

基于解集动态分析含风电接入的多目标机组组合研究

陈光宇¹, 张仰飞¹, 郝思鹏¹, 张友泉², 李 军¹, 张小莲¹

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 211167; 2. 国网山东省电力公司发展策划部, 山东 济南 250001)

摘要: 风电的大规模接入给多目标节能减排发电调度带来了新的机遇和挑战。由于风电场出力具有随机性, 采用置信区间简化风电场景模拟数量, 考虑到多目标模型的复杂性, 利用 Benders 分解技术对模型进行降维, 设计一种基于解集动态分析的多目标自适应优化算法对降维后的多目标主问题进行求解, 并提出一种提高模型整体求解效率的预处理机制加速收敛。仿真结果表明所提方法能够有效求解含风电的多目标机组组合问题, 并验证了所提多目标算法和预处理机制在求解模型中的优势。

关键词: 风电; 机组组合; Benders 分解; 多目标优化; 预处理机制

中图分类号: TM 73; TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.07.013

0 引言

近年来全球对环境保护和可持续发展的讨论日益高涨, 随着哥本哈根会议的不断发酵以及 WEEC 会议的召开, 人们的环保意识正逐渐增强。以系统发电成本最小为目标的传统电力系统调度模型正在逐步向以环境和节能综合优化调度模型转变^[1-2], 同时, 大规模新能源的持续接入(尤其是风电的高渗透性)使得其并网后的影响已不能忽视, 以风电为代表的新能源因其较强的不确定性和随机性给电网的经济性和安全性带来了全新的挑战^[3-4]。

在间歇式新能源随机性的处理方面, 文献[5]将模型中风电的不确定变量作为一个不确定系统预测误差, 并采用机会约束规划进行处理。文献[6]将间歇式电源出力和负荷用模糊参数表示, 建立一种含多模糊参数的模糊机会约束机组组合模型, 并采用改进粒子群优化(PSO)算法进行求解。文献[7]以场景分析法为基础, 采用动态削减多切割方法, 将模型分解为机组出力方案主问题以及误差场景下机组出力子问题, 通过最优切割线实现主子问题交替迭代求解。文献[8]以源平衡为线索, 建立一种新的电力系统机组组合模型, 采用 Benders 分解技术将模型分解为主问题和子问题交替迭代求解, 充分考虑电压调节效应、备用的配置及其响应机制一体化决策, 统筹考虑源平衡及其电压支撑, 充分挖掘电力系统消纳不确定性的协同能力。文献[9]给出了考虑风电不确定性情况下的带交流约束条件

的机组组合模型, 采用 Benders 分解将模型分为单目标主问题和带交流潮流约束的风电场景子问题交替迭代求解。

以上文献尽管对风电的不确定性采用了不同的方法进行处理, 但所提模型中大多只考虑单目标模型, 没有对环境问题进行过多考虑。文献[10]以机组运行成本以及 SO₂ 和 CO₂ 的排放为目标构建多目标模型, 对负荷和风电的不确定性引入机会约束, 并采用混合遗传算法进行求解, 但是模型中没有考虑网络安全约束。文献[11]以煤耗量、购电费用、SO₂ 排放量为目标建立多目标模型, 采用向量序进行优化, 取得了比 GAMS-BARON 求解器更快的求解速度, 但其同样未能考虑网络安全约束。文献[12]引入发电厂环境成本, 建立风火电联合多目标优化调度模型, 并采用改进粒子群优化算法进行优化, 但未考虑相邻时段内爬坡约束的限制。文献[13]采用基因进化算法求解多目标环境机组组合问题, 但没有考虑间歇性能源的不确定性对模型的影响。文献[14]提出一种 MOEA/D-DE (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition combined with Differential Evolution) 算法求解考虑环境因数且带交流潮流约束条件的机组组合模型, 但其同样未对间歇性能源的不确定性进行讨论。

本文以火电机组总发电成本最小和火电机组总污染气体排放量最小为目标, 在考虑网络安全约束的情况下构建一种含风电场的多目标环境机组组合模型, 力图在保证总发电成本较小的同时兼顾污染气体排放对环境的影响, 寻找两者间的平衡点。在求解过程中, 首选区间数方法处理风电的随机性, 通过置信区间的设定来模拟风电出力的不确定性; 其次应用 Benders 分解技术将模型分解成多目标约束主问题和不同风电场景下的非线性规划子问题, 考虑到主问题是一个带复杂约束条件的多目标问题, 提出一种基于解集动态优化的多目标优化算法进行求解; 最后为了提高模型整体的求解效率, 给出一种

收稿日期: 2017-08-16; 修回日期: 2018-05-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51607083); 江苏省配电网智能技术与装备协同创新中心开放基金资助项目(XTCX201713)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51607083) and the Open Research Fund of Jiangsu Collaborative Innovation Center for Smart Distribution Network, Nanjing Institute of Technology(XTCX201713)

初始解预处理策略进一步提高模型的收敛性和求解精度。

1 数学模型

1.1 目标函数

a. 目标1:火电机组运行成本目标如式(1)所示。

$$F(P_i^t) = \sum_{t=1}^{N_t} \sum_{i=1}^{N_g} [C_i(P_i^t)I_{i,t} + S_{Ci,t}I_{i,t}(1-I_{i,t-1})] \quad (1)$$

其中, P_i^t 为火电机组 i 在 t 时段内的有功输出; N_t 为研究周期内的时段数; N_g 为可启停火电机组数; $I_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时段的启停状态; $C_i(P_i^t)$ 为火电机组 i 带阀点效应的发电成本函数, 可以表示为式(2); $S_{Ci,t}$ 为机组 i 在 t 时段的启停成本, 文献[15]提出一种近似模型如式(3)所示。

$$f_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 + |e_i \sin[h_i(P_i^{\min} - P_i)]| \quad (2)$$

$$S_{Ci,t} = \begin{cases} s_{hei} & X_i^{\text{off}}(t) \leq t_i^{\text{cold}} + T_i^{\text{off}} \\ s_{cei} & X_i^{\text{off}}(t) > t_i^{\text{cold}} + T_i^{\text{off}} \end{cases} \quad (3)$$

其中, P_i 为机组 i 的出力; a_i, b_i, c_i, e_i, h_i 为第 i 台机组的费用系数; $X_i^{\text{off}}(t)$ 为机组 i 已连续停机时间; s_{hei}, s_{cei} 分别为机组 i 的热启动和冷启动费用; $T_i^{\text{off}}, t_i^{\text{cold}}$ 分别为机组 i 的最小停机时间和冷启动时间。

b. 目标2: 污染气体总排放量目标如式(4)所示。采用整体建模来描述污染排放问题^[16]:

$$F_e = \sum_{t=1}^{N_t} C_e(t) = \sum_{t=1}^{N_t} \left(\sum_{i=1}^{N_g} C_{e,i}(P_i^t) I_{i,t} \right) \quad (4)$$

$$C_{e,i}(P_i^t) = \begin{cases} \alpha_i + \beta_i P_i^t + \gamma_i (P_i^t)^2 + \xi_i \exp(J_i P_i^t) & P_i^t > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

其中, $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \xi_i, J_i$ 为对应机组 i 的排放系数^[17]。

1.2 机组相关约束

a. 系统平衡约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} (P_i^t I_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t,t} = D^t + P_{\text{loss}}^t \quad (5)$$

其中, N_w 为系统中风电场的数量; D^t 为系统在 t 时段内的总负荷; P_{loss}^t 为系统在 t 时段内的网损; $P_w^{t,t}$ 为风电的预测值。

b. 火电机组开停机约束:

$$\begin{cases} (T_{i,\text{on}}^{t-1} - T_{i,\text{on}}^{\min})(I_i^{t-1} - I_i^t) \geq 0 \\ (T_{i,\text{off}}^{t-1} - T_{i,\text{off}}^{\min})(I_i^t - I_i^{t-1}) \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_g; t = 1, 2, \dots, N_t$$

其中, $T_{i,\text{on}}^{t-1}, T_{i,\text{off}}^{t-1}$ 分别为机组 i 在 t 时段之前已连续运行和已连续停运的时间; $T_{i,\text{on}}^{\min}, T_{i,\text{off}}^{\min}$ 分别为机组 i 的最小运行开机时间和最小允许停机时间。

c. 系统旋转备用约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{\text{max}} I_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t,t} \geq D^t + \delta_w D^t \quad (7)$$

