

计及风电置信风险的源网协调多目标优化调度

彭春华¹,温泽之¹,孙惠娟¹,查海涛²

(1. 华东交通大学 电气与自动化工程学院,江西 南昌 330013;
2. 国网江西省电力有限公司 柘林水电厂,江西 九江 332000)

摘要:为了更为合理灵活地评估风电高估/低估给电力系统优化调度带来的风险性以及降低调度决策的保守性,基于风电机会约束提出风电高估/低估置信风险功率偏差量化计算方法,并在决策变量中引入变压器变比调节和无功补偿容量优化,构建计及风电置信风险和源网协调运行的经济/风险多目标优化调度模型。提出一种基于可行性和非劣性综合排序回溯搜索算法,从而实现了对调度模型的高效准确求解。IEEE 30节点系统算例结果验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词:风电;置信风险;源网协调;多目标优化调度;回溯搜索算法

中图分类号:TM 73;TM 614

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202012010

0 引言

在当前节能减排的背景下,以风电为代表的可再生能源并网发展迅速,但风速的不可控性导致风电并网功率存在明显的不确定性^[1-3],而目前风电功率预测仍存在较大误差^[4],导致风电出力常常被高估或低估^[5],从而给发电调度带来较大的风险性,且这种风险通常难以合理评估。

目前,国内外学者针对含风电的电力系统优化调度问题进行了大量研究。文献[6]通过优化统一潮流控制器参数降低风电预测误差所带来的影响,进而提高系统的安全性和经济性;文献[7]通过无迹变换技术将大量场景下的不确定性潮流计算转换为少量Sigma点的确定潮流计算,从而有效地应对风电出力不确定性;文献[8]提出基于鲁棒优化调度模型,通过建立风电不确定集,确保该集合中全部可能值都能够满足模型约束条件;文献[9]采用场景分析法,通过对历史数据和不确定行为进行统计分析后建立符合风电出力分布规律的概率模型,利用场景缩减技术生成用于优化的场景。文献[10]采用确定性优化方法,通过在优化调度模型中加入正、负旋转备用应对风电预测偏差给系统带来的影响。上述研究充分体现了风电出力不确定性对优化调度的影响,然而,相关优化调度模型通常是考虑整个风电不确定性区间或者全部风电预测误差范围,往往会导

致调度结果过于保守。同时,鉴于风电并网不确定性给电力系统优化调度带来的风险性难以评估,一般很少在优化调度中对风电带来的风险性进行量化,导致灵活性和准确性较为缺乏。此外,现有优化调度研究中一般只考虑系统中电源侧各发电机组的有功出力优化分配,很少考虑电网侧各种可控资源的协同优化,因此未能充分发挥智能电网的源网协调运行优势。

综上所述,为更合理灵活地评估风电高估/低估给调度带来的风险性,并降低调度决策的保守性,本文基于风电机会约束提出风电高估/低估置信风险功率偏差量化计算方法,并计及风电置信风险构建经济/风险多目标优化调度模型。同时,充分利用智能电网中的可控资源,在决策变量中引入系统中的变压器变比调节和无功补偿容量优化,通过优化控制发电机出力、变压器变比和无功补偿容量等,实现在满足安全约束下系统运行成本最低和风电风险性最小的源网协调优化调度目标。此外,鉴于上述计及风电置信风险的源网协调多目标优化调度模型具有非凸性、非线性和复杂约束等特征,且经济性和风险性优化目标相互竞争,度量指标不同,采用常规算法难以对模型进行优化求解,本文提出一种新型的基于可行性和非劣性综合排序回溯搜索(FNSBS (Feasible and Non-dominated Sorting Backtracking Search))算法,以实现了对多目标优化调度模型的高效准确求解。

1 风电置信风险分析

1.1 风电高估/低估风险分析

由于风电具有很强的随机性和间歇性,风电实际出力与期望值会存在一定偏差,即风电的计划出力很可能会高于或低于实际出力,可将风电出力分为高估和低估2种情况^[1]。若经统计分析得到风电

收稿日期:2020-03-03;修回日期:2020-10-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51867008);江西省自然科学基金资助项目(20192ACBL20007,20202BAB204024);江西省教育厅科技项目(GJJ1903013)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51867008),the Natural Science Foundation of Jiangxi Province(20192ACBL20007,20202BAB204024) and the Science and Technology Program of Jiangxi Province Education Commission(GJJ1903013)

