

电力市场下风电电力系统旋转备用风险-成本模型

刘怡君¹, 夏晨杰², 关惠方¹, 杨永鹏¹

(1. 国网成都供电公司, 四川 成都 610041; 2. 国网四川省电力公司
天府新区供电公司新城客户服务分中心, 四川 成都 610213)

摘要:为了量化风电出力的随机性和波动性对电力系统备用容量的影响,利用条件风险价值方法,在电力市场环境构建了包含了常规机组的运行成本、排污成本、期望停电成本、旋转备用成本在内的风电电力系统旋转备用的风险-成本模型,在 Matlab 环境下利用量子差分进化算法对模型进行求解,通过仿真分析了量子差分进化算法的优势、不同风险水平对系统上下旋转备用容量的影响,以及不同置信度下系统总的运行成本和条件风险值,得出了风险水平越高(对风电的态度愈保守),系统的上下旋转备用越小,而系统的上下旋转备用容量的置信度增加,系统总的运行成本和 CVaR 值则降低的结论。

关键词:风电;条件风险价值;旋转备用;量子差分进化算法

中图分类号:TM60

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)01-0042-07

0 引言

随着科技不断发展、人们环保意识不断增强,大量的可再生能源在能源供应中越来越受到重视,如我国的“千万千瓦级的风电基地”项目、欧盟的“屋顶光伏”等项目^[1-3]。国际能源署在2016年发布的《迈向可再生能源未来的路线图》中预测了2030年全球的可再生能源消费占比将达到36%^[4]。随着风力发电技术日趋成熟,风能越来越受到人们的关注。

但是,由于风能的随机性和间歇性的固有缺陷,受制于现有风电出力预测方法不足,大规模的风电并网将会给电力系统的调峰、有功平衡等带来严峻的挑战,因此需要配置一定容量的旋转备用以保障电力系统的安全稳定运行,而传统确定性的旋转备用容量求取方法已经无法满足含有风电的电力系统运行需求。对此国内外大量的文献进行了相关的研究,如考虑到负荷、光伏和风电的预测误差,以及常规机组非计划停运概率。文献[5]提出了考虑系统可靠性和经济性的最优旋转备用容量确定模型,通过对机组的出力和旋转备用容量进行联合优化,结合序列运算理论,在保证系统可靠性的同时,实现了以最优经济性目标下配置容量适当的旋转备用。针对传统的可靠性评估方法在优化电力系统旋转备用容量时无法反映决策者的主观风险偏好和关注的损失范围的问题,文献[6]引入可靠性评估指标,在考虑系统可靠性的同时,能够

选择适当的旋转备用容量。而针对大规模风电并网后,系统容量冗余度、灵活分配各时段可靠性权重和调度周期内可靠性这三者间的协调问题,文献[7]提出了含机组发电成本、直接备用成本和期望停电成本的旋转备用随机规划模型,以实现发电侧和用户的效益最大化。由于大规模风电出力的不确定性造成难以确定系统的旋转备用容量,文献[8]在考虑风电出力误差和机组故障停运的情况下,提出了系统的旋转备用求取模型,通过蒙特卡洛方法模拟,分析了不同风电渗透率下的系统旋转备用容量并发现了两者的相关性。

以往求取含风电电力系统的旋转备用时,只考虑了负荷、系统可靠性等情况下的系统旋转备用容量成本,却没有考虑风电出力波动、负荷波动对系统旋转备用容量的影响,以及旋转备用容量与系统运行风险的关联关系。对此提出了电力市场环境下的含风电电力系统旋转备用风险-成本模型,通过分析风险水平下风电出力和负荷对旋转备用容量的影响,利用条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)方法量化研究了不同置信度下的旋转备用容量与系统运行成本的关联关系,并通过算例验证了所提出的模型的正确性。

1 风险量化模型

目前进行风险评估时的方法主要有均值-方差、风险价值(value at risk, VaR)、条件风险价值等^[9-11]。均值-方差无法根据决策者的风险喜好来选择组合,且常常难以满足“收益率服从正态”的假设。VaR 由于其不可次加性以及尾部风险问题,选

收稿日期:2018-08-28;修回日期:2018-09-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51477105)

择不同的参数,所得出的结论也不尽相同。CVaR 指的是损失超过 VaR 的条件均值,反映了损失超过 VaR 临界值时所可能遭受的平均潜在损失,更能体现潜在的风险价值。对此,文中提出利用 CVaR 量化风险。

假设 $x \in \mathbf{R}^n$ 为决策向量,其中 $x \in X \subseteq \mathbf{R}^n, y \in \mathbf{R}^m$ 为随机向量, y 的连续概率分布函数为 $p(\cdot)$, $f(x, y)$ 为收益损失函数,且 $E(|f(x, y)|) < +\infty$ 。在给定风险水平 β 时, CVaR 可表示为:

$$V_{\text{CVaR}, \beta}(x) \triangleq \frac{1}{1-\beta} \int_{f(x, y) \geq V_{\text{VaR}, \beta}(x)} f(x, y) p(y) dy \quad (1)$$