其中, P_i^{max} 为 t 时段内机组的有功出力上限; δ_w 为备用对负荷的系数, 通常 $\delta_w \in [5\%, 10\%]$ 。

d. 火电机组有功爬坡约束:

$$\begin{cases} P_i^t - P_i^{t-1} \leq [1 - I_i^t(1 - I_i^{t-1})] R_{Ui} \Delta t + I_i^t(1 - I_i^{t-1}) P_i^{\text{min}} \\ P_i^{t-1} - P_i^t \leq [1 - I_i^{t-1}(1 - I_i^t)] R_{Di} \Delta t + I_i^{t-1}(1 - I_i^t) P_i^{\text{min}} \end{cases} \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_g; t = 1, 2, \dots, N_t$$

其中, R_{Ui}, R_{Di} 分别为机组 i 的上调速率限值和下调速率限值; Δt 为系统允许爬坡时间。机组在相邻时间段内的出力必须满足一定的约束。

e. 发电机有功出力约束:

$$\begin{cases} P_i^{\text{min}} I_i^t \leq P_i^t \leq P_i^{\text{max}} I_i^t & i = 1, 2, \dots, N_g \\ P_w^{\text{min}} \leq P_w^t \leq P_w^{\text{max}} & w = 1, 2, \dots, N_w \end{cases} \quad (9)$$

其中, $t = 1, 2, \dots, N_t$; P_i^{min} 为 t 时段内机组的有功出力下限; P_w^t 为 t 时段风电机组的出力; $P_w^{\text{min}}, P_w^{\text{max}}$ 分别为风电机组在 t 时段内最小和最大出力。

f. 火电机组无功约束:

$$Q_{i,t}^{\min} I_{i,t} \leq Q_{i,t} \leq Q_{i,t}^{\max} I_{i,t} \quad (10)$$

其中, $Q_{i,t}$ 为 t 时段内机组 i 的无功; $Q_{i,t}^{\min}, Q_{i,t}^{\max}$ 分别为其下限和上限。

g. 带交流潮流的网络安全约束^[17]:

$$G(P_i^t, P_w^{t,t}) \leq 0 \quad (11)$$

式(1)~(11)构成了考虑环境和风电接入不确定性且带网络安全约束条件的电网多目标机组组合模型。

1.3 风电不确定性的处理方法

通常风电出力场景的选取策略采用抽样方法来模拟场景^[18], 但该方法计算量较大。文献[19]介绍了一种基于区间数方法来处理负荷不确定性情况的场景选取方法, 通过置信区间的设定来模拟负荷的不确定性, 计算简单且效果较好, 由于风电和负荷具有类似的不确定性特征, 因此, 本文将区间数优化的方法用于处理风电的不确定性。图1展示了时段内风电出力区间数的获取方法, 风电出力的随机性采用预测出力的置信区间来设定, 最终由时段内风电

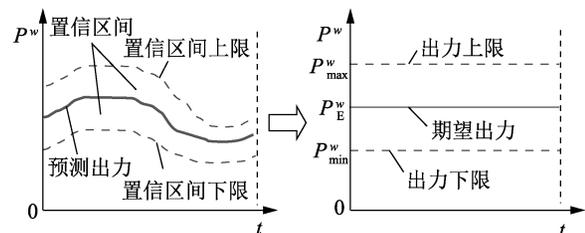


图1 置信区间的获取方法

Fig.1 Acquisition method of confidence interval

出力上下限和风电出力的期望共同构成风电场出力的重要场景,图中 P^w 、 P_E^w 分别为风电出力和出力的期望, P_{\max}^w 、 P_{\min}^w 分别为出力的上、下限。考虑风电场景情况下对部分约束进行修正。

式(5)修正如下:

$$\sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{t,s} I_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} [P_w^{\text{up},t}, P_w^{\text{down},t}] = D^t + P_{\text{loss}}^t \quad (12)$$

其中, $P_i^{t,s}$ 为场景 s 下火电机组的出力; $P_w^{\text{up},t}$ 为风电场出力波动上限; $P_w^{\text{down},t}$ 为风电场出力波动下限。

系统需要提供旋转备用容量来应对风电不确定性给其造成的影响。此时取时段内风电出力下限 $P_w^{\text{down},t}$ 来保证系统旋转备用。式(7)修正如下:

$$\sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{\text{max},t} I_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{\text{down},t} \geq D^t + \delta_w D^t \quad (13)$$

此外,当风电接入后还需要保证在负荷低谷时段,所有运行发电机的最小出力能够满足此时风电最大出力之和的系统平衡:

$$\sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{\text{min},t} I_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{\text{up},t} \leq D^t \quad (14)$$

假设时段内有 N 个场景、 T 个时段,组合后将有 N^T 个场景,计算量巨大,本文采用相邻时段内的极端场景来简化复杂的场景模拟。式(8)修正如下:

$$\left\{ \begin{aligned} & D^t - \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t,\text{down}} - D^{t-1} + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t-1,\text{up}} \leq \\ & \sum_{i=1}^{N_g} \{ R_{Ui} \Delta t [1 - I_i^t (1 - I_i^{t-1})] + P_i^{\text{min}} I_i^t (1 - I_i^{t-1}) \} \\ & D^{t-1} - \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t-1,\text{down}} - D^t + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{t,\text{up}} \leq \\ & \sum_{i=1}^{N_g} \{ R_{Di} \Delta t [1 - I_i^{t-1} (1 - I_i^t)] + P_i^{\text{min}} I_i^{t-1} (1 - I_i^t) \} \end{aligned} \right. \quad (15)$$

图 2 所示为相邻时间段内机组爬坡的极端场景,从图中可以看出相邻时间段内极端情况有 4 种组合,但是实际只要符合其中 2 种即可保证所有极端情况下爬坡约束被满足,场景数量将由 N^T 个下降为 $2(T-1)$ 个,如式(15)所示。此外,火电机组除了要保证时段间的爬坡约束,还需要满足不等式(9)的约束,保证机组在风电波动时能迅速调整出力确保系统供电。

$$|P_i^t - P_i^{t,s}| \leq \delta_i \quad (16)$$

其中, δ_i 为给定时间内可快速调整出力的限值。

2 基于 Benders 分解的模型求解策略

Benders 分解^[20]是一种处理大规模复杂约束问

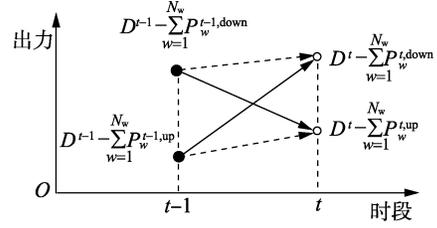


图 2 极限爬坡情况

Fig.2 Limit climbing condition

题的有效方法,模型中网络安全约束的引入使得直接求解较为困难,本文采用 Benders 分解将模型分为多目标主问题和非线性规划子问题并交替迭代求解。目标函数式(1)和式(4)以及约束式(7)–(10)形成多目标优化主问题。

2.1 考虑不同场景下的机组约束子问题

子问题的可行性检测用于验证主问题的解是否能够适应风电波动以及网络安全约束。以下给出在不同场景 s 下还需要验证的等式和不等式约束:

$$\left\{ \begin{aligned} & \sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{t,s} \hat{I}_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{s,t} = D^t + P_{\text{loss}}^t \\ & \sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{\text{max},t} \hat{I}_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{s,t} \geq D^t + \delta_w D^t \\ & P_i^{\text{min}} \hat{I}_i^t \leq P_i^{t,s} \leq P_i^{\text{max}} \hat{I}_i^t \\ & |P_i^{t,s} - \hat{P}_i^t| \leq \delta_i \\ & G(P_i^{t,s}, P_w^{s,t}) \leq 0 \end{aligned} \right. \quad (17)$$