出力分布概率直方图如图1所示,则可以风电计划功率值为界,其左侧部分表示风电被高估的可能性,累积为风电高估概率;其右侧部分表示风电被低估的可能性,累积为风电低估概率。

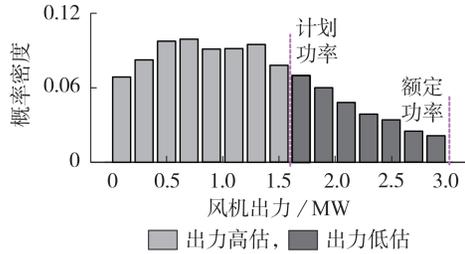


图1 风电出力的高估/低估概率直方图

Fig.1 Histogram of over/under-estimation probability of wind power output

若风电机组出力被高估,即风电机组实际出力低于计划出力,为维持系统用电平衡,系统需增加旋转备用容量并进行功率再平衡调整,这将产生风电高估风险功率偏差 D_H 。考虑风电出力的不确定性概率分布情况, D_H 可计算如下:

$$D_H = \sum_{i=1}^{N_w} \int_0^{W_i} (W_i - w) f_{w,i}(w) dw \quad (1)$$

其中, N_w 为系统风电机组数目; W_i 、 w 和 $f_{w,i}(w)$ 分别为第 i 台风电机组的计划出力、实际出力和出力概率密度函数。

同理,若风电机组出力被低估,即风电机组实际出力高于计划出力,为维持系统用电平衡,系统需处理超出计划值的发电量并进行功率再平衡调整,这将产生低估风险功率偏差 D_L 。考虑风电出力的不确定性概率分布情况, D_L 可计算如下:

$$D_L = \sum_{i=1}^{N_w} \int_{W_i}^{W_{r,i}} (w - W_i) f_{w,i}(w) dw \quad (2)$$

其中, $W_{r,i}$ 为第 i 台风电机组的额定功率。

1.2 风电置信风险功率偏差

式(1)和式(2)考虑了风电出力从0到最大功率区间的整个不确定性区间范围,其包含大量发生概率极低的极端出力情况,故基于此得到的风电高估/低估风险用于含风电电网的优化调度计算时,结果往往会过于保守;而且所得风电高估/低估风险过于笼统,可信性难以评估。为了更为合理而灵活地评估风电高估/低估给优化调度带来的风险性,本文通过引入机会约束概率,提出风电高估/低估置信风险功率计算方法。

风电出力与风速直接相关。某时段的风速 v 通常可近似认为服从在该时段期望值附近的威布尔分布^[11]:

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (3)$$

其中, k 和 c 分别为该时段风速威布尔分布的形状参数和尺度参数,一般可由短期预测或统计分析时段风速平均值及其标准方差计算得到^[5]。

给定置信水平 $1-\sigma$,含机会约束的该时段风速置信区间为:

$$P_r(v_L \leq v \leq v_H) = \int_{v_L}^{v_H} f(v) dv = 1 - \sigma \quad (4)$$

其中, v_H 、 v_L 分别为该时段风速置信区间上限、下限; $P_r(\cdot)$ 为概率水平。

风电机组出力 w 与风速 v 的关系一般可简化为线性分段函数^[7]:

$$w = \begin{cases} 0 & v < v_{in}, v > v_{out} \\ W_r \frac{v - v_{in}}{v_r - v_{in}} & v_{in} \leq v < v_r \\ W_r & v_r \leq v \leq v_{out} \end{cases} \quad (5)$$

其中, W_r 为风机额定输出功率; v_{in} 、 v_{out} 、 v_r 分别为风机切入风速、切出风速和额定风速。

综合式(4)、(5)可以得到风机出力的置信上限 $W_H(\sigma)$ 、置信下限 $W_L(\sigma)$ 分别为:

$$W_H(\sigma) = \begin{cases} W_r & v_H \geq v_r \\ W_r \frac{v_H - v_{in}}{v_r - v_{in}} & v_H < v_r \end{cases} \quad (6)$$

$$W_L(\sigma) = \begin{cases} 0 & v_L < v_{in} \\ W_r \frac{v_L - v_{in}}{v_r - v_{in}} & v_L \geq v_{in} \end{cases} \quad (7)$$