然后通过引入函数 $F_\beta(x, \alpha)$ 计算 CVaR 值,即:

$$F_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{1-\beta} \int_{y \in \mathbf{R}^m} [f(x, y) - \alpha]^+ p(y) dy \quad (2)$$

其中, $[f(x, y) - \alpha]^+$ 为 $\max\{0, f(x, y) - \alpha\}$, 通过对 Y 的历史数据或蒙特卡洛模拟可以获得式(4)中的整数部分。假设 Y_1, Y_2, \dots, Y_N 为样本数据,则 $F_\beta(x, \alpha)$ 的估计值可以表示为:

$$\hat{F}_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{N_c(1-\beta)} \sum_{k=1}^N [f(x, Y_k) - \alpha]^+ \quad (3)$$

由于文献[12]中已经证明了 $F_\beta(x, \alpha)$ 为关于 α 的连续型凸函数,因此通过对 $F_\beta(x, \alpha)$ 进行最小化,则可以计算出 CVaR 的值,即:

$$V_{\text{CVaR}} = \min_{x \in X, \alpha} F_\beta(x, \alpha) \quad (4)$$

2 不确定性描述

在含有风电的电力系统中,不确定性主要来自于两个方面。一个是用户负荷需求的不确定性,另一个是风电出力的不确定性。

2.1 负荷的不确定性描述

假设用户的负荷预测误差^[13]服从均值为 0 的正态分布,则负荷预测误差的概率密度函数可以表示为:

$$f_{\Delta p_{1,t}}(\Delta p_{1,t}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{1,t}} e^{-\Delta p_{1,t}^2 / (2\sigma_{1,t}^2)} \quad (5)$$

式中: $\Delta p_{1,t}$ 为系统负荷在 t 时段的负荷预测误差; $\sigma_{1,t}$ 为负荷预测误差 $\Delta p_{1,t}$ 在 t 时段的标准差。

2.2 风电出力的不确定性描述

文献[8, 14]利用中心极限定理证明了众多地理位置分散的风电场的总出力预测误差可以近似地认为是正态分布,则风电出力的预测误差的概率密度函数可以表示为:

$$f_{\Delta p_{w,t}}(\Delta p_{w,t}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{w,t}} e^{-\Delta p_{w,t}^2 / (2\sigma_{w,t}^2)} \quad (6)$$

式中: $\Delta p_{w,t}$ 为风电出力在 t 时段的负荷预测误差; $\sigma_{w,t}$ 为风电出力 $\Delta p_{w,t}$ 在 t 时段的标准差。此外, $\sigma_{w,t}$ 随着预测时间尺度而增大,且大于负荷预测误差 $\sigma_{1,t}$ 。

假设负荷预测误差与风电出力误差完全不相关,则实际系统误差的标准差 $\sigma_{N,t}$ 可以表示为:

$$\sigma_{N,t} = \sqrt{(\sigma_{1,t})^2 + (\sigma_{w,t})^2} \quad (7)$$

至此,含风电的电力系统中的实际系统误差 $\Delta p_{\text{sys},t}$ 的概率密度函数为:

$$f(\Delta p_{\text{sys},t}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{N,t}} e^{-\Delta p_{\text{sys},t}^2 / (2\sigma_{N,t}^2)} \quad (8)$$

3 数学模型

3.1 系统整体成本函数

系统运行时,不仅需要考虑火电机组的运行成本,还需要考虑火电机组排污引起的环境损失成本,即排污成本。此外,常规机组所提供的旋转备用成本,期望停电成本等都将纳入整个系统的运行成本,则可以表示为:

$$F = f(p_{i,t}) + g(p_{i,t}) + h(r_{j,t}) + O_t \quad (9)$$

$$f(p_{i,t}) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [(a_i p_{i,t}^2 + b_i p_{i,t} + c_i) d_{i,t} + S_{i,t}] \quad (10)$$

$$g(p_{i,t}) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \theta_{i,t} [\lambda_i + \mu_i p_{i,t} + \kappa_i p_{i,t}^2 + \zeta_i \exp(\gamma_i p_{i,t})] \quad (11)$$

$$h(r_{j,t}) = \sum_{j=1}^M \sum_{t=1}^T (\omega_{j,u} r_{u,j,t} + \omega_{j,d} r_{d,j,t}) \quad (12)$$

$$O_t = \sum_{i=1}^T \varphi E_i \quad (13)$$

$$E_i = \int_{M_i}^{+\infty} (x - M_i + \Delta p) f(\Delta p_{\text{sys},t}) d\Delta p_{\text{sys},t} \quad (14)$$