其中,带符号“ $\hat{\cdot}$ ”的变量为主问题求解的结果。

不同场景下矫正和预防的操作通过 $|P_i^{t,s} - \hat{P}_i^t| \leq \delta_i$ 来消除越限。在求解不同风电场景下机组约束子问题时,为了使子问题有解,一般采用加入松弛变量的方法来确保原问题有解。

$$\left\{ \begin{aligned} & \min W^s = \sum_{i=1}^{N_1} [\kappa (S_1^{t,s} - S_2^{t,s}) + \varphi S_R^{t,s} + \zeta \sum_{i=1}^{N_g} S_P^{t,s}] \\ & \sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{t,s} \hat{I}_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{s,t} + S_1^{t,s} - S_2^{t,s} = D^t + P_{\text{loss}}^t \\ & \sum_{i=1}^{N_g} (P_i^{\text{max},t} \hat{I}_i^t) + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^{s,t} - D^t - \delta_w D^t + S_R^{t,s} \geq 0 \\ & |P_i^{t,s} - \hat{P}_i^t| - S_P^{t,s} \leq \delta_i \\ & P_i^{\text{min}} \hat{I}_i^t \leq P_i^{t,s} \leq P_i^{\text{max}} \hat{I}_i^t \\ & S_1^{t,s}, S_2^{t,s}, S_R^{t,s}, S_P^{t,s} > 0 \end{aligned} \right. \quad (18)$$

其中, $S_1^{t,s}$ 、 $S_2^{t,s}$ 、 $S_R^{t,s}$ 、 $S_P^{t,s}$ 分别为给等式和不等式加入的松弛变量; κ 、 φ 、 ζ 为越限时松弛变量的罚因子。当 $W^s \neq 0$ 时,此时的机组组合解无法适应给定风电场景的变化,产生 Benders Cut 加到主问题的目标函数中进行迭代求解^[9],Cut 公式如式(19)所示。

$$W^s(P) = \hat{W}^s + \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^{N_1} \frac{\partial W^s}{\partial P_i^t} \Big|_{\hat{P}_i^t} (P_i^t - \hat{P}_i^t) \leq 0 \quad (19)$$

Cut 表明了当前约束违反量 \hat{W}^s 的消除可以通过调节控制变量 \hat{P}_i^t 来实现。

2.2 网络安全约束子问题分析

通过主问题求解得到一组 \hat{I}_i^t, \hat{P}_i^t 的解集, 选择最优折中解和不同场景下的 P_w^s 作为输入, 检查是否能够满足不同风电场景下的网络安全约束^[9]。式(20)为在某一风电场景下的 Benders Cut, 此时仅通过对机组出力的调整来满足网络安全约束, 该 Benders Cut 被加到式(18)中进行求解。

$$W^s(P) = \hat{W}^s + \sum_{i=1}^{N_g} \frac{\partial W^s}{\partial P_i^t} \Big|_{\hat{P}_i^t} (P_i^t - \hat{P}_i^t) \leq 0 \quad (20)$$

式(21)为初始情况下 t 时段内网络安全约束返回的 Benders Cut, 该 Cut 将被加到主问题中进行求解。图 3 给出了主子问题交替迭代的具体方法。

$$W_t(I, P) = \hat{W}_t + \sum_{i=1}^{N_g} \frac{\partial W_t}{\partial P_i^t} \Big|_{\hat{P}_i^t} (P_i^t - \hat{P}_i^t) + \sum_{i=1}^{N_g} \frac{\partial W_t}{\partial I_i^t} \Big|_{\hat{I}_i^t} (I_i^t - \hat{I}_i^t) \leq 0 \quad (21)$$

其中, \hat{W}_t 为 t 时段子问题目标函数值; W_t 为 t 时段子问题的目标函数。

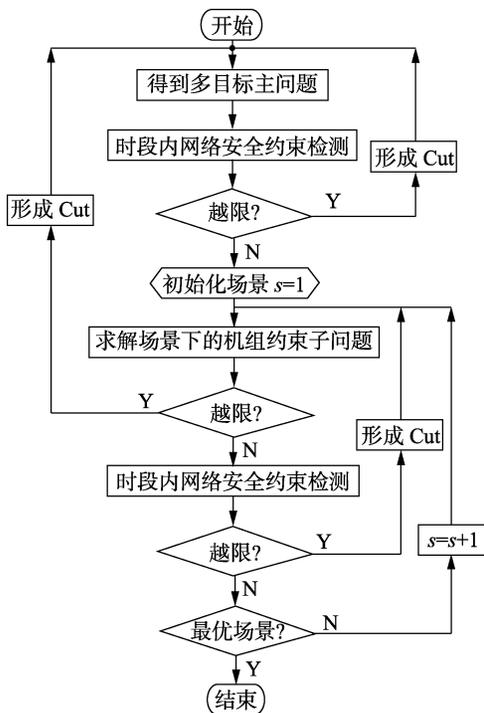


图 3 主子问题交替迭代策略

Fig.3 Alternative iterative strategy for main and sub problems

3 多目标自适应差分进化算法

考虑 Benders 分解后得到的子问题是一个非线性规划潮流问题, 因此可以采用 GAMS 平台的 CONOPT 模块进行求解, 而主问题是一个带复杂约

束的多目标优化问题, 需采用启发式优化方法进行求解。差分进化 (DE) 算法是一种高效的启发式优化算法^[21], 多目标差分进化算法是当前研究的热点^[22-23], 本文提出一种基于解集动态分析的多目标自适应差分进化 MOADEDASS (Multi-Objective Adaptive Differential Evolution based on Dynamic Analysis of Solution Set) 算法用于求解多目标优化主问题。

3.1 参数自适应策略

缩放因子 F 和交叉因子 C_R 是差分进化算法的 2 个关键参数, 传统采用固定值设置容易导致收敛早熟。本文采用单调递减的自适应策略进行调节, 在迭代的早期, 采用较大的 F 和 C_R 值提供足够的扰动以增强算法的探测能力, 在迭代后期则选择较小的值防止破坏好的个体并且加速收敛, 具体如式(22)所示。

$$\begin{cases} F = F_0 e^{-M_1(g/g_{\max})} \\ C_R = C_{R0} e^{-M_2(g/g_{\max})} \end{cases} \quad (22)$$

其中, F_0 和 C_{R0} 为初始值; g 和 g_{\max} 分别为当前进化代数 and 最大进化代数; M_1, M_2 为常数。

3.2 解集全为不可行解的处理

进化初期, 当解集中的解全为不可行时, 此时算法应该尽可能地引导种群中的解快速进入可行域, 具体步骤如图 4 所示, 图中 x_i 表示第 i 个个体, $N(G_{i+1})$ 为第 $i+1$ 代中个体的数量, N_p 为种群中个体的总数量。

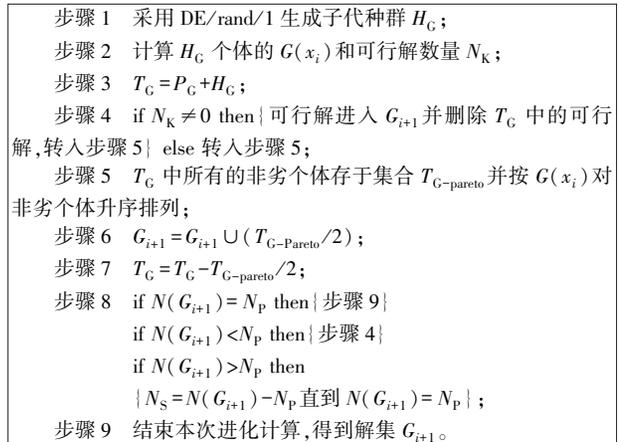


图 4 解集全为不可行解的情况

Fig.4 Solution set with whole infeasible solutions

3.3 解集为半可行解的处理

种群中既有可行解又有不可行解时, 采用式(23)判断可行解比例, 若式(23)不成立则表明可行解比例较高, 此时最优解具有一定的指导意义, 否则可行解比例较低, 最优解不具备指导意义, 变异策略应具有无偏特性, 本文采用多样性较好的 2 种变异策略 SC1 (DE/rand/2)、SC2 (DE/best/2) 指导进化。

$$\text{rand}(0,1) > N_k/N_p \quad (23)$$

2 种策略的动态选择机制采用式(25)的方法。

$$\begin{cases} \text{SC1: if } N_k(G_i) > N_k(H_G) \text{ then SC1} \\ \text{SC2: if } N_k(G_i) \geq (1+\lambda)N_k(H_G), \lambda \in (0.05, 0.1) \\ \text{then SC1} \end{cases} \quad (25)$$

其中, $N_k(G_i)$ 为父代可行解个数; $N_k(H_G)$ 为子代可行解个数。若采用 SC1, 当 $N_k(G_i) > N_k(H_G)$ 时, 下一代进化策略保持不变, 否则变为 SC2; 若采用 SC2, 当 $N_k(G_i) \geq (1+\lambda)N_k(H_G)$ 、 $\lambda \in (0.05, 0.1)$ 时, 此时认为进化较快不利于种群多样性, 下一代进化策略改用 SC1。

