

文章编号:1005-0523(2020)05-0134-09

基于配网重构和量子微分进化的风电消纳策略

徐一波¹, 刘路宁², 陈婧¹

(1. 华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 国网河北省电力有限公司石家庄供电分公司, 河北 石家庄 050051)

摘要:针对分布式风力发电能源并入配电网之后, 系统消纳能力不足、风电利用率不高的问题, 本文提出将风电消纳与配电网重构相结合的新型消纳方式。考虑负荷的不确定性, 风电出力的波动性与随机性以及开关操作次数等因素, 以风电待消纳占比最小化和开关操作次数最小化为目标建模, 并针对常规微分算法的易早熟, 陷入局部最优的情况, 提出新的多目标量子微分进化算法, 有效加强了个体多样性和寻优速度。并以接入分布式电源的 IEEE33 节点系统为算例进行分析。

关键词:配电网重构; 风电消纳; 量子微分进化; 多目标优化; 不确定性

中图分类号: TM46

文献标志码: A

本文引用格式: 徐一波, 刘路宁, 陈婧. 基于配网重构和量子微分进化的风电消纳策略[J]. 华东交通大学学报, 2020, 37(5): 134-142.

Citation format: XU Y B, LIU L N, CHEN J. Wind power consumption strategy based on distribution network reconfiguration and quantum differential evolution[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37(5): 134-142.

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2020.05.020

风力发电作为一种新型清洁能源, 在全世界快速发展。我国拥有丰富的风电资源, 近年来风电发展非常迅猛, 装机容量位居全球首位^[1]。而配电网安全稳定运行会因风电出力天然的波动性以及随机性而面临巨大挑战, 风电消纳能力不足也将导致严重的弃风现象。

为了更好地提高配网的风电消纳能力, 减少弃风, 减少不可再生能源的消耗, 保护环境。孙伟卿, 等^[2]建立电网互联系统, 将风电资源丰富地区的风电资源送至外地进行消纳, 以异地消纳的方式提升消纳率, 减少弃风量。刘文颖, 等^[3]提出把可调节、可中断的高载能负荷加入电网进行调控, 并建立有高载能负荷与常规电源参与的源荷协调多目标优化模型, 与传统模式相比, 受限风电电量显著降低, 提高了电网的风电消纳能力。朱丹丹, 等^[4]考虑将不同特性的高载能负荷分别加入日前调度和日内调度之中, 对日前的电量优化以及日内的功率优化进行建模, 并提出一种荷源滚动控制的方法。陈哲, 等^[5]面对风电的不确定性特性, 通过对机会约束建模, 得到各机组的组合方式以及风电消纳比。并提出在故障产生时采用切负荷以及弃风等方式来解决问题。王薪苹, 等^[6]结合负荷、风电、光电的不确定性等多场景, 考虑对网络损耗、电压质量以及负荷均衡度等方面进行优化重构。陈泽兴, 等^[7]使用电气互联系统, 消纳过剩风电能源, 并综合考虑风电出力的不确定性、并网后的功率相关性以及天然气的管存特性, 针对经济最优的日前调度进行建模。姚高瑞, 等^[8]考虑售电侧的需求响应能力, 建立风电商与售电商的供需互动体系, 总结出应从市场的备用价格、负荷的削减费用以及风电商的消纳机制选择等 3 个方面来提高风电消纳能力。张大, 等^[9]在将风电机组并入配网进行风电消纳的基础上, 以火电机组燃料费最小和排污量最小为目标函数建模, 并使用分子微分进化算法求解此模型。

以上各研究主要从扩大区域范围, 跨区互济, 异地消纳以及采用高载能负荷参与的源荷协调运行, 对风电消纳体系的整个过程各环节各方面因素, 及从电力市场供需互动的市场机制等方面来总结评估。但对于并网的分布式风电电源, 提高风电消纳能力仅为部分问题, 风电并网运行增加了对电力系统稳定性的要求, 如何将风电消纳能力和电力系统稳定性完美平衡成了新难题。

收稿日期: 2019-12-18

作者简介: 徐一波(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网重构、智能优化算法。E-mail: xyb095@99.com。

拟将风电消纳与配电网重构相结合,为达到既能向风电完全消纳的目标更进一步,又能降低网络损耗、均衡负荷、消除过载并提升系统的供电可靠性的目的,提出以配网重构为基础的风电消纳策略。该方案考虑风电出力的不确定性,各个时段的负荷需求变化,将风电消纳与配电网重构相结合,构建以风电待消纳占比最小化和开关操作次数最小化为目标的配电网多目标优化动态重构模型。并且,针对常规微分进化算法易陷入早熟,产生局部最优解的缺陷,提出新型的多目标量子微分进化算法,并且结合量子力学,对微分进化算法之中的个体进化步骤加以改进,有效增加了个体的多样性。