式中: F 为系统整体成本; $f(p_{i,t}), g(p_{i,t})$ 分别为火电机组的运行和排污成本; $h(r_{j,t})$ 为旋转备用成本; O_t 为期望停电成本; N 为火电机组数量; T 为机组的运行周期; a_i, b_i, c_i 分别为火电机组 i 的运行成本系数; $d_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时刻的状态,当 $d_{i,t} = 0$ 时,表示机组 i 未被计划运行,如果机组 i 已被计划运行,则需要根据机组 i 的故障停运率 q_i 来确定 $d_{i,t}$; $S_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时刻的启动成本; $\theta_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时段内的环境补偿成本,万元/ t ; $\lambda_i, \mu_i, \kappa_i, \zeta_i, \gamma_i$ 为火电机组 i 的排污特性系数; $\omega_{j,u}, \omega_{j,d}$ 分别为第 j 台火电机组的上下旋转备用; φ 为单位失负荷

价值; E_t 为电量不足期望值 (expected energy not supplied, EENS); Δp 为火电机组停运后造成的出力缺口; M_t 为 t 时刻时系统的旋转备用容量。

3.2 含风电电力系统的旋转备用容量模型

从 3.1 节中可以发现, 系统整体成本函数属于成本型函数, 旋转备用容量与系统整体成本密切相关, 且不同的旋转备用容量还影响着含风电的电力系统的系统功率平衡。由于风电出力的随机性, 使得获取的系统旋转备用容量能够在一定的置信度下成立, 对此根据第 2 节中所提出的 CVaR 风险测度方法建立了考虑风险的含风电电力系统旋转备用容量模型, 将 3.1 节中的系统整体成本定义为损失函数, 即:

$$\widehat{F}_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{N_c(1-\beta)} \sum_{k=1}^N [(f(p_{i,t}) + g(p_{i,t}) + h(r_{j,t}) + O_t) - \alpha]^+ \quad (15)$$

由此, 在给定收益率 e 下, 可以得出考虑风险的旋转备用容量模型, 即:

$$\min \widehat{F}_\beta(x, \alpha) = \alpha + \frac{1}{N(1-\beta)} \sum_{k=1}^N z_k \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^T E \left[\frac{\sum_{i=1}^M p_{1,t} \rho_{1,t} \tau}{\sum_{i=1}^N f(p_{i,t}) + g(p_{i,t}) + \sum_{j=1}^M h(r_{j,t}) + O_t} \right] - 1 \geq e \quad (17)$$

式中: z_k 为辅助变量; $p_{1,t}$, $\rho_{1,t}$, τ 分别为用电负荷量、售电电价和负荷的持续时间。

3.3 其他束条件

(1) 系统的功率平衡约束:

$$\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N p_{i,t} + \sum_{t=1}^T p_{w,t} = \sum_{t=1}^T \tilde{p}_{1,t} \quad (18)$$

式中: N 为火电机组数量; $\tilde{p}_{1,t}$ 为 t 时刻的实际负荷。

(2) 火电机组出力约束:

$$p_{i,t}^{\min} \leq p_{i,t} \leq p_{i,t}^{\max} \quad (19)$$

式中: $p_{i,t}^{\min}$, $p_{i,t}^{\max}$ 分别为机组 i 在 t 时刻的最小和最大出力。

(3) 机组运行时间约束:

$$T_{i,t}^{\text{on}} \geq T_{i,\min}^{\text{on}}, T_{i,t}^{\text{off}} \geq T_{i,\min}^{\text{off}} \quad (20)$$

式中: $T_{i,t}^{\text{on}}$, $T_{i,\min}^{\text{on}}$ 分别为火电机组 i 的运行和最小运行时间; $T_{i,t}^{\text{off}}$, $T_{i,\min}^{\text{off}}$ 分别为火电机组 i 的停运和最小停运时间。

(4) 机组爬坡率约束:

$$r_{i,\text{damp}} \leq p_{i,t} - p_{i,t-1} \leq r_{i,\text{uamp}} \quad (21)$$

式中: $r_{i,\text{damp}}$, $r_{i,\text{uamp}}$ 分别为火电机组 i 的下爬坡率和上爬坡率。

(5) 旋转备用约束: 假设 t 时刻时风电和负荷需求的预测范围分别为 $\{p_{w,t}^{\min}, p_{w,t}^{\max}\}$ 和 $\{p_{l,t}^{\min}, p_{l,t}^{\max}\}$, 则含风电电力系统在 t 时刻时所需要的上下旋转备用容量可以表示为:

$$\begin{cases} S_{\text{up},t} = p_{w,t} - p_{w,t}^{\min} + p_{l,t}^{\max} - p_{l,t} \\ S_{\text{down},t} = p_{w,t}^{\max} - p_{w,t} + p_{l,t} - p_{l,t}^{\min} \end{cases} \quad (22)$$