再综合式(3)可进一步得到在置信水平 $1-\sigma$ 下风机出力的分段概率密度函数 $f_w(w)$ 。风机出力 w 等于0和 W_r 时的累积概率 P_w 可分别表示为:

$$P_w \{w=0\} = \begin{cases} 1 & v_L > v_{out} \text{ 或 } v_H < v_{in} \\ e^{-\left(\frac{v_L}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_{in}}{c}\right)^k} & v_L < v_{in} \text{ 且 } v_H \leq v_{out} \\ e^{-\left(\frac{v_L}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_{in}}{c}\right)^k} + e^{-\left(\frac{v_{out}}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_H}{c}\right)^k} & v_L < v_{in} \text{ 且 } v_H > v_{out} \\ 0 & v_L \geq v_{in} \text{ 且 } v_H \leq v_{out} \\ e^{-\left(\frac{v_{out}}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_H}{c}\right)^k} & v_L \geq v_{in} \text{ 且 } v_H > v_{out} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_w \{w=W_r\} = \begin{cases} 0 & v_L > v_{out} \text{ 或 } v_H < v_r \\ e^{-\left(\frac{v_L}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_H}{c}\right)^k} & v_L < v_r < v_H \\ e^{-\left(\frac{v_L}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_{out}}{c}\right)^k} & v_L \leq v_r \text{ 且 } v_H > v_{out} \\ 1 & v_L \leq v_r \text{ 且 } v_H \leq v_{out} \\ e^{-\left(\frac{v_L}{c}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_{out}}{c}\right)^k} & v_L > v_r \text{ 且 } v_H > v_{out} \end{cases} \quad (9)$$

风机出力 w 位于 $0 \sim W_r$ 之间概率密度函数 $f_w(w)$ 表示为:

$$\begin{cases} f_w(w) = \frac{klv_{in}}{cW_r} \left[\frac{(1+\eta l)v_{in}}{c} \right]^{k-1} e^{-\left[\frac{(1+\eta l)v_{in}}{c} \right]^k} \\ \eta = \frac{w}{W_r}, l = \frac{v_r - v_{in}}{v_{in}} \end{cases} \quad (10)$$

综上所述,可推导出第 i 台风电机组 t 时段在置信水平 $1-\sigma$ 下高估置信风险功率偏差 $d_{H,i}^t(\sigma)$ 和低估置信风险功率偏差 $d_{L,i}^t(\sigma)$ 分别为:

$$\begin{aligned} d_{H,i}^t(\sigma) &= \begin{cases} \int_0^{W_i^t} (W_i^t - w) f_{w,i}(w) dw + W_i^t P_{w,i}\{w=0\} & W_{L,i}^t(\sigma) = 0 \\ \int_{W_{L,i}^t(\sigma)}^{W_i^t} (W_i^t - w) f_{w,i}(w) dw & W_{L,i}^t(\sigma) > 0 \end{cases} \quad (11) \\ d_{L,i}^t(\sigma) &= \begin{cases} \int_{W_i^t}^{W_{r,i}} (w - W_i^t) f_{w,i}(w) dw + (W_{r,i} - W_i^t) P_{w,i}\{w=W_{r,i}\} & W_{H,i}^t(\sigma) = W_{r,i} \\ \int_{W_i^t}^{W_{H,i}^t(\sigma)} (w - W_i^t) f_{w,i}(w) dw & W_{H,i}^t(\sigma) < W_{r,i} \end{cases} \quad (12) \end{aligned}$$

其中, W_i^t 、 $W_{L,i}^t(\sigma)$ 、 $W_{H,i}^t(\sigma)$ 分别为 t 时段第 i 台风电机有功出力及其出力的置信下限和上限; $P_{w,i}\{w=0\}$ 和 $P_{w,i}\{w=W_{r,i}\}$ 分别为第 i 台风电机出力等于 0 和额定输出功率时的累积概率。

2 经济/风险多目标优化调度模型

为了充分发挥智能电网的源网协调运行优势,本文优化调度不仅是对系统电源侧各发电机组的有功出力进行优化分配,还对机端电压和电网侧部分可控资源(包括变压器变比、无功补偿容量等)进行协同优化,以灵活调节电网传输能力以及改善节点电压分布,在满足安全运行约束下实现上述系统经济性最优和风电置信风险性最小化的调度目标。