1 模型构建

为了提升配网的风电消纳能力,通过对配网进行动态重构,考虑负荷不确定性、风电出力不确定性以及开关动作次数,建立以风电待消纳占比最小化以及开关操作次数最小化为目标函数的配电网多目标优化重构模型。

1.1 风电出力

在 t 时段,风速 v_t 对风力发电机组的输出功率 $P_{w,t}$ 有很大影响,具体如下

$$P_{w,t} = \begin{cases} 0 & (v_t < v_{in}, v_t > v_{out}) \\ \frac{v_t^3 - v_{in}^3}{v_R^3 - v_{in}^3} P_{wN} & (v_{in} \leq v_t < v_R) \\ P_{wN} & (v_R \leq v_t \leq v_{out}) \end{cases} \quad (1)$$

式中: v_R 表示风电机组的额定风速; P_{wN} 表示风电机组的额定输出功率; v_{in} 表示切入风速; v_{out} 表示切出风速。

故在调度期间内,风电机组总的出力 $P_{w,T}$ 为

$$P_{w,T} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_w} P_{w,i,t} \quad (2)$$

式中: T 为调度期间时段数; N_w 为风电机组个数; $P_{w,i,t}$ 表示风电机组 i 在 t 时段的输出功率。

其中,因风速和天气休戚相关,具有不确定性,其概率密度函数可由威布尔分布^[10]表示

$$f_v(v_t) = \frac{g_t}{h_t} \left(\frac{v_t}{h_t}\right)^{g_t-1} \exp\left[-\left(\frac{v_t}{h_t}\right)^{g_t}\right] \quad (3)$$

式中: g_t 表示 t 时段的形状参数; h_t 表示 t 时段的尺度参数。

综上,在 t 时段风电机组出力概率密度函数 $f_w(P_{w,t})$ 如下

$$f_w(P_{w,t}) = \begin{cases} 1 - \exp\left[-\left(\frac{v_{in}}{h_t}\right)^{g_t}\right] + \exp\left[-\left(\frac{v_{out}}{h_t}\right)^{g_t}\right], P_{w,t} = 0 \\ \frac{k f_w P_t v_{wN} - v_{in}}{h_t} \left(\frac{M}{h_t}\right)^{g_t-1} \exp\left[-\left(\frac{M}{h_t}\right)^{g_t}\right], 0 < P_{w,t} < P_{wN} \\ \exp\left[-\left(\frac{v_{wN}}{h_t}\right)^{g_t}\right] - \exp\left[-\left(\frac{v_{out}}{h_t}\right)^{g_t}\right], P_{w,t} = P_{wN} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $M = \left(1 + \frac{P_{w,t}}{P_{wN}} \times \frac{v_{wN} - v_{in}}{v_{in}}\right) v_{in}$

1.2 风电消纳

系统运行中产生的损耗包含线路上产生的损耗和变压器上产生的损耗,随着风电消纳量的增加,线路上的网络损耗也将不可避免地增加。为了体现风电有效消纳量的增加,本文将风电实际消纳量和电力系统网络损耗之差设定为有效消纳量 P_E

$$P_E = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^H P_{w(i,t)} - \sum_{k=1}^T \sum_{l=1}^K r_k \frac{P_{lk}^2 + Q_{lk}^2}{U_{lk}^2} \quad (5)$$

式中: H 为接入分布式风电电源节点的数目; $P_{w(i,t)}$ 为 t 时段节点 i 接入的分布式风电电源实际消纳的有功功率; K 为配网中的闭合支路数; P_{ik}, Q_{ik} 和 U_{ik} 分别为 t 时段支路 k 的有功功率、无功功率和电压; r_k 为支路的电阻。

为了对配网的风电消纳能力进行系统地评估与分析,本文引入待消纳占比 λ_0 的概念^[11],待消纳占比 λ_0 表示的是系统理论发电量和有效的消纳量之差与有效的消纳量之比

$$\text{风电待消纳占比 } \lambda_0 = \frac{\text{风电机组出力 } P_{w,t} - \text{有效消纳量 } P_E}{\text{有效消纳量 } P_E} \quad (6)$$