而系统在 t 时刻时的上、下旋转备用约束可以表示为:

$$\begin{cases} r_{u,t} \leq \min \left[\sum_{i=1}^N (p_{i,t}^{\max} - p_{i,t}), \sum_{i=1}^N r_{i,\text{uamp}} \right] \\ r_{d,t} \leq \min \left[\sum_{i=1}^N p_{i,t} - p_{i,t}^{\min}, \sum_{i=1}^N r_{i,\text{damp}} \right] \end{cases} \quad (23)$$

由于风电出力的随机性和不确定性, 根据文献 [15] 中所提出的机会约束方法, 得出 t 时刻系统上下旋转备用容量的概率约束, 即:

$$P_r \left[\sum_{i=1}^N (p_{i,t} + r_{u,i,t} d_{i,t}) \geq p_{l,t} + S_{\text{up},t} \right] \geq \delta_1 \quad (24)$$

$$P_r \left[\sum_{i=1}^N (p_{i,t} + r_{d,i,t} d_{i,t}) \geq p_{l,t} - S_{\text{down},t} \right] \geq \delta_2 \quad (25)$$

式中: P_r 为概率; δ_1 和 δ_2 为置信度。

4 求解方法

4.1 量子差分进化算法

利用蒙特卡洛模拟对式 (16) 和式 (17) 进行随机取值, 然后通过引入 z_k 将其转化为线性规划模型。由于文中的变量较多且属于连续型优化问题, 而传统的规划算法在计算时难以取得最优值, 量子进化算法具有较强的并行搜索能力, 但是其局部搜索能力较弱^[16], 差分进化算法 (quantum-inspired and differential evolutionary algorithm, QEDE) 作为一种基于实数编码的差分群体搜索算法, 具有强大的搜索和计算能力, 能够直接处理连续优化问题^[17-18]。

4.1.1 量子染色体编码

在 QEDE 算法中, 量子位作为最小的信息单位, 即 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态, 任意时刻的量子位即可以通过线性叠加实现, 即:

$$\begin{cases} |\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \\ |\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中: $|\varphi\rangle$ 为量子位的叠加态; 系数 α, β 为量子位基本态的振幅; $|\alpha|^2$, $|\beta|^2$ 分别为 $|\alpha\rangle$ 和 $|\beta\rangle$ 处于 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率。

文中利用量子比特概率幅来表示量子旋转角。

量子比特概率幅反映了量子个体的当前位置,则种群规模为 m ;量子个体为 D 的量子染色体可编码为:

$$p_i^t = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{i1}^t) & \cos(\theta_{i2}^t) & \cdots & \cos(\theta_{ij}^t) \\ \sin(\theta_{i1}^t) & \sin(\theta_{i2}^t) & \cdots & \sin(\theta_{ij}^t) \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$|\cos\theta|^2 + |\sin\theta|^2 = 1 \quad (28)$$

式中:量子旋转角 $\theta_{ij}^t = 2\pi f_r$; $j = \{1, 2, \dots, D\}$, $i = \{1, 2, \dots, m\}$; f_r 为 $[0, 1]$ 间的随机数; t 为当前迭代次数。

由于每条染色体包含了 2 条并列的基因链,每条基因链代表了求解问题时的一组解。为了评价量子个体的优劣,则需要对每个量子个体的基因链进行解空间变换,若求解问题中第 j 个变量 $x_j \in [x_j^{\min}, x_j^{\max}]$,量子个体 p_i 的第 j 个量子位为 $(\alpha, \beta)^T$,而基因链的解空间变换式为:

$$x_{ij}^{(\alpha)} = x_j^{\min} + \frac{1}{2}(\alpha_{ij} + 1)(x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (29)$$

$$x_{ij}^{(\beta)} = x_j^{\min} + \frac{1}{2}(\beta_{ij} + 1)(x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (30)$$

4.1.2 基于量子差分进化算法的量子染色体状态更新

差分进化算法(differential evolution algorithm, DE)作为一种模拟生物进化的随机算法,能通过反复迭代将那些适应环境的个体保存下来,且差分的简单变异和一对一的竞争策略生成方法,降低了遗传操作的复杂性。对此,利用 DE 算法更新量子染色体状态,更新规则如下:

$$w_i^{s+1} = p_{s1}^s + F(p_{s2}^s - p_{s3}^s) \quad (31)$$

式中: $i, s1, s2, s3 \in \{1, 2, \dots, m\}$, 且 $i \neq s1 \neq s2 \neq s3$; p_i^s 为量子个体; z_i^s 为变异个体,上标 s 表示量子个体的集空间;比例因子 $F \in [0, 1]$ 。