当可行解占比较大时, 种群中不可行解可能包含 Pareto 最优前沿解的部分关键信息, 应重点关注。本文采用目标均衡的思想^[24], 通过将约束和目标之间建立关联避免不可行解的重要信息在进化中丢失, 式(26)给出了各目标均衡转换函数。具体流程如图 5 所示。

$$f'(x_i) = \begin{cases} f(x_i) & i \in Z_1 \\ \max \{ \varphi f_{\min} + (1-\varphi)f_{\max}, f(x_i) \} & i \in Z_2 \end{cases} \quad (26)$$

$$\begin{cases} f_{\text{nor}}(x_i) = \frac{f'(x_i) - \min_{j \in Z} f'(x_j)}{\max_{j \in Z'} f'(x_j) - \min_{j \in Z} f'(x_j)} & i \in Z' \\ f(x_i) = f_{\text{nor}}(x_i) + G_{\text{nor}}(x_i) \end{cases} \quad (27)$$

其中, Z_1 为可行解集合; Z_2 为不可行解集合; Z'

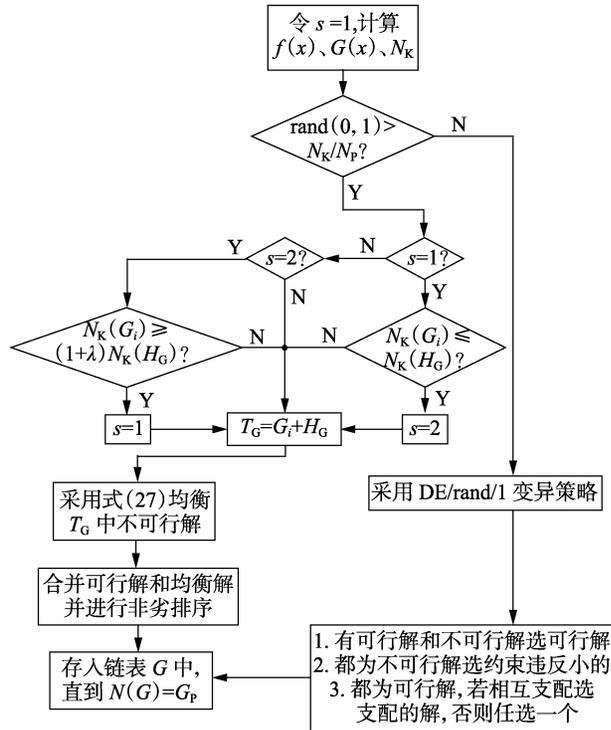


图 5 解集为半可行解处理方法

Fig.5 Processing method for solution set with semi feasible solutions

Z_1+Z_2 ; φ 为上一代种群可行解比例; f_{\max} 、 f_{\min} 分别为各目标的最大值和最小值; $G_{\text{nor}}(x_i)$ 为第 i 个个体的约束违反量; $f_{\text{nor}}(x_i)$ 为目标函数的标准化; $f(x_i)$ 为最终均衡后的目标函数。

3.4 解集为全可行解的处理

当种群中全为可行解时, 算法应加快全局最优解的探测。本文采用正交交叉算子(QOX)^[25]作为探测手段, 提出一种基于 QOX 的最优 Pareto 解探测方法。图 6 给出了 QOX 的探测过程, 图中, X_1 、 X_2 表示个体的 2 个目标方向, x_{r1} 为基向量, x_{r2} 、 x_{r3} 为解空间的任意 2 个向量, v_i 、 u_i 分别为实验向量和目标向量。可以看出, 若对种群中所有个体都采用 QOX 探测, 则计算量较大, 为了兼顾可行域探测和计算效率, 本文设计一种新的探测机制来有效地控制 QOX 的使用频率。

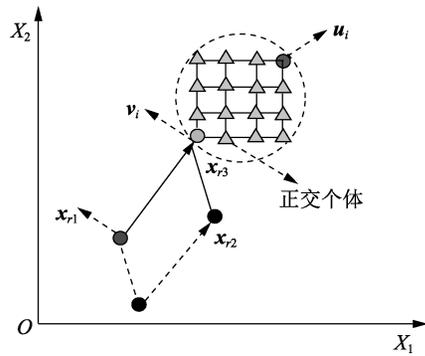


图 6 正交交叉算子的空间探测

Fig.6 Space exploration of orthogonal crossover operator

首先计算不同个体间的距离如式(28)所示, 计算所有距离的平均值如式(29)所示。

$$d_{i,i+1} = \sum_{m=1}^M |f_m^i - f_m^{i+1}| \quad (28)$$

$$\text{Avg}(d_{i,i+1}) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{Pareto}}-1} d_{i,i+1}}{N_{\text{Pareto}} - 1} \quad (29)$$

其中, M 为个体的维度; N_{Pareto} 为 Pareto 前沿的个体总数; $d_{i,i+1}$ 为第 i 个个体和第 $i+1$ 个个体之间的距离; f_m^i 和 f_m^{i+1} 分别为第 i 和第 $i+1$ 个个体在第 m 个目标上的目标函数值,

其次选择相邻个体间距大于 $\text{Avg}(d_{i,i+1})$ 的距离单位存入集合 M_D , 以距离 $d_{i,i+1}$ 为例, 若 $i, i+1$ 中有任一端为边界点, 则对边界点进行探测, 若都不是边界点, 则计算 $d_{i-1,i}$ 和 $d_{i+1,i+2}$, 并比较大小。如果 $d_{i-1,i}$ 较大则选择 i 进入探测点列表, 否则选择 $i+1$ 进入探测点列表; 若 $d_{i-1,i} = d_{i+1,i+2}$, 则 $i, i+1$ 同时选入探测点列表。图 7 展示了探测点的选择过程, 图中 y_1 、 y_2 表示 2 个不同目标的轴。考虑到 QOX 高效的搜索能力, 因此在变异策略上尽可能采用多样性较好的 DE/rand/2 策略, 具体见图 8。

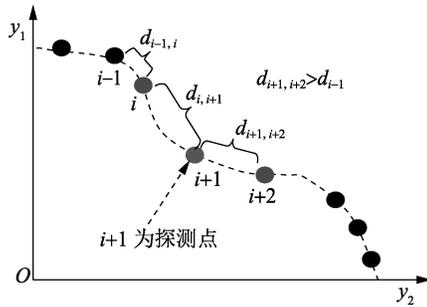


图7 探测点选择的过程

Fig.7 Selection process of exploration point

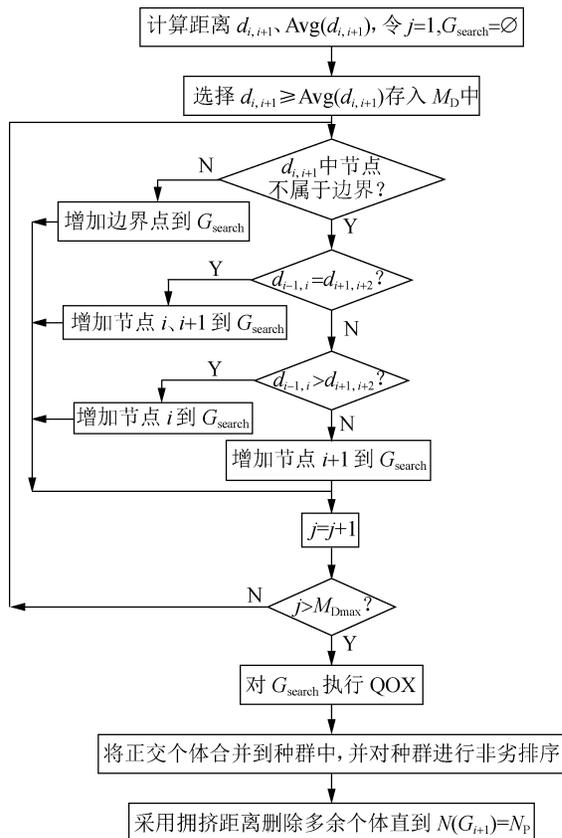


图8 解集全为可行解

Fig.8 Solution set with whole feasible solutions

4 提高模型求解效率的方法

4.1 采用直流潮流增加收敛性

采用带交流潮流的机组组合时有可能出现主问题的优化结果无法满足子问题的约束条件,从而导致主子问题反复迭代计算降低求解效率。为了加速计算,本文考虑初始时刻在主问题中增加直流潮流约束,由于直流潮流是对交流潮流的近似简化,且计算简单,只要增加一个等式约束和一个不等式约束即可,因此在不怎么增加主问题的计算资源的情况下,求解近似考虑网络潮流约束的解,这显然比只考虑机组组合问题的解更加容易满足网络交流潮流的约束,直流潮流增加的约束^[26]如式(30)所示。

$$\begin{cases} P_{i,j}^{\max} \leq \sum_{k=1}^{N_g} \frac{a_{ik} - a_{jk}}{x_{ij}} P_k - \sum_{l=1}^{N_D} \frac{a_{il} - a_{jl}}{x_{ij}} P_l \leq P_{i,j}^{\min} \\ \sum_{k=1}^{N_g} P_k = \sum_{l=1}^{N_D} P_l \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, N_L \quad (30)$$