它可以体现出风电消纳过剩或者仍有裕量, $\lambda_0 < 0$ 表示机组出力不足,无法完全满足网络的消纳能力,消纳过剩; $\lambda_0 > 0$ 表示系统有效消纳能力不足,仍有裕量,无法实现风电的完全消纳。 λ_0 的绝对值可以体现出配网的消纳能力高低。 $|\lambda_0|$ 趋近于零时,消纳能力趋向于最优

$$\min |\lambda_0| = \left| \frac{P_{w,t} - P_E}{P_E} \right| \quad (7)$$

1.3 网络开关的切换次数

为了保证配网重构的稳定性,开关操作应该尽量减少。拟构建以开关操作次数最小为目标的目标函数

$$\min \lambda_1 = \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T |Z_{(j,t)} - Z_{(j,t-1)}| \quad (8)$$

式中: λ_1 为开关的操作次数; J 为可操作的开关数; $Z_{(j,t)}$ 为开关 j 在 t 时段的状态,闭合用“1”表示,断开用“0”表示。

1.4 约束条件

1) 潮流约束

$$\begin{cases} P_{i,t} = U_{i,t} \sum_{l=1}^N U_{l,t} (G_{il} \cos \delta_{il} + B_{il} \sin \delta_{il}) \\ Q_{i,t} = U_{i,t} \sum_{l=1}^N U_{l,t} (G_{il} \sin \delta_{il} + B_{il} \cos \delta_{il}) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_{i,t}$ 为节点 i 在时段 t 的有功功率; $Q_{i,t}$ 为节点 i 在时段 t 的无功功率;其中,流入节点的功率为正,流出的功率为负。 $U_{i,t}$ 为节点 i 在时段 t 的电压幅值; $U_{l,t}$ 为节点 l 在时段 t 的电压幅值; N 为系统的节点总数目; G_{il} 为节点 i, l 之间的电导; B_{il} 为节点 i, l 之间的电纳; δ_{il} 为节点 i, l 之间的相角差。

2) 支路传输功率约束

$$S_{(k,t)} \leq S_{k \max} \quad (10)$$

式中: $S_{(k,t)}$ 为支路 k 在时段 t 的传输功率; $S_{k \max}$ 为支路 k 传输功率的上限。

3) 节点电压约束

$$U_{i \min} \leq U_{i,t} \leq U_{i \max} \quad (11)$$

式中: $U_{i \max}$ 为幅值上限; $U_{i \min}$ 为幅值下限。

4) 网络辐射状约束

配网为辐射状,不能存在孤岛。即

$$M = K + 1 \quad (12)$$

式中: M 为网络节点数; K 为网络支路数。

5) 开关操作次数约束

$$\lambda_1 \leq \lambda_{1 \max} \quad (13)$$

式中: $\lambda_{1 \max}$ 表示开关的操作次数上限。

2 模型求解

2.1 最短置信区间快速求解法

即使在置信水平已知的情况下,却依旧存在着不止一种的风电出力置信区间。在此,使用最短置信区间快速求解法来达到在很短的时间内达成对置信区间的精确估计的目的,从而解决风电不确定性的问题。

参考 Beta 分布来求解威布尔分布,最短置信区间常用黄金分割法^[12]。众所周知,黄金分割法虽然有着简单成熟和计算精确等优点,但这种方法会消耗大量的时间,因为必须使用牛顿法对所求解的分布函数的反函数进行反复多次的求解计算,找到所需要的“最佳点”。而且牛顿法对初值的选择要求通常都比较高,所选取的初值与精确解必须相差很小,这是为了避免算法不能收敛,无法获得所求的解的现象出现。

为了防止上述类似现象的产生,采用了一种新的最短置信区间快速求解法^[13]。该方法以矩形求和的原理为基础,不需要对反函数进行相关计算,从而使得计算时长大幅度减少,而且这种方法不需要对初值进行选择,不用担心算法不收敛的问题。

如图 1 所示,这种方法是对定积分进行近似计算,采用矩形法对积分面积进行切割,从而获得多条小矩形的集合,然后对所得集合进行排序、叠加以及反馈。

将置信区间 $[v_i^d, v_i^u]$ 进行 n_0 等分,分成 n_0 个等宽度的小窄条的矩形,式(3)可以根据矩形的求和原理等效成

$$\int_{v_i^d}^{v_i^u} f(v_i) dv_i = \sum_{i=1}^{n_1} S_i + \eta = 1 - \varepsilon \quad (14)$$

式中: S_i 为第 i 个矩形的面积; η 为设定的计算精度。

根据式(14),我们知道:求出置信区间 $[v_i^d, v_i^u]$ 的最小值 n_0 后,即可得到所需的最短置信区间,其置信水平为 $1 - \varepsilon$,区间上限为右边界矩形的面积,区间下限为左边界矩形的面积。其操作步骤有:

- ① 选定 n , 并设定其精度 η , 然后输入 Weibull 分布的形状参数;
- ② 使用矩形法, 将风速的不确定区间 $[0, 20]$ 进行 n 等分, 并由矩形法得到 n 个小窄条矩形面积的集合;
- ③ 排序, 对这 n 个小窄条矩形的面积, 按照从大到小进行排列;
- ④ 叠加求和, 按照第 3 步的顺序, 将所有小窄条矩形的面积依次进行叠加, 当叠加所得之和无法更靠近 $1 - \varepsilon$ 时结束, 定义 l 为此时所叠加的元素个数;
- ⑤ 反馈, 区间上限根据第 4 步中倒数第二个叠加的元素反馈, 区间下限根据第 4 步中倒数第一个叠加的元素反馈。

当 $n_0 = l$ 时, 有最小值 n_{0min} , 置信区间的上下限 v_i^d, v_i^u 由第 5 步所得。如图 1, 此时, 所求最短置信区间就是 $[v_i^d, v_i^u]$ 。

为达到保证快速准确高效性的目的, 将最短置信区间快速求解法的误差设定为

$$W_\varepsilon = \frac{|1 - \varepsilon - D_s|}{1 - \varepsilon} \quad (15)$$

式中: D_s 是 $[v_i^d, v_i^u]$ 的概率水平。

使用传统蒙特卡洛方法、黄金分割法和最短置信区间快速求解法分别对同一组数据进行计算, 置信水

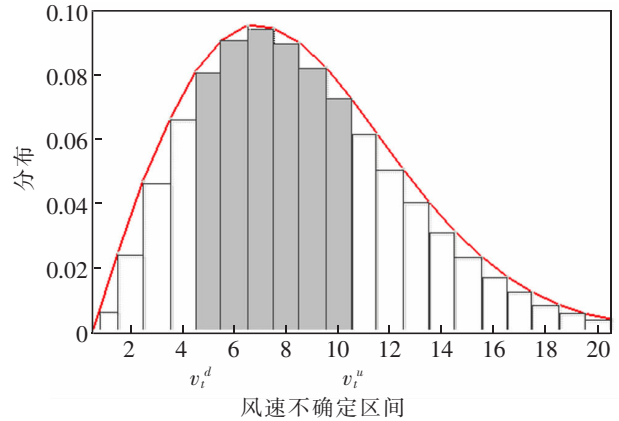


图 1 威布尔分布离散化示意图

Fig.1 Weibull distribution discretization diagram

平设定为 0.95,算出其 Weibull 分布置信区间,进而得出其区间差,记下计算所用时间。步长设为 0.000 1,起点为计算所得的区间下限,到区间上限时结束,计算所得区间的概率水平 D_s ,再由式(15)计算误差。在 50 次之后得出计算平均值,见表 1。

表 1 平均计算耗时以及平均误差
Tab.1 Average time consumption and average errors

方法	平均计算时间/s	平均误差/%	平均区间差
传统蒙特卡洛方法	397.1	0.010 1	0.038 7
黄金分割法	67.7	0.008 5	0.029 0
最短置信区间快速求解法	52.6	0.008 5	0.029 0

从表1可以看出,不论是传统的蒙特卡洛方法还是黄金分割法或者是最短置信区间快速求解方法,他们的平均误差以及平均区间差大致相当,但就计算所用时间而言,最短的是最短置信区间快速求解法。

在此,对最短置信区间快速求解法中的进行选取,以求降低平均计算误差。设定 3 个不同的 n ,由式(15)算出各自的平均误差,并对比计算所耗的时间。

根据表 2 可知,所选用的最短置信区间快速求解法选取的 n 的数量级与所得的平均误差成反比,可以增大 n 的数量级来降低计算的误差。但与此同时,随着 n 数量级增大,平均计算耗时也相应地增大。故在应用该方法的时候,需在满足实际条件的前提下,适当选取 n 的数量级。

表 2 平均计算耗时以及平均误差
Tab.2 Average time consumption and average errors

n	平均误差/%	平均计算耗时/s
105	0.008 5	32.88
104	0.035 1	3.24
103	0.496 3	0.76

2.2 多目标量子微分进化算法

构建风电待消纳占比最小和开关操作次数最小的优化目标。二者相互冲突,无法保证同时达到最优解。为此,本文通过对 Pareto 非劣解集排序,保留所需的优质个体,得到有效解集^[14](Pareto 最优解集),并采用多目标量子微分算法(QDE)来求解上述模型。