然后对 p_i^s 和 z_i^s 进行交叉操作,从而生成新的试验个体,即:

$$m_{ij}^{s+1} = \begin{cases} w_{ij}^{s+1} & R_{\text{rand}} \leq P_{\text{CR}} \text{ 或 } j = j_{\text{rand}} \\ \theta_{ij}^s & \text{其他} \end{cases} \quad (32)$$

$$v_{ij}^{s+1} = \begin{cases} w_{ij}^{s+1} & R_{\text{rand}} \leq P_{\text{CR}} \text{ 或 } j = j_{\text{rand}} \\ z_{ij}^s & \text{其他} \end{cases} \quad (33)$$

式中: $m_i^{s+1} = [m_{i1}^{s+1}, m_{i2}^{s+1}, \dots, m_{iD}^{s+1}]$; $v_i^{s+1} = [v_{i1}^{s+1}, v_{i2}^{s+1}, \dots, v_{iD}^{s+1}]$; R_{rand} 为属于 $[0, 1]$ 的随机数; $j_{\text{rand}} \in \{1, 2, \dots, D\}$; 交叉概率 $P_{\text{CR}} \in [0, 1]$ 。

最后,利用贪婪机制选择适应度更优的个体作为新的量子个体,即:

$$p_i^{s+1} = \begin{cases} \text{选择策略} & f(v_i^{s+1}) \leq f(z_i^s) \\ p_i^s & \text{其他} \end{cases} \quad (34)$$

$$z_i^{s+1} = \begin{cases} v_i^{s+1} & f(v_i^{s+1}) \leq f(z_i^s) \\ z_i^s & \text{其他} \end{cases} \quad (35)$$

式(33)中,选择策略为:若 $x_{ij}^{s+1} = 1$, $|\theta_{ij}^s|^2 > |w_{ij}^{s+1}|^2$,则取 w_{ij}^{s+1} ,反之则取 θ_{ij}^s ;若 $x_{ij}^{s+1} = 0$, $|\theta_{ij}^s|^2 < |w_{ij}^{s+1}|^2$,则取 w_{ij}^{s+1} ,反之则取 θ_{ij}^s 。

4.2 旋转备用容量优化流程

旋转备用容量优化流程如图 1 所示。

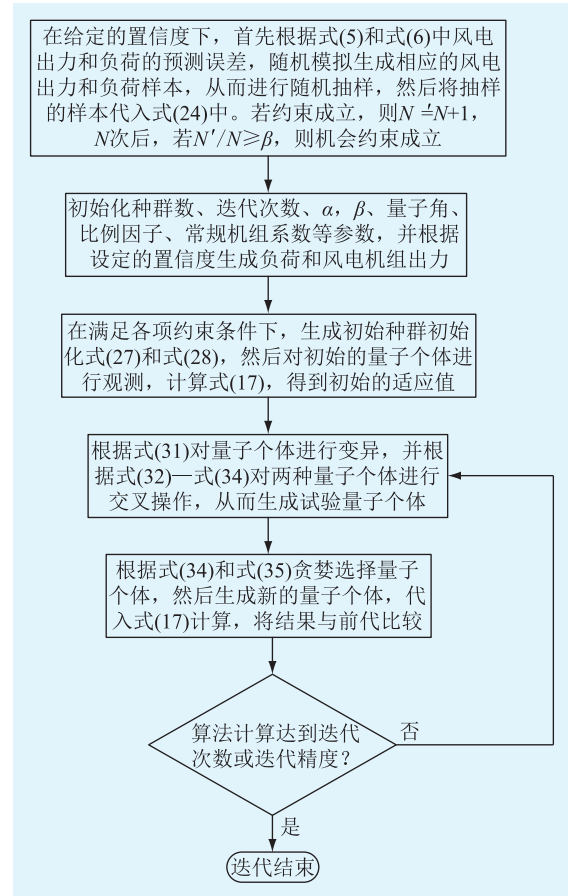


图 1 旋转备用容量优化流程

Fig.1 Flow chart of optimization process of spinning reserve capacity

5 算例分析

文中的算例由 16 台火电机组和 1 个风电场组成,火电机组的参数和负荷预测数据见文献[18],负荷的预测误差服从 $(0, 50)$ 的正态分布。在各单位时段 t 内火电机组的环境补偿价格 $\theta_{i,t}$ 为 0.004 万元/t,单位失负荷价值 φ 为 0.3 万元/(MW·h)。风电场装机容量为 180 MW,风电机组出力的预测误差服从 $(0, 75)$ 的正态分布,风机的切入风速、额定风速和切出风速分别为 3 m/s, 12 m/s 和 25 m/s,风电场的形状参数为 2,尺度参数为 12,风机出力与风速的关系表达式见文献[14]。各火电机组的初始状态为 $d_{i,t} = 1$ 。系统在每个时段的期望收益率为