其中, a_{ik} 、 a_{jk} 、 a_{il} 、 a_{jl} 为矩阵 A' 的元素, A' 为导纳矩阵的逆; N_D 、 N_L 分别为负荷节点数和支路节点数。

4.2 初始种群的生成和预处理策略

种群中的个体需要进行初始化,初始化的对象主要是发电机组状态和发电机有功输出值,因此对种群而言就是要初始化发电机(火力发电机)发电机有功输出矩阵 P_g 和状态矩阵 U_g :

$$P_g = \begin{bmatrix} P_1^1 & P_2^1 & \dots & P_{N_g}^1 \\ P_1^2 & P_2^2 & \dots & P_{N_g}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_1^T & P_2^T & \dots & P_{N_g}^T \end{bmatrix}, U_g = \begin{bmatrix} u_1^1 & u_2^1 & \dots & u_{N_g}^1 \\ u_1^2 & u_2^2 & \dots & u_{N_g}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1^T & u_2^T & \dots & u_{N_g}^T \end{bmatrix} \quad (31)$$

对矩阵 P_g 而言,每台机组在 T 个时间段内的初始值采用等式(32)进行初始化。而对于矩阵 U_g 中的每台机组在 T 个时间段内的机组初始状态 u_i^t 则在 0 和 1 之间随机选择。

$$P_i^t = P_i^{\min} + (P_i^{\max} - P_i^{\min}) \times \text{Rand}(0, 1) \quad i = 1, 2, \dots, N_g; t = 1, 2, \dots, T \quad (32)$$

其中, $\text{Rand}(0, 1)$ 为 $[0, 1]$ 之间随机产生的数,服从均匀分布; P_i^{\max} 、 P_i^{\min} 分别为第 i 台发电机最大和最小出力。

在生成初始种群之后,由于矩阵 U_g 的随机性,因此初始种群不一定满足一些基本约束,为了能使初始种群快速进入可行域,减少优化的迭代次数,有必要对初始种群中的解进行预处理,在初始种群中挑选部分个体作为引导解,用于在后续进化中引导不可行解加快进入可行域。此外,考虑到模型是一个双目标优化问题,因此在生成初始引导解时,为了能兼顾对不同目标的影响,本文考虑在初始解中随机选择 3 个解进行预处理,并将预处理后的解作为初始种群的引导解,对在预处理过程中,分别采用优先顺序 PL (Priority List) 法中不同的优先系数值 λ_i 来体现对不同目标的兼顾。除引导解外,其他的初始解都随机生成,保持种群的多样性。

4.2.1 PL 法中优先系数值的选择

本文采用 PL 法对种群初始化后的解进行预处理。若只以发电成本为目标,则所有机组只需以最大输出的平均发电成本进行排序即可,但是由于本文是多目标优化,为了兼顾排放目标,分别对每台机

组计算最大输出的平均发电成本以及最大输出的排放量,通过标准化后进行平均加权得到机组 i 的优先系数 $\lambda_{i,ep}$,如式(33)所示。将 PL 法获得的机组集合 SPL 分为开机机组集合 ONSP_L 和停机机组集合 OFFSP_L。

$$\begin{cases} \lambda_{i,p} = \frac{f_i(P_i^{\max})}{P_i^{\max}} = \frac{a_i}{P_i^{\max}} + b_i + c_i P_i^{\max} + \frac{|e_i \sin[h_i(P_i^{\min} - P_i^{\max})]|}{P_i^{\max}} \\ \lambda_{i,e} = \frac{E_i(P_i^{\max})}{P_i^{\max}} = \frac{[\alpha_i + \beta_i P_i^{\max} + \gamma_i (P_i^{\max})^2] + \xi_i \exp(\lambda_i P_i^{\max})}{P_i^{\max}} \\ \lambda_{i,ep} = 0.5\lambda_{i,p} + 0.5\lambda_{i,e} \end{cases} \quad (33)$$

4.2.2 功率平衡的预处理

对所有在 t 时段内的系统平衡约束采用式(34)进行检验,其中 P_{load}^t 为系统负荷, P_{spn}^t 为此时的系统备用容量,如果此时 $\Delta p^t < 0$,对 OFFSP_L 集合进行升序排列,选择 λ_i 值最小的机组进行开机操作,直到 $\Delta p^t > 0$ 。

$$\Delta p^t = \sum_{i=1}^{N_g} u_i^t P_i^{\max} + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^t - P_{\text{load}}^t - P_{\text{loss}}^t - P_{\text{spn}}^t \quad (34)$$

4.2.3 开停机时间的预处理

初始情况下机组启停设置是随机产生的,很可能不满足机组启停的基本约束,具体调整步骤如下。

步骤1:计算所有机组在调度期间内 t 时段的启停情况,即机组 i 在 t 时段的连续开机时间 $T_{i,\text{on}}^t$ 和停机时间 $T_{i,\text{off}}^t$ 。

$$\begin{cases} T_{i,\text{on}}^t = \begin{cases} T_{i,\text{on}}^{t-1} + 1 & u_i^t = 1 \\ 0 & u_i^t = 0 \end{cases} \\ T_{i,\text{off}}^t = \begin{cases} T_{i,\text{off}}^{t-1} + 1 & u_i^t = 0 \\ 0 & u_i^t = 1 \end{cases} \end{cases} \quad (35)$$

步骤2:设置 $t=1, i=1$,如果 $u_i^t=0, u_i^{t-1}=1$,且 $T_{i,\text{on}}^{t-1} < T_{i,\text{on}}^{\text{up}}$,设置 $u_i^t=1$;如果 $u_i^t=0, u_i^{t-1}=1, t+T_{i,\text{down}}^{\text{off}} - 1 \leq T$,且 $T_{i,\text{off}}^{t+T_{i,\text{down}}^{\text{off}}-1} < T_{i,\text{down}}^{\text{off}}$,设置 $u_i^t=1$;如果 $u_i^t=0, u_i^{t-1}=1, t+T_{i,\text{down}}^{\text{off}} - 1 > T$,且 $\sum_{l=y}^T u_i^l > 0$, y 是任意的整数,设置 $u_i^t=1$ 。

步骤3:根据式(35)更新 $T_{i,\text{on}}^t$ 和 $T_{i,\text{off}}^t$ 。

4.2.4 消除机组过剩容量的策略

以上对初始解的处理虽然满足了部分约束,但也可能造成机组容量的过剩,这会降低解的质量并增加优化迭代次数,可以通过以下方法进一步优化初始解。将 ONSP_L 集合按 λ_i 值进行降序排列,集合中第一台机组定义为 ONSP_{L1},计算 t 时段内机组的过剩容量 Δp^t 如式(36)所示。

$$\Delta p^t = \sum_{i=1}^{N_g} u_i^t P_i^{\max} + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^t - P_{\text{load}}^t - P_{\text{loss}}^t - P_{\text{spn}}^t \quad (36)$$

如果 $\Delta p^t < p_{\text{ONSP}_{L1}}^{\max}$ ($p_{\text{ONSP}_{L1}}^{\max}$ 表示 ONSP_{L1} 机组的出力最大值),则从 ONSP_L 集合中删除 ONSP_{L1};如果 $\Delta p^t \geq p_{\text{ONSP}_{L1}}^{\max}$ 且 ONSP_{L1} 停机会违反最小开停机约束,则从 ONSP_L 集合中删除 ONSP_{L1};如果 $\Delta p^t \geq p_{\text{ONSP}_{L1}}^{\max}$ 且 ONSP_{L1} 机组停机不会违反最小开停机约束,则对 ONSP_{L1} 机组进行停机操作,同时从 ONSP_L 集合中删除 ONSP_{L1} 机组。