2.1 经济性最优目标

(1) 常规机组成本。

综合考虑常规机组的发电、投资和维护等费用,计及阀点效应的常规机组总成本 C_T 为:

$$C_T = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_T} \left\{ a_i + b_i P_i^t + c_i (P_i^t)^2 + \left| d_i \sin \left[e_i (P_{\min,i}^t - P_i^t) \right] \right| \right\} \quad (13)$$

其中, T 为调度时段总数; N_T 为系统内常规机组总数; a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 、 e_i 为第 i 台常规机组成本系数; P_i^t 、 $P_{\min,i}^t$ 分别为 t 时段第 i 台常规机组有功出力、出力下限。

(2) 环境成本。

以环境成本来量化常规机组排放出 CO_x 、 SO_x 、 NO_x 等气体的环境代价,本文采用式(14)计算环境

成本^[12]。

$$C_E = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_T} f_i \left[\alpha_i + \beta_i P_i^t + \gamma_i (P_i^t)^2 + \eta_i e^{\delta_i P_i^t} \right] \quad (14)$$

其中, f_i 为第 i 台常规机组的环境惩罚系数; α_i 、 β_i 、 γ_i 、 η_i 、 δ_i 为第 i 台常规机组的污染气体排放系数。

(3) 风电成本。

风电场运行时不消耗燃料,而在计及风电投资、运行维护成本的基础上,风电全寿命周期内运营成本与风电出力近似呈线性关系^[3]:

$$C_W = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} h_i W_i^t \quad (15)$$

其中, h_i 为第 i 台风电机运营成本系数。

综合上述分析,在调度期内系统经济性最优目标可采用综合成本 C 最小化表示为:

$$\min C = C_T + C_E + C_W \quad (16)$$

2.2 风电置信风险最小化目标

各风机的置信风险功率偏差可基于各风机近期运行数据和短期预测数据统计进行概率分析,并通过式(11)和式(12)计算得到,这些数据中隐含了各风机运行过程中的相互影响。在置信水平 $1-\sigma$ 下,调度周期内的风电高估置信风险总功率偏差 $D_H(\sigma)$ 和低估置信风险总功率偏差 $D_L(\sigma)$ 可表示为:

$$D_H(\sigma) = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} d_{H,i}^t(\sigma) \quad (17)$$

$$D_L(\sigma) = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} d_{L,i}^t(\sigma) \quad (18)$$

本文中风电置信风险采用风电置信风险功率综合偏差 $D(\sigma)$ 来表征,则风电置信风险最小化目标为:

$$\min D(\sigma) = D_H(\sigma) + D_L(\sigma) \quad (19)$$

2.3 源网协调约束

本文源网协调优化调度模型中决策变量主要包括各个时段的各常规发电机组出力、机端电压、变压器变比和无功补偿容量,可分别用矩阵变量 \mathbf{P}_G 、 \mathbf{V}_G 、 \mathbf{T}_T 和 \mathbf{Q}_C 表示,优化模型必须满足以下各项约束条件。

(1) 电网潮流约束。

将 \mathbf{P}_G 、 \mathbf{V}_G 、 \mathbf{T}_T 和 \mathbf{Q}_C 导入电网潮流计算模型可得到各节点的电压、相角差和各线路潮流等,进一步可得节点功率平衡约束如下:

$$P_{L,i}^t - P_{0,i}^t = V_i^t \sum_{j=1}^{N_B} V_j^t \left(G_{i,j}^t \cos \theta_{i,j}^t + B_{i,j}^t \sin \theta_{i,j}^t \right) \quad (20)$$

$$Q_{L,i}^t - Q_{0,i}^t = V_i^t \sum_{j=1}^{N_B} V_j^t \left(G_{i,j}^t \sin \theta_{i,j}^t - B_{i,j}^t \cos \theta_{i,j}^t \right) \quad (21)$$

其中, $i \in \{1, 2, \dots, N_B\}$, N_B 为系统节点数; V_i^t 、 V_j^t 分别为 t 时段节点 i 、 j 电压幅值; $P_{L,i}^t$ 和 $Q_{L,i}^t$ 分别为 t 时段