微分进化算法(DE)有种群初始化、变异、交叉、选择等 4 个步骤。相比之下,支持非劣排序的复合微分进化算法(NSDE)则增加了个体排序与种群分割两个步骤。NSDE 寻优速度快、收敛性强,并能得到准确的 Pareto 前沿^[15-16]。其中,DE/best/1 变异策略中加入随机扰动因子,有

$$Y_{i,G+1}=Y_{best,G}+(F+0.001C_r)(X_{n,G}-X_{r,G}) \quad (16)$$

式中: $Y_{i,G+1}$ 为变异操作产生的中间个体; $X_{r,G}$ 为第 G 代第 r 个个体向量; F 为变异尺度因子; C_r 为[0,1]间的随机数。

然而,微分进化算法在进化后期,变异差分项 $X_{n,G}-X_{r,G}$ 趋向于 0,变异停滞,陷入早熟,产生局部最优,严重降低了种群的多样性。如图 2(a),图 2(c)所示,在进化过程之中,若种群可以在长时间内保证个体的多样性,寻优将不断地深度进行下去;如图 2(b),图 2(d)所示,若种群在短时间内就失去个体的多样性,那么进化将会停滞进而陷入早熟。

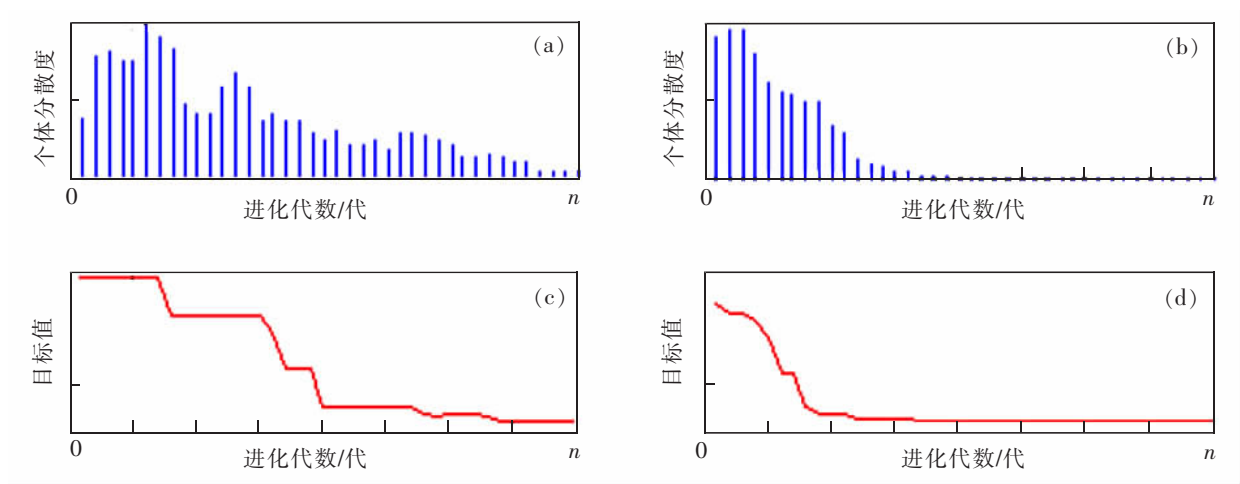


图 2 种群的个体分散度与收敛过程的关系

Fig.2 Recorded voltage and current waveforms in Qianxian substation

为解决上述变异停滞的问题,拟从量子力学的角度出发,对 DE 之中优质个体的进化做量子态化处理^[7]。在对量子的时空改造过程中,采用波函数 $\psi(x, t)$ 表示粒子对应的量子位概率幅值状态,而粒子出现在空间中某点的概率密度函数可以由薛定谔方程得到,粒子位置的方程组可以由蒙特卡洛随机模拟来获得。由量子理论所特有的概率表达特性以及叠加态特性,采用施罗丁格等式来表示 m 个粒子在三维空间之中的进化

$$\begin{cases} i\hbar \frac{\partial}{\partial t} \psi(x, t) = \hat{H} \psi(x, t) \\ \hat{H} = -\frac{\hbar^2}{2m} \Delta^2 + V(x) \end{cases} \quad (17)$$