4.2.5 矩阵 M_{PUg} 的预调整策略

尽管 P_g 初始化的值经过有功约束的修正,但是由于矩阵 U_g 的随机性,使得经过合并后的矩阵 M_{PUg} 代表了初始个体的最终情况,此时需要再次判断矩阵 M_{PUg} 中的个体是否满足系统有功平衡约束:

$$M_{PUg} = \begin{bmatrix} u_1^1 P_1^1 & u_2^1 P_2^1 & \cdots & u_{N_g}^1 P_{N_g}^1 \\ u_1^2 P_1^2 & u_2^2 P_2^2 & \cdots & u_{N_g}^2 P_{N_g}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1^T P_1^T & u_2^T P_2^T & \cdots & u_{N_g}^T P_{N_g}^T \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$\Delta p^t = \sum_{i=1}^{N_g} u_i^t P_i^t + \sum_{w=1}^{N_w} P_w^t - P_{\text{load}}^t - P_{\text{loss}}^t \quad (39)$$

如果 $\Delta p^t \neq 0$,对 Δp^t 进行如下讨论。

a. 若 $\Delta p^t > 0$,对 ONSP_L 集合按 λ_i 值进行升序排列,按顺序选择集合中机组 i 计算可调容量 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t$ 值,如式(40)所示。若 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t < \Delta p^t$,则表示还需新的机组参与调整,继续进行下一台机组调整,同时令 $P_i^t = P_i^{\min}$;若 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t > \Delta p^t$,则表示当前机组的调整可以使 $\Delta p^t = 0$,将当前机组 i 出力调整到 $P_i^t = P_i^t - \Delta p^t$ 。

$$\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t = P_i^t - P_i^{\min} \quad (40)$$

b. 若 $\Delta p^t < 0$,对 ONSP_L 集合按 λ_i 值进行升序排列,按顺序选择集合中机组 i 计算可调容量 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t$ 值,如式(41)所示。此时若 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t < |\Delta p^t|$,则表示还需新的机组参与调整,继续进行下一台机组调整,同时令 $P_i^t = P_i^{\max}$,若 $\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t > |\Delta p^t|$,则表示当前机组的调整可以使 $\Delta p^t = 0$,将当前机组 i 出力调整到 $P_i^t = P_i^t + |\Delta p^t|$ 。

$$\Delta p_{\text{ONSP}_{Li}}^t = P_i^{\max} - P_i^t \quad (41)$$

4.2.6 机组爬坡约束预处理

机组 i 的爬坡率和旋转备用以及相邻时段内的出力变化都相关,应对矩阵 U_g 中一些不满足爬坡约束的机组进行调整。具体步骤如下。

a. 计算所有机组相邻时段的出力变化:

$$\Delta p_i^t = \sum_{i=1}^{N_g} u_i^t P_i^t - u_i^{t-1} P_i^{t-1} \quad (42)$$

b. 若 $-R_{Di} \Delta t \leq \Delta p_i^t \leq R_{Ui} \Delta t$,则表示机组 i 满足爬坡约束,判断下一台机组。

c. 若 $\Delta p_i^t \leq -R_{Di} \Delta t$,先计算 $\Delta D_{Pi}^t = -R_{Di} \Delta t - \Delta p_i^t$,

然后设置 P_i^t 出力使 $P_i^t = P_i^{t-1} - R_{D_i} \Delta t$, 再根据 ONSPL 集合对 $\Delta D_{P_i}^t$ 进行调整, 调整过程中被调整机组应满足机组爬坡和出力上下限约束。

d. 若 $\Delta p_i^t \geq R_{U_i} \Delta t$, 则先计算 $\Delta U_{P_i}^t = \Delta p_i^t - R_{U_i} \Delta t$, 然后设置 P_i^t 出力, 使 $P_i^t = P_i^{t-1} + R_{U_i} \Delta t$, 然后根据 ONSPL 集合对 $\Delta U_{P_i}^t$ 进行调整, 调整过程满足机组爬坡约束和机组出力上下限约束。

5 算例分析

本文的算例采用改进的 IEEE 39 节点系统, 系统包含 10 台火电机组、46 条支路、19 个负荷点, 节点和支路数据来自文献[27]。旋转备用容量取系统负荷的 10%, 发电机燃煤系数和排放因子分别见附录中表 A1 和表 A2, 24 h 负荷数据见附录中表 A3。

5.1 算法性能分析

首先研究模型中不带风电场的情况, 主要研究所提出的多目标算法的性能, 旋转备用容量取系统负荷的 10%, MOADEDASS 参数设置见表 1, 表中 $L_M(Q^N)$ 为正交表。

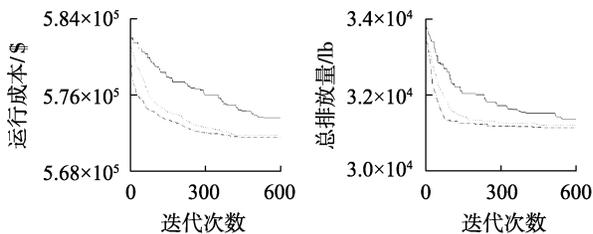
表 1 参数设置

Table 1 Parameters setting

方法	F	C_R	G_{\max}	N_P	$L_M(Q^N)$
MOADEDASS	—	—	600	70	$L_9(3^4)$

5.1.1 单目迭代收敛性比较

将本文提出的 MOADEDASS 和 MOADEDASS+ISE(加入提高求解效率的方法)以及经典 NSGA-II 算法进行比较。在 30 次独立运行中, 搜索不同算法每一次迭代的最优运行发电成本值和最小排放值, 并比较 30 次独立运行中不同目标每次迭代的最优解。不同算法的最优目标值的迭代情况如图 9 所示。



(a) 成本最优解迭代过程 (b) 排放最优解迭代过程
— NSGA-II, --- MOADEDASS, ··· MOADEDASS+ISE

图 9 不同算法的最优解收敛曲线比较

Fig.9 Comparison of convergence curves for optimum solution among different algorithms

从图中可看出, MOADEDASS 和 MOADEDASS+ISE 的收敛速度要快于 NSGA-II, 且收敛结果都优于 NSGA-II, 而 MOADEDASS+ISE 相比 MOADEDASS 在迭代前期收敛速度更快, 并得到了更好的解。进

一步证明提高模型求解效率的策略发挥了作用。

5.1.2 多目标优化执行结果比较

图 10 展示了 10 机系统在不同算法下运行 30 次之后的最优 Pareto 前沿结果。结果表明本文提出的方法找到了费用更小和排放更低的解, 同时最优折中解为 (582 065, 35 524), 能够支配经典 NSGA-II 算法的最优折中解。

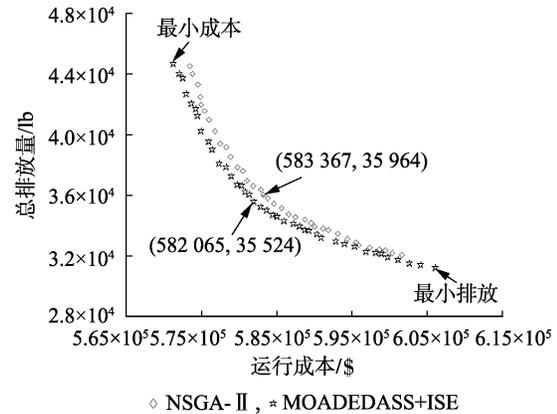


图 10 30 次独立运行后最优 Pareto 前沿比较

Fig.10 Comparison of optimal Pareto fronts after independent running with 30 times

为了更好地比较不同算法的执行效率, 本文采用 IGD(Inverted Generation Distance) 指标作为算法性能的度量[28]。IGD 指标是一个兼顾解集收敛性和分布性的综合评价指标, 被广泛用于多目标优化算法的性能评价, 具体公式如下:

$$\begin{cases} \text{IGD}(A, Z) = \frac{1}{|Z|} \sum_{i=1}^{|Z|} \min_{j=1,2,\dots,|A|} d(z_i, a_j) \\ d(z_i, a_j) = \|z_i - a_j\|_2 \end{cases} \quad (43)$$