节点*i*注入的有功和无功功率; $P'_{0,i}$ 和 $Q'_{0,i}$ 分别为*t*时段节点*i*输出的有功和无功功率; $G'_{i,j}$ 、 $B'_{i,j}$ 、 $\theta'_{i,j}$ 分别为*t*时段节点*i*、*j*之间的电导、电纳和电压相角差。

(2) 机组有功功率约束。

$$P'_{\min,i} \leq P'_i \leq P'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_G \quad (22)$$

其中, $P'_{\max,i}$ 为*t*时段第*i*台发电机组有功功率上限; N_G 为系统中所有发电机组总数。

(3) 常规机组爬坡约束。

$$-r_{d,i} \Delta T \leq P'_i - P'_{i-1} \leq r_{u,i} \Delta T \quad i=1, 2, \dots, N_T \quad (23)$$

其中, $r_{d,i}$ 和 $r_{u,i}$ 分别为第*i*台常规机组滑坡和爬坡速率; ΔT 为调度间隔。

(4) 机组无功功率约束。

$$Q'_{\min,i} \leq Q'_i \leq Q'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_G \quad (24)$$

其中, $Q'_{G,i}$ 为*t*时段第*i*台发电机组无功功率; $Q'_{\min,i}$ 、 $Q'_{\max,i}$ 分别为第*i*台机组无功功率下限和上限。

(5) 节点电压约束。

$$V'_{\min,i} \leq V'_i \leq V'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_B \quad (25)$$

其中, V'_i 为*t*时段节点*i*电压; $V'_{\min,i}$ 、 $V'_{\max,i}$ 分别为节点*i*电压下限和上限。

(6) 变压器变比约束。

$$T'_{\min,i} \leq T'_i \leq T'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_T \quad (26)$$

其中, T'_i 为*t*时段第*i*台有载调压变压器变比; $T'_{\min,i}$ 、 $T'_{\max,i}$ 分别为第*i*台有载调压变压器变比下限和上限; N_T 为变压器总数。

(7) 无功补偿容量约束。

$$Q'_{\min,i} \leq Q'_{C,i} \leq Q'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_C \quad (27)$$

其中, $Q'_{C,i}$ 为*t*时段第*i*台无功补偿装置容量; $Q'_{\min,i}$ 、 $Q'_{\max,i}$ 分别为第*i*台无功补偿装置容量下限和上限; N_C 为无功补偿装置总数。

(8) 支路容量约束。

$$S'_{L,i} \leq S'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_L \quad (28)$$

其中, $S'_{L,i}$ 为*t*时段第*i*条支路传输容量,可通过潮流计算得到; $S'_{\max,i}$ 为第*i*条支路传输容量上限; N_L 为系统支路总数。

(9) 设备动作次数约束。

$$k'_i \leq k'_{\max,i} \quad i=1, 2, \dots, N_t + N_C \quad (29)$$

其中, k'_i 为电网侧第*i*个可控资源(有载调压变压器和无功补偿装置)在前*t*个时段累计动作次数; $k'_{\max,i}$ 为在调度周期内的最大允许动作次数。

3 模型求解

本文模型具有强耦合、非线性等特性,使得可行解区域结构狭小,拓扑复杂。针对上述多目标优化问题,本文提出基于解的FNSBS算法进行求解。

3.1 回溯搜索算法

回溯搜索BS(Backtracking Search)算法是2013年由Civicioglu提出的一种简单有效的进化算法^[13]。

该算法具有较强的记忆功能,可利用随机选取的历史种群信息来指引搜索方向和产生中间个体,且只需1个控制参数(混合比例参数),此外,通过缜密细致的双交叉策略,可有效控制交叉长度,因此BS算法具有架构简单、全局搜索能力强的优点。但是BS算法存在收敛速度慢的问题,为此本文在变异计算中采用文献[14]中的最优学习进化方程,以提升算法的收敛性和搜索精度。在BS算法的每次循环迭代中,通过设置历史种群来确定搜索方向,并按一定概率将种群 U^c 信息赋予给历史种群 U^0 ,同时对 U^0 中个体的位置进行随机排列,由此可实现对种群位置信息的记忆功能。在变异过程中,对种群的每个个体 u_i 按式(30)进行基于最优学习的变异操作,生成中间个体 y_i ^[14]。

$$y_i = u_{\text{best}} + F(u_{\text{gr_best}} - u_i + u_{r_1}^0 - u_{r_2}) \quad (30)$$