式中: \hat{H} 为哈密顿函数; \hbar 为普朗克常数。

粒子出现在空间某一点的概率密度可由薛定谔方程得到

$$L = \frac{1}{\beta} = -\frac{\hbar^2}{m\gamma} \quad (18)$$

由蒙特卡洛法得出量子位概率幅值位置方程

$$\begin{cases} x(t+1) = x(t) \pm \beta |x_{cb} - x(t)| \ln(1/u) \\ x_{cb} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{best,i} \end{cases} \quad (19)$$

式中: u 为 $[0, 1]$ 之间随机数; x_{cb} 为所有量子位概率幅值最优位置中心。

将式(19)加入变异操作式中,有

$$\begin{cases} X_{i,t} = [x_{i,t}^1, x_{i,t}^2, \dots, x_{i,t}^d] \\ x_{i,t+1} = x_{i,t} \pm \beta |x_{i,cb} - x_{i,t}| \ln(1/u) \\ Y_i^{G+1} = X_{best,t+1}^G + F(X_{r1,t+1}^G + X_{r2,t+1}^G) \end{cases} \quad (20)$$

式中: β 为控制参数,影响算法收敛速度, β 可按照式(18)进行动态调整

$$\beta = (\beta_0 - \beta_1) (g_{max} - g) / g_{max} + \beta_1 \quad (21)$$

式中: β_0 为 β 的初始值; β_1 为 β 的最终值; g 为迭代次数; g_{max} 为最大迭代次数,取 $\beta_0 = 1.0, \beta_1 = 0.5$ 。

QDE 算法中,每代差分项个体与最优进化个体都经历了量子态空间的随机移动过程,该过程增加了个体的多样性,保证了进化后期的差分项不为 0,有效地加强了个体对解空间的寻优能力。

量子态化微分进化算法流程图如图 3 所示,第一步,导入配网的参数,各个节点在不同时段负荷的数据,以及风电机组出力的数据,产生一组随机的开关方案,种群初始化。第二步,种群混合得到各个体的目标