其中, Z 为模型解集的最优真实 Pareto 前沿; A 为需要评价的解集; $|Z|$ 、 $|A|$ 分别为最优解集和评价解集中解的个数; $z_i \in Z$; $a_j \in A$; $d(z_i, a_j)$ 为集合 Z 中第 i 个元素和集合 A 中所有元素之间的最小距离。关于这个指标需要注意 2 点: 第一, $\text{IGD}(A, Z)$ 指标值越小, 则解集的性能越好; 第二, 这里 Z 一般是问题的真实最优 Pareto 前沿, 但是本文模型的最优 Pareto 前沿并不知道, 因此考虑采用文献[29]中提到的方法, 通过选定一个参考最优前沿来近似代替真实最优前沿, 而这个参考最优前沿是由不同方法经过多次实验后得到的所有非支配解构成的集合。

图 11 展示了不同算法经过 30 次计算后获得的 IGD 值采用盒状图表示的情况。通过比较不同算法的 IGD 结果, 可以发现 MOADEDASS+ISE 的 IGD 测度明显优于 NSGA-II, 这也说明了本文提出的算法能使得最优前沿更加逼近真实最优前沿。

5.1.3 鲁棒性分析

图 12 展示了 MOADEDASS+ISE 独立运行 30 次之后, 每次运行获得的最优折中解的分布情况。从

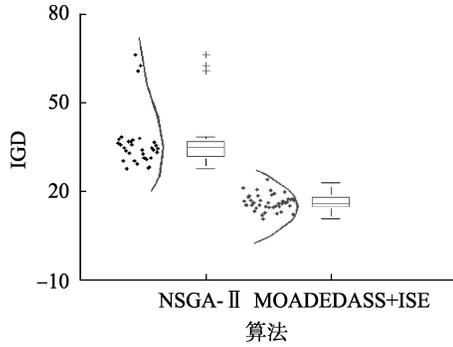


图 11 不同算法 IGD 结果比较

Fig.11 Comparison of IGD values between different algorithms

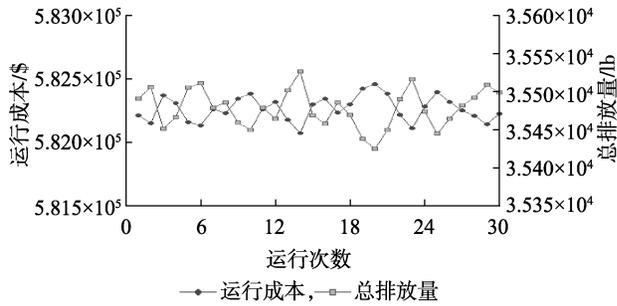


图 12 最优折中解分布情况

Fig.12 Distribution of optimal compromise solutions

图中可以发现,30次独立运行后不同目标中所有独立解之间的差别较小,且不同目标间解的波动范围都不超过1%,可以认为算法的鲁棒性较强。

5.2 模型求解分析

以上讨论了没有风电接入情况下本文提出的多目标算法的性能。本节进一步分析在模型中考虑加入风电后的优化情况,风电的随机性和不确定性使得问题的求解更加复杂。为了更好地分析不同情况下接入风电对计算结果的影响,以下分为2种情况进行讨论。

第1种情况:接入风电但不考虑网络安全约束和风电功率预测偏差。此时对接入系统的风电场由17台额定容量为1.5 MW的风机组成,风电场总额定功率为25.5 MW^[30]。图13展示了风电接入情况下不同约束条件对 Pareto 最优解集的影响,约束条件分别如下。

Case1:风电接入且考虑爬坡约束、阀点效应和拟合函数。

Case2:在 Case1 的基础上不考虑爬坡约束。

Case3:在 Case1 的基础上,费用函数不考虑阀点效应,排放函数不考虑拟合函数。

从图中可以看出,Case2 和 Case3 的 Pareto 最优解结果均优于 Case1,这说明了爬坡约束、阀点效应和拟合函数都对模型产生了不可忽视的影响;而从 Case2 和 Case3 的比较中可以发现,阀点效应和拟合函数对系统成本和排放的影响要强于爬坡约束的

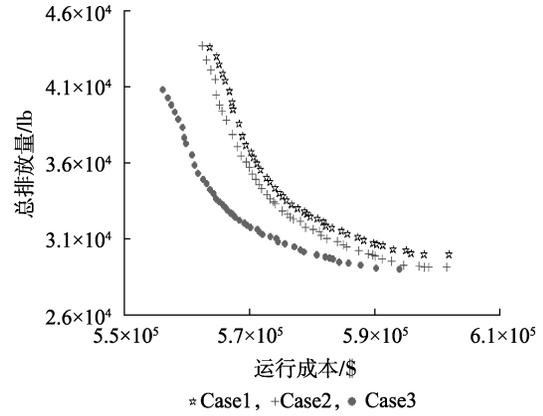


图 13 不同约束条件 Pareto 前沿结果对比

Fig.13 Comparison of Pareto fronts among different constraint conditions

影响。

第2种情况:接入风电且考虑风电功率预测偏差和网络安全约束对系统的影响。在考虑网络安全约束后,由于负荷和各机组上下限都扩大3倍,此时将接入的风电规模也相应扩大到额定功率为80 MW。图14给出了置信区间为80%的情况下,风电场预测出力及风功率区间数上下限。为了更好地分析网络安全约束接入后风电的不确定性对系统发电成本和排放的影响,表2给出了不同场景组合,图15则给出了采用不同场景和策略组合获得的系统最优折中解的情况(此时风电场接入系统节点12)。

从图中 S1 和 S2 的比较可以发现,随着风电场的接入(不考虑风电波动性),此时 S2 的运行费用和排放都明显低于不考虑风电接入的 S1 情形。从 S2 和 S3 的比较中可以发现,风电的波动性对发电成本和排放有明显影响,此时 S3 相比 S2 在发电成本和排放方面都有明显提高。从图中 S4 和 S5 可以看出,随着置信区间的不断变大,系统的费用和排放

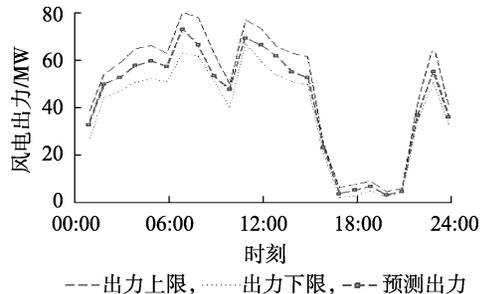


图 14 置信区间为 80% 时风电场的出力情况

Fig.14 Wind power output with 80% confidence interval

表 2 不同场景组合情况

Table 2 Combination of different scenes

编号	风电接入情况	网络约束	置信区间取值
S1	未接入	不考虑	无
S2	接入	考虑	无
S3	接入	考虑	80%
S4	接入	考虑	95%
S5	接入	考虑	99%

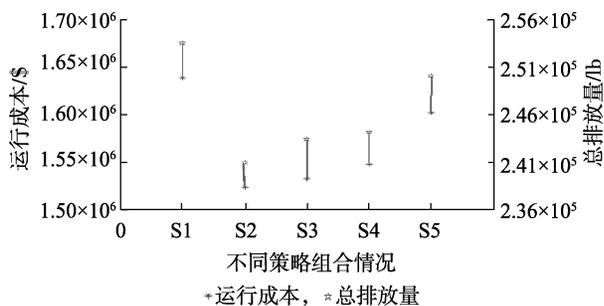


图15 不策略组合下的运行成本和排放情况

Fig.15 Operation costs and emissions under different strategies 都逐渐变大,尤其当置信区间达到99%接近100%时,此时系统发电成本和排放有一个迅速的增加。当置信区间设置较小时,可能无法包含一些风电波动的极端情况,使得优化结果可能和实际情况不符,但如果置信区间设置较大,此时系统成本和排放都会有急剧增加,优化结果过于保守,当置信区间接近1时,此时有可能导致优化无解的情况发生,通常置信区间设置在80%~95%之间较为合适。

6 结论

本文在多目标环境机组组合问题中考虑网络安全约束条件和风电不确定性的影响,从提高模型求解效率和求解精度2个方面做了以下改进。

a. 采用区间数方法处理风电的不确定性,建立考虑环境因素和风电不确定性且带网络安全约束的多目标机组组合模型,并采用Benders分解技术对多目标模型进行降维,降低求解难度提高求解效率。

b. 提出了一种基于解集动态分析的多目标进化算法,通过对进化中不同时期解集的动态分析,采用不同的变异策略指导种群加速寻优,并引入QOX增强可行域中最优解的探测,提高求解精度。此外,为了兼顾最优解的探测和算法整体的求解效率,设计出一种新的探测机制来控制QOX的使用频率加速收敛。

c. 提出一种改善模型整体求解效率的方法,通过在主问题的初次求解中引入直流潮流模型提高初始解的质量,加速模型收敛。此外设计一种初始种群预处理机制,挑选出部分解经过预处理后作为引导解,使得种群能尽快进入可行域加速进化,提高模型整体求解效率。

算例结果表明,本文所提出的模型能够很好地解决含风电场且带网络安全约束的电力系统多目标环境机组组合问题,提出的算法在求解精度、计算效率上都取得了较好的效果,适合应用于大规模电网。对于考虑不同类型新能源接入的电力系统多目标机组组合问题,将在后续工作中进一步研究。

致谢

本文得到了江苏省高校自然科学研究重大项目

(17KJA470003)、南京工程学院引进人才科研启动基金项目(YKJ201712)的资助,在此表示感谢!