其中, $i, r_1, r_2 \in \{1, 2, \dots, N_p\}$,且互不相等, N_p 为种群规模; $u_{\text{gr_best}}$ 、 u_{best} 和 u_{r_2} 分别为 U^c 的较优个体、最优个体和第 r_2 个个体; $u_{r_1}^0$ 为 U^0 的第 r_1 个个体; F 为变异尺度系数,用于控制变异程度。

3.2 可行性和非劣性综合排序

由于优化模型存在诸多约束条件,算法在进化早期会有较多个体处在不可行域内进行无意义计算,导致寻优效率较低。现有方法一般是通过构造罚函数对不满足约束的解施加额外惩罚项,但惩罚系数不能合理、灵活地设定,往往导致惩罚力度难以掌控。为了实现种群更为高效地进化至可行域内,本文设计了一种可行性排序机制。

每个个体 u_i 到其第*j*维变量约束的边界距离 $v_{i,j}$ 为:

$$v_{i,j} = \begin{cases} x_{\min,j} - x_{i,j} & x_{i,j} < x_{\min,j} \\ 0 & x_{\min,j} \leq x_{i,j} \leq x_{\max,j} \\ x_{i,j} - x_{\max,j} & x_{i,j} > x_{\max,j} \end{cases} \quad (31)$$

其中, $j \in \{1, 2, \dots, N_s\}$, N_s 为模型中约束变量的维数; $x_{i,j}$ 为个体 u_i 的第*j*维约束变量值; $x_{\min,j}$ 、 $x_{\max,j}$ 分别为第*j*维约束变量的下限和上限。

个体 u_i 的可行度 $C_{f,i}$ 为:

$$C_{f,i} = \begin{cases} \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \frac{v_{\max,j} - v_{i,j}}{v_{\max,j}} & v_{\max,j} > 0 \\ 1 & v_{\max,j} = 0 \end{cases} \quad (32)$$

其中, $v_{\max,j}$ 为种群中第*j*维约束变量至其边界距离的最大值。可行度 $C_{f,i}$ 可用于表征个体到其可行解区域的边界距离,其值越接近于1,个体到可行解区域的距离越近,当其值为1时,个体到达可行域内。

然后,对种群内所有个体按照可行度值进行降序排序,其目的在于将可行度设定为选择算子,通过选择机制筛选可行度值小的个体,保留可行度值大的个体,种群将朝可行域方向不断进化。当已经产生足够多的可行解个体时,进一步采用改进非劣排

序遗传算法 NSGA- II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm- II) 中的帕累托非劣性排序操作^[15],得到高质量帕累托最优解集。

3.3 算法流程

本文设计的基于 FNSBS 算法求解经济 / 风险优化调度流程如图 2 所示。图中, G_{max} 和 M_r 分别为最大迭代次数和 BS 算法的混合比例参数; N_p 为父种群规模。最后采用基于虚拟理想距离最短的原则从帕累托最优解集中选取出最佳折中解^[16]。