限 e 为 0.25。

5.1 计算结果

文中算法的种群为 60, 最大迭代次数为 100, 并将量子进化算法中的 α 和 β 均取 $\sqrt{2}/2$, 量子旋转角 θ 按照文献[16]中的方法进行更新, DE 中的比例因子 F 设为 0.35, 交叉率 P_{CR} 设为 0.9, 给定系统收益风险为 0.9, 然后在 Matlab 环境编程, 并与遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 进行了比较, 各算法均独立运行 20 次, 计算结果如图 2 所示。

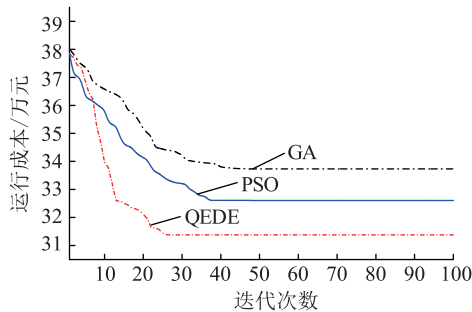


图 2 不同算法的计算结果比较

Fig.2 Calculation result comparison of different algorithms

QEDE 算法的迭代次数为 21 次, 计算时间为 375 s, 运行成本为 37.8 万元; PSO 算法的迭代次数为 24 次, 计算时间为 318 s, 运行成本为 37.7 万元; GA 算法的迭代次数为 46 次, 计算时间为 362 s, 运行成本为 38.2 万元。由于 QEDE 采用实数进化种群和两种不同算法相结合的搜索机制, 使得其计算时间稍长于 PSO 和 GA, 但是其求解能力与 PSO 接近, 优于 GA, 反映了其具有较强的局部搜索和全局寻优能力。

5.2 不同风险水平下机组的旋转备用容量

在给定系统的上下旋转备用的置信度 δ_1 和 δ_2 为 0.9 时, 不同风险水平下的系统上下旋转备用容量的计算结果, 如图 3、图 4 所示。

从图 3 和图 4 中可以看出, 同一上下旋转备用的置信度下, 系统所需的上下旋转备用容量与风险水平密切相关。由于风险水平 β 表征了系统对风电波动的厌恶态度, 风险水平越高, 系统所需的上下旋转备用容量越小。这是由于系统在高风险水平下 ($\beta=0.9$) 限制了风电的接入, 使得整个系统中风电的发电量所占比例减少, 降低了系统需要上旋转备用容量, 而且高风险水平下, 风电出力的上升空间也极为有限, 使得系统的下旋转备用容量也随之减少。

5.3 不同置信度下系统运行成本和 CVaR 值

为了分析上下旋转备用的不同置信度对系统

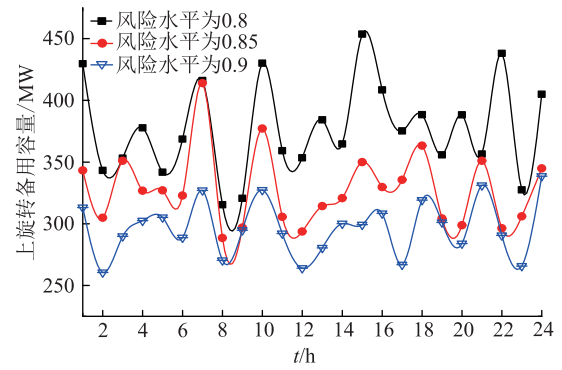


图 3 不同风险水平下的系统上旋转备用容量曲线

Fig.3 Curve of up reserve capacity at different risk levels

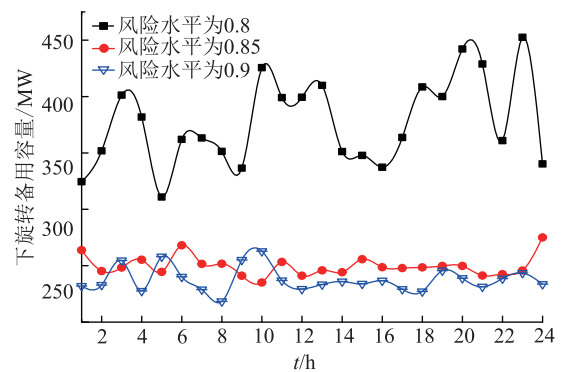


图 4 不同风险水平下的系统下旋转备用容量曲线

Fig.4 Curve of down reserve capacity at different risk levels

运行成本和 CVaR 值的影响, 根据式 (17)~式 (19), 文中分别计算了风险水平 β 分别为 0.85 和 0.9 时, 旋转备用置信度 δ_1 和 δ_2 从 0.8 到 0.99 时, 系统的运行成本和 CVaR 值, 如图 5 和图 6 所示。