函数值,之后进行非劣排序计算其拥挤度,使用锦标赛寻优产生优势种群,然后进行量子微分进化操作产生新的子种群,最后再次进行种群混合得到新种群并进行新一轮的寻优操作。

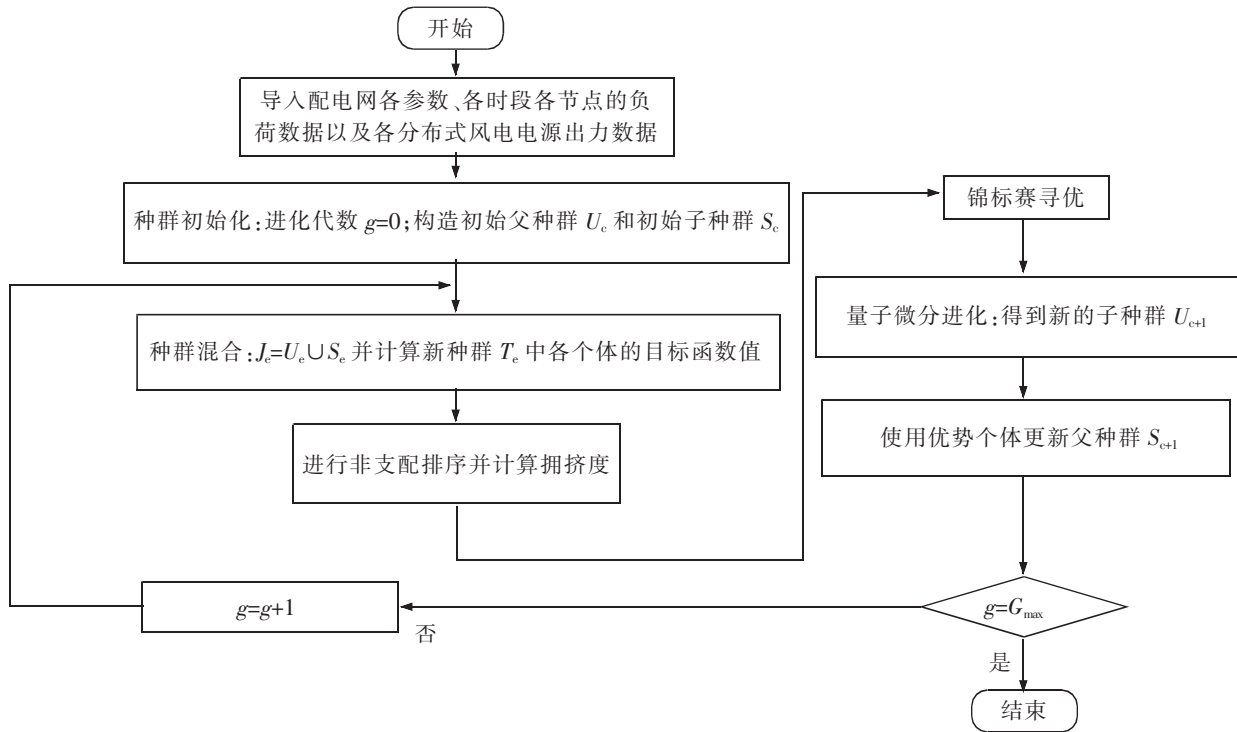


图3 算法流程图

Fig.3 Flow chart of the algorithm

3 算例分析

算例为一个分布式风电电源接入 IEEE-33 节点的配电网,如图 4 所示,此网络中有 33 个节点、37 条支路、32 个分段开关和 5 个联络开关。将风电机组 DG1, DG2 分别接入节点 10 和节点 28,线路参数以及各个时段的负荷均值详见参考文献[18]。

取 $\lambda_{max}=10$,最大迭代次数, $g_{0max}=1\ 000$ 种群规模, $pop=100$ 分别使用常规的微分进化算法以及量子态化微分进化算法计算。

如图 5 所示,不管是使用常规的微分进化算法还是使用量子态化微分进化算法,风电的待消纳占比都将随着开关操作次数的增加而降低,也就是风电待消纳占比与开关操作次数负相关。

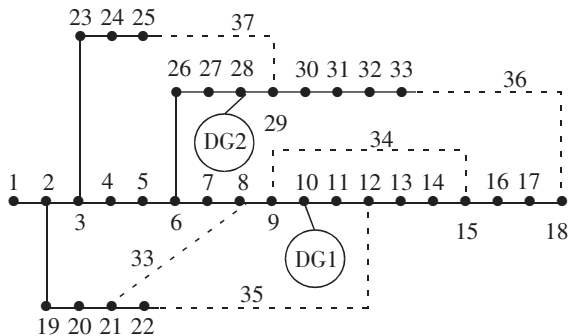


图4 含风电电源的 IEEE33 网络图

Fig.4 IEEE33 nodes distribution system containing wind energy

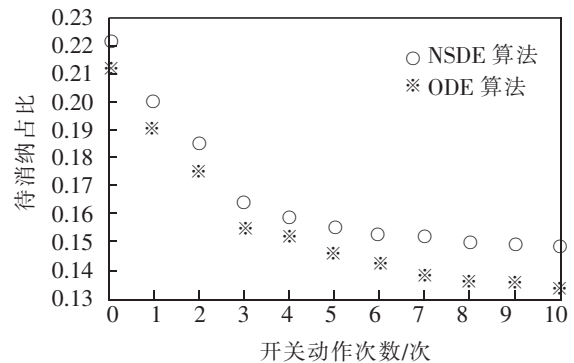


图5 帕累托前沿图

Fig.5 Comparison of Pareto fronts

为了进行对比说明,分别采用了 NSDE 算法和 QDE 算法来进行优化计算,它们的最优折中解如表 3 所示。

表 3 不同优化算法结果
Tab.3 Results of different optimization algorithm

算法	待消纳占比	开关动作次数/次
NSDE	0.153 1	6
QDE	0.138 5	7

QDE 算法搜索到的最优折衷解之中,待消纳占比为 0.138 5,优于 NSDE 算法的 0.153 1;而开关动作次数为 7 次比 NSDE 算法多了 1 次,多 1 次可以使待消纳占比减少 0.014 6,更向 1 靠近,这样增加 1 次开关操作是很有价值的。由 QDE 算法所得到的重构方案如表 4 所示。

表 4 配电网重构方案(N=7)
Tab.4 Distribution network dynamic reconfiguration scheme(N=7)

时段	断开开关编码	时段	断开开关编码
1	33/35/37/36/34	13	33/35/37/36/34
2	33/35/37/36/34	14	33/35/37/36/34
3	33/35/23/36/34	15	2/35/37/36/34
4	33/35/37/36/34	16	33/35/37/36/34
5	33/35/37/36/34	17	19/35/37/36/34
6	33/35/37/36/34	18	19/35/37/36/34
7	33/35/37/36/34	19	33/35/37/36/34
8	33/35/37/36/34	20	33/35/37/36/34
9	33/35/37/36/34	21	33/35/37/36/34
10	33/35/37/36/34	22	33/35/37/36/34
11	33/35/37/36/34	23	33/35/37/36/34
12	33/35/37/36/34	24	2/35/37/36/34