参考文献:

- [1] WANG L, SINGH C. Stochastic economic emission load dispatch through a modified particle swarm optimization algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(8): 1466-1476.
- [2] LI Y F, PEDRONI N, ZIO E. A memetic evolutionary multiobjective optimization method for environmental power unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2660-2669.
- [3] 吴小珊,张步涵,袁小明,等. 求解含风电场的电力系统机组组合问题的改进量子离散粒子群优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 45-52.
WU Xiaoshan, ZHANG Buhuan, YUAN Xiaoming, et al. Solutions to unit commitment problems in power systems with wind farms using advanced quantum-inspired binary PSO[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 45-52.
- [4] 曲正伟,王京波,张坤,等. 考虑不确定性成本的含风电场群电力系统短期优化调度[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(4): 137-144.
QU Zhengwei, WANG Jingbo, ZHANG Kun, et al. Short-term optimal dispatch considering uncertainty cost for power system with wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4): 137-144.
- [5] 姜欣,陈红坤,熊虎,等. 基于预测误差不确定性的规模化间歇式电源机组组合研究[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2455-2460.
JIANG Xin, CHEN Hongkun, XIONG Hu, et al. A prediction error uncertainty based day-ahead unit commitment of large-scale intermittent power generation[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2455-2460.
- [6] 熊虎,向铁元,陈红坤,等. 含大规模间歇式电源的模糊机会约束机组组合研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 36-44.
XIONG Hu, XIANG Tiejue, CHEN Hongkun, et al. Research of fuzzy chance constrained unit containing large-scale intermittent power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 36-44.
- [7] 赵文猛,刘明波. 求解含风电场随机机组组合问题的动态多削减多切割方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(9): 26-32.
ZHAO Wenmeng, LIU Mingbo. Multi-cut method with dynamic reduction for solving stochastic unit commitment problem with wind farm integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 26-32.
- [8] 孙东磊,韩学山,杨金洪. 计及电压调节效应的电力系统机组组合[J]. 电工技术学报, 2016, 35(5): 107-117.
SUN Donglei, HAN Xueshan, YANG Jinhong. Power system unit commitment considering voltage regulation effect[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 35(5): 107-117.
- [9] WANG J, SHAHIDEHPOUR M, LIZ Y. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1319-1327.
- [10] 盛四清,孙晓霞. 考虑节能减排和不确定因素的含风电场机组组合优化[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(17): 54-59.
SHENG Siqing, SUN Xiaoxia. Unit commitment optimization containing wind farms considering energy saving emission reduction and uncertainties[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(17): 54-59.
- [11] 谢敏,闫圆圆,刘明波,等. 含随机风电的大规模多目标机组组合问题的向量序优化方法[J]. 电网技术, 2015, 39(1): 215-222.
XIE Min, YAN Yuanyuan, LIU Mingbo, et al. A vector ordinal opti-

- mization method for large-scale multi-objective unit commitment considering stochastic wind power generation [J]. *Power System Technology*, 2015, 39(1): 215-222.
- [12] 牛林华, 龚庆武, 黄炳翔, 等. 大规模风电接入下的风光火电力系统联合优化调度[J]. *电力自动化设备*, 2015, 35(11): 52-58. NIU Linhua, GONG Qingwu, HUANG Bingxiang, et al. Optimal dispatch of wind-gas-coal power generation system with large-scale wind farm [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2015, 35(11): 52-58.
- [13] LI Y F, PEDRONI N, ZIO E. A memetic evolutionary multiobjective optimization method for environmental power unit commitment [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 2660-2669.
- [14] TRIVEDI A, SRINIVASAN D, PAL K, et al. Enhanced multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition for solving the unit commitment problem [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(6): 1346-1357.
- [15] HOSSEINI S H, KHODAEI A, AMINIFAR F. A novel straight-forward unit commitment method for large-scale power systems [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, 22(4): 2134-2143.
- [16] BASU M. Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 2845-2853.
- [17] FU Y, SHAHIDEHPOUR M, LI Z. Security-constrained unit commitment with AC constraints [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(3): 1538-1550.
- [18] MATOS M A, BESSA R J. Setting the operating reserve using probabilistic wind power forecasts [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2011, 26(2): 594-603.
- [19] WANG Y, XIA Q, KANG C. Unit commitment with volatile node injections by using interval optimization [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2011, 26(3): 1705-1713.
- [20] GUAN X, GUO S, ZHAI Q. The conditions for obtaining feasible solutions to security-constrained unit commitment problems [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(4): 1746-1756.
- [21] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [22] BASU M. Multi-objective optimal reactive power dispatch using multi-objective differential evolution [J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2016, 82(1): 213-224.
- [23] WANG X P, TANG L X. An adaptive multi-population differential evolution algorithm for continuous multi-objective optimization [J]. *Information Sciences*, 2016, 348(1): 124-141.
- [24] WANG Y, CAI Z X, ZENG W. An adaptive tradeoff model for constrained evolutionary optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(1): 80-92.
- [25] WANG Y, CAI Z X, ZHANG Q. Enhancing the search ability of differential evolution through orthogonal crossover [J]. *Information Sciences*, 2012, 185(1): 153-177.
- [26] 谢毓广. 计及网络安全约束和风力发电的机组组合问题的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2011. XIE Yuguang. Research on the unit commitment problem with security-constraints and wind power [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2011.
- [27] PAI M A. Energy function analysis for power system stability [M]. Norwell, MA, USA: Kluwer, 1989: 35-88.
- [28] ZHANG Q F, LI H. MOEA/D: a multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.
- [29] SHIM V A, TAN K C, CHEONG C Y. A hybrid estimation of distribution algorithm with decomposition for solving the multiobjective multiple traveling salesman problem [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2012, 42(5): 682-691.
- [30] AHMED Y S, GANESH K V. Resource scheduling under uncertainty in a smart grid with renewables and plug-in vehicles [J]. *IEEE Systems Journal*, 2012, 6(1): 103-109.

作者简介:



陈光宇

陈光宇(1980—),男,江苏盐城人,讲师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制、参数辨识、数据挖掘(E-mail: cgyhhu@163.com);

张仰飞(1969—),男,江苏盐城人,教授,博士,主要研究方向为电力系统参数辨识;

郝思鹏(1971—),男,江苏宝应人,教授,博士,主要研究方向为风电场等值模型和低频振荡。

Multi-objective unit commitment with wind farms based on dynamic analysis of solution set

CHEN Guangyu¹, ZHANG Yangfei¹, HAO Sipeng¹, ZHANG Youquan², LI Jun¹, ZHANG Xiaolian¹

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. Department of Development and Planning, State Grid Shandong Electric Power Co., Ltd., Jinan 250001, China)

Abstract: The large-scale access of wind power brings new opportunities and challenges to the multi-objective energy-saving and emission-reduction generation scheduling. The confidence interval is used to simplify the simulation quantity of wind power scenario due to the randomness of wind farm output. Taking into account the complexity of multi-objective model, the Benders decomposition technique is adopted to reduce the dimension of the model. A multi-objective adaptive optimization algorithm based on the dynamic analysis of solution set is proposed to solve the multi-objective master problem after dimension reduction, and a pretreatment mechanism for improving the overall solving efficiency of the model is proposed to speed up the convergence. The simulative results show that the proposed method can effectively solve the multi-objective unit commitment problem with wind power, and verify the advantages of the proposed multi-objective algorithm and pretreatment mechanism in solving the model.

Key words: wind power; unit commitment; Benders decomposition; multi-objective optimization; pretreatment mechanism