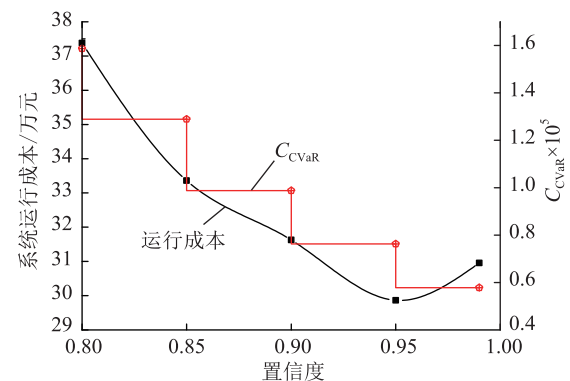


图 5 0.85 风险水平下的系统运行成本和 CVaR 值

Fig.5 System operation cost and CVaR value at $\beta=0.85$

从图 5 和图 6 中可以看出, 随着系统的上下旋转备用容量的置信度逐渐增加, 系统总的运行成本呈逐渐降低的趋势。这是由于置信度反映了风电机组出力的波动性, 置信度越低, 风电机组的波动

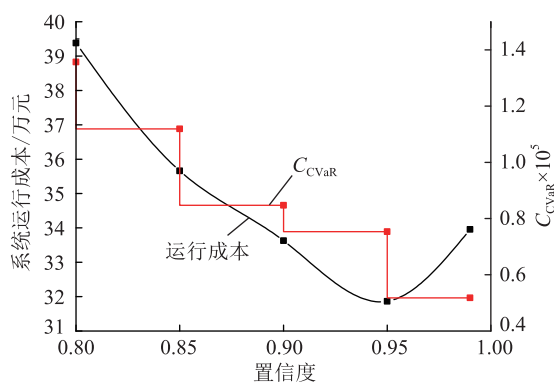


图6 0.9 风险水平下的系统运行成本和 CVaR 值

Fig.6 System operation cost and CVaR value at $\beta=0.9$

性越大,旋转备用容量的需求也会更大,常规机组的出力、运行成本、排污成本等也会相应增加。但是,随着置信度 β 从0.95增加到0.99期间,由于对系统运行的要求更高,比低置信度时需要更多的上下旋转备用容量,从而导致了系统总的运行成本增加,系统运行的经济性开始变差。

对比图5和图6还可以发现,0.85风险水平下的系统运行成本低于0.9风险水平下的系统运行成本,而0.85风险水平下的CVaR值则高于0.9风险水平下的CVaR值。这反映了风险水平越高(对风电的态度趋于保守),系统必须相应的增加旋转备用成本、机组运行成本等,说明了基于条件风险价值的旋转备用容量模型能够直观地刻画出系统旋转备用容量和系统运行成本之间的关联关系。

6 结论

文中建立了电力市场环境下的含风电电力系统的旋转备用风险-成本模型,综合考虑了常规机组排污成本、停电损失成本、负荷预测误差、风电出力预测误差、系统上下旋转备用容量不确定等因素,并在Matlab环境下利用QEDE混合算法对模型进行求解,得到了以下结论:

(1) 量子差分进化算法的搜索能力、收敛速度均优于遗传算法和粒子群算法;

(2) 不同的风险水平对应得到了不同的系统上下旋转备用容量,且风险水平越高,上下旋转备用越小,说明了CVaR风险测度方法能够量化风电出力和负荷的不确定性对系统上下旋转备用的影响;

(3) 分析了系统不同的上下旋转备用容量置信度与系统总的运行成本和CVaR值的关系,这为系统运行人员分析含风电电力系统运行的可靠性和经济性平衡提供了决策支持。

由于目前旋转备用普遍采用市场化运作模式,

考虑不同发电厂报价,以及不同发电厂主体间的价格联动博弈策略对系统风险-成本的影响的将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] 任东明, 张正敏. 论中国可再生能源发展的主要问题以及新机制的建立[J]. 可再生能源, 2003 (4): 1-5.
REN Dongming, ZHANG Zhengmin. Discussion on the main issues of the renewable energy development and establishment of new mechanisms in China[J]. Renewable Energy, 2003 (4): 1-5.
- [2] 崔娟, 冯鑫源, 王铮, 等. 出力受限风电场群有功分配多目标优化策略[J]. 可再生能源, 2016, 34(11): 1610-1616.
CUI Yang, FENG Xinyuan, WANG Zheng, et al. Multi objective optimization strategy on active power allocation of clustered wind farms with limited output[J]. Renewable Energy, 2016, 34(11): 1610-1616.
- [3] WANG J, SHAHIDEHPOUR M, LI Z. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1319-1327.
- [4] BHATTACHARYA M, PARAMATI S R, OZTURK I, et al. The effect of renewable energy consumption on economic growth: evidence from top 38 countries[J]. Applied Energy, 2016, 162: 733-741.
- [5] 殷桂梁, 张雪, 操丹丹, 等. 考虑风电和光伏发电影响的电力系统最优旋转备用容量确定[J]. 电网技术, 2015, 39(12): 3497-3504.
YIN Guiliang, ZHANG Xue, CAO Dandan, et al. Determination of optimal spinning reserve capacity of power system considering wind and photovoltaic power affects[J]. Power System Technology, 2015, 39(12): 3497-3504.
- [6] 曲翀, 王秀丽, 姚力, 等. 基于条件成本收益分析的旋转备用优化配置[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14): 62-69.
QU Chong, WANG Xiuli, YAO Li, et al. Optimal configuration of spinning reserve based on conditional cost/benefit analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 62-69.
- [7] 王雁凌, 许传龙, 岳巍澎. 时变可靠性约束下含风电系统旋转备用的随机规划模型[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1311-1316.
WANG Yanling, XU Chuanlong, YUE Weipeng. A stochastic programming model for spinning reserve of power grid containing wind farms under constraint of time-varying reliability[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1311-1316.
- [8] ORTEGA-VAZQUEZ M A, KIRSCHEN D S. Estimating the spinning reserve requirements in systems with significant wind power generation penetration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 114-124.
- [9] 许云辉, 李仲飞. 基于收益序列相关的动态投资组合选择——动态均值-方差模型[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(8): 123-131.
XU Yunhui, LI Zhongfei. Dynamic portfolio selection based on