4 结论

建立了基于配网重构的风电消纳方案,以风电待消纳占比最小和开关动作次数最少为优化目标的重构模型,采用量子态化微分多目标优化算法进行求解,并且在寻优得到的多个 Pareto 最优解中选取最优折中解,从而找到最佳的重构方案。

提出的重构方案能较好地提升配网对风电的消纳能力,使用的 QDE 算法在寻优速度、收敛性等方面均强于常规微分进化算法,可防止进化后期变异停滞,进而陷入早熟,产生局部最优。

参考文献:

- [1] 康重庆,姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. 电力系统自动化,2017,41(9):2-11.
- [2] 孙伟卿,李恒,杜习周,等. 基于有效容量分布的互联系统风电消纳能力评估[J]. 电网技术:1-8[2019-06-04].
- [3] 刘文颖,文晶,谢昶,等.考虑风电消纳的电力系统源荷协调多目标优化方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(5):1079-1088.
- [4] 朱丹丹,刘文颖,蔡万通,等. 风电消纳目标下基于电量与功率滚动优化的荷源控制方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(5):

- [5] 陈哲,张伊宁,黄刚,等. 计及线路随机故障的机会约束最优风电消纳模型[J]. 电网技术,2019,43(2):363-370.
- [6] 王薪苹,卫志农,孙国强,等. 计及分布式电源和负荷不确定性的多目标配网重构[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):116-121.
- [7] 陈泽兴,赵振东,张勇军,等. 计及动态管存的电—气互联系统优化调度与高比例风电消纳[J]. 电力系统自动化,2019,43(9):31-40.
- [8] 姚高瑞,雷雪姣,刘西林,等. 促进风电消纳的供需互动合约机制与多市场购电策略[J]. 电力系统自动化,2019,43(7):113-124.
- [9] 张大,彭春华,孙惠娟. 大规模风电机组并网的多目标动态环境经济调度[J]. 华东交通大学学报,2019,36(5):129-135.
- [10] 卢志刚,隋玉珊,何守龙,等. 基于场景分析的含风电系统经济爬坡调度[J]. 电工电能新技术,2016,35(2):38-43.
- [11] 蔡佳铭,林其友,刘涌. 高占比可再生能源系统消纳能力指标评估与分析[J]. 电测与仪表,2018,55(7):53-61.
- [12] 杨宏,苑津莎,张铁峰. 一种基于 Beta 分布的风电功率预测误差最小概率区间的模型和算法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(9):2135-2142.
- [13] 刘路宁,彭春华,温泽之,等. 基于配电网动态重构的分布式光伏消纳策略[J]. 电力自动化设备,2019(12):1-7.
- [14] ABDELAZIZ M M A, FARAG H E, EL-SAADANY E F. Optimum reconfiguration of droop-controlled islanded microgrids[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2016,31(3):2144-2153.
- [15] 王丽,肖健梅,王锡淮. 基于 NSDE 算法的船舶的电力系统经济环境调度[J]. 船电技术,2017,37(9):21-24.
- [16] MINA H K,ALI H K,NAHAVANDI N. A novel differential evolution algorithm for binary optimization [J]. Computational Optimization and Applications,2013,55(2):481-513.
- [17] 彭春华,余愿,孙惠娟. 基于源网荷协同优化的配电网光储联合系统规划[J]. 电网技术,2019,43(11):3944-3951.
- [18] 孙惠娟,彭春华,袁义生. 综合开关次数分析的配电网多目标动态重构[J]. 电力自动化设备,2014,34(9):41-46.

Wind Power Consumption Strategy Based on Distribution Network Reconfiguration and Quantum Differential Evolution

Xu Yibo¹, Liu Luning², Chen Jing¹

(1. School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Shijiazhuang Power Supply Branch of State Grid Hebei Electric Power Co. Ltd, Shijiazhuang 050051, China)

Abstract: After the distributed wind power energy is incorporated into the distribution network, the system is lack of energy consumption capacity, and the utilization rate of wind power is not high. In this paper, a new energy consumption mode is proposed, which combines wind power consumption with distribution network reconstruction. Considering the uncertainty of load, the fluctuation and randomness of wind power output and the number of switching operations, the objective of the model is to minimize the proportion of wind power to be consumed and the number of switching operations. In order to solve the problem of premature convergence and local optimization, a new multi-objective quantum differential evolution algorithm is proposed, which effectively enhances the individual diversity and optimization speed. The IEEE33 node system connected to distributed power supply is taken as an example to analyze.

Key words: Distribution network reconfiguration; Wind power consumption; Quantum differential evolution; Multi-objective optimization; Uncertainty