on hybrid stochastic programming and information gap decision theory

SUN Guoqiang¹, ZHOU Yizhou¹, WEI Zhinong¹, GENG Tianxiang², WANG Yun², LI Yichi¹

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. State Grid Ningxia Electric Power Company, Yinchuan 750001, China)

Abstract: A number of uncertainties in the dispatch process of VPP (Virtual Power Plant) bring some difficulties to decision-making and safe operation of a system. A dispatch optimization model of VPP based on hybrid stochastic programming and IGDT (Information Gap Decision Theory) is established. As the electricity price can be predicted more accurately and therefore the probability distribution of price can be precisely described, the stochastic programming approach is used to deal with the price uncertainty. In view of the inability of accurate characterization of the probability distribution and the low prediction accuracy of wind and photovoltaic power output, the IGDT is applied to deal with the uncertainty of wind and photovoltaic power output and different weights of wind and photovoltaic power output deviation coefficients are given to solve the uncertainties when IGDT is used to deal with wind and photovoltaic power output simultaneously. Furthermore, aiming at the blindness of uncertainty decision-making and risk degrees of different strategies, the risk cost is introduced to quantify the risk of different decision-making schemes. Simulative results verify the effectiveness of the proposed model.

Key words: virtual power plant; information gap decision theory; stochastic programming; renewable energy resources; dispatch optimization; uncertainty; models