- serially correlated return-dynamic mean-variance formulation [J]. System Engineering Theory and Practice, 2008, 28(8): 123-131.
- [10] HENDRICKS D. Evaluation of value-at-risk models using historical data (digest summary) [J]. Economic Policy Review Federal Reserve Bank of New York, 1996, 2(1): 39-67.
- [11] XIA Y, LIU J. Optimal scheduling of virtual power plant with risk management [J]. Journal of Power Technologies, 2016, 96(1): 49-56.
- [12] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Conditional value-at-risk for general loss distributions [J]. Journal of banking & finance, 2002, 26(7): 1443-1471.
- [13] XIA Y, LIU J, HUANG Z, et al. Carbon emission impact on the operation of virtual power plant with combined heat and power system [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2016, 17(5): 479-488.
- [14] TEWARI S, GEYER C J, MOHAN N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.
- [15] 夏榆杭, 刘俊勇, 冯超, 等. 计及需求响应的虚拟发电厂优化调度模型 [J]. 电网技术, 2016, 40(6): 1666-1674.
XIA Yuhang, LIU Junyong, FENG Chao, et al. Optimal scheduling model of virtual power plant considering demand response [J]. Power System Technology, 2016, 40(6): 1666-1674.
- [16] LI P, LI S. Quantum-inspired evolutionary algorithm for continuous space optimization based on Bloch coordinates of qubits [J]. Neurocomputing, 2008, 72(1): 581-591.
- [17] MOHANTY B, PANDA S, HOTA P K. Controller parameters tuning of differential evolution algorithm and its application to load frequency control of multi-source power system [J]. International journal of electrical power & energy systems, 2014, 54: 77-85.
- [18] 张里, 刘俊勇, 刘友波, 等. 风速相关性下的最优旋转备用容量 [J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3412-3417.
ZHANG Li, LIU Junyong, LIU Youbo, et al. Optimalspinning reserve capacity of power grid considering wind speed correlation [J]. Power System Technology, 2014, 38(12): 3412-3417.

作者简介:



刘怡君

刘怡君(1992),女,硕士,助理工程师,从事电力系统调度自动化与电力市场相关工作 (E-mail:390892761@qq.com);

夏晨杰(1989),男,硕士,助理工程师,从事电力系统新能源接入相关工作;

关惠方(1986),女,硕士,工程师,从事电力系统及其自动化相关工作。

Risk-cost model of spinning reserve of power system incorporated wind power in electricity market

LIU Yijun¹, XIA Chenjie², GUAN Huifang¹, YANG Yongpeng¹

(1. State Grid Chengdu Power Supply Company, Chengdu 610041, China;

2. Xincheng Power Supply Branch of Tianfu New District Power Supply Company of State Grid Sichuan Power Company, Chengdu 610213, China)

Abstract: In order to quantify the impact caused by the fluctuation and randomness of wind power, the method of conditional value at risk (CVaR) is proposed to build the spinning reserve model of the electric power system incorporated wind power which includes the conventional unit operation cost, the pollution cost, expected energy not supplied cost and spinning reserve capacity cost in the environment of electricity market, and the model is solved by quantum-inspired and differential evolution algorithm in Matlab environment, and then the advantages of quantum differential evolution algorithm, the impact of different profit risk levels on spinning reserve capacity and the influence of different degrees of confidence on the system total operation cost and the value of CVaR are analyzed by simulation examples. It is concluded that the higher the risk level (the more conservative attitude towards wind power), the smaller the up-down spinning reserve of the system, and the higher the confidence of the up-down spinning reserve capacity of the system, the lower the total operating cost and CVaR value of the system.

Keywords: wind power; conditional value at risk; spinning reserve; quantum inspired and differential evolution algorithm

(编辑 钱悦)