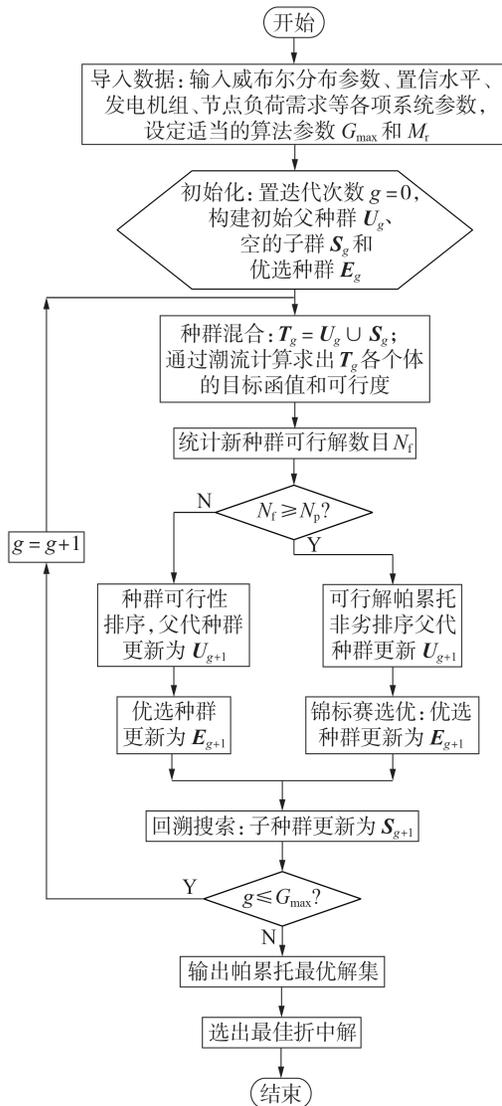


图 2 多目标优化调度计算流程图

Fig.2 Flowchart of multi-objective optimal scheduling calculation

4 算例分析

为验证本文计及风电置信风险的多目标优化调度计算方法的有效性,以含风电的 IEEE 30 节点系统为例进行仿真计算。系统中包含 6 台常规机组; 节点 22 接入 1 座风电场,该风电场位于地势平坦开阔地区,装有 25 台恒功率因数型风机(功率因数为

0.9), 风机参数 $W_r=3 \text{ MW}$ 、 $v_r=10 \text{ m/s}$ 、 $v_{in}=3 \text{ m/s}$ 、 $v_{out}=15 \text{ m/s}$ 、 $h=35 \text{ \$/ (MW \cdot h)}$; 系统中 4 台有载调压变压器和 9 台无功补偿装置的安装位置见附录中图 A1, 各变压器均有 9 个档位可供调节; 系统的其他各项网络及运行参数可参考文献[17]。

鉴于风速随机性较强,一般只能短期预测,因此含风电场系统的调度周期通常也不宜设置太长,为了控制各时段风电预测及其分布概率统计的误差范围,本文将调度周期定为 6 个时段。设通过短期预测得到的各时段系统风速分布形状参数 k_t 和 c_t , 系统总负荷需求 $P_{D,t}$ 和 $Q_{D,t}$, 如表 1 所示。本文将 IEEE 30 节点系统中各节点负荷数据作为时段 1 的节点负荷值,并以此为基础,分别根据各时段系统总负荷的变化比例进行等比缩放得到其他各时段的节点负荷。

表 1 不同时段的威布尔参数和负荷需求

Table 1 Weibull parameters and load demand in different periods

时段	c_t	k_t	$P_{D,t} / \text{MW}$	$Q_{D,t} / \text{Mvar}$
1	6.04	2.05	283.4	126.2
2	6.07	2.08	284.4	126.6
3	6.23	2.12	290.4	129.3
4	6.36	2.15	308.4	137.3
5	6.46	2.17	307.4	136.9
6	6.53	2.21	280.4	124.9

4.1 计及风电置信风险的多目标优化调度分析

基于本文提出的计及风电置信风险的多目标优化调度方法,得到不同置信水平下源网协调优化调度和常规发电优化调度的帕累托前沿对比如图 3 所示,对应成本-风险二维平面投影如附录中图 A2 所示。

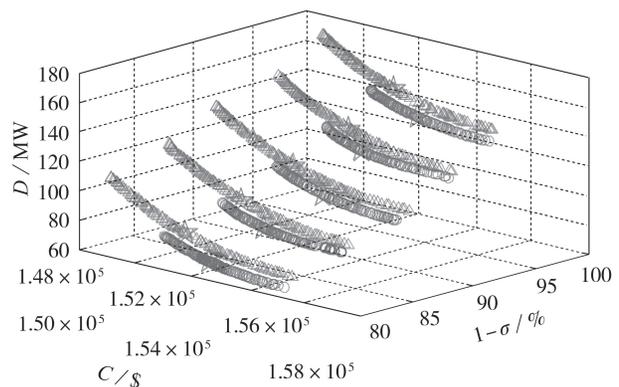


图 3 不同置信水平下的帕累托前沿

Fig.3 Pareto fronts under different confidence levels

从图 3 和图 A2 可以明显看出,系统综合运行成本 C 与风电置信风险 D 存在相互制约的关系,风电置信风险越高,则系统综合运行成本越低,经济性越好,反之亦然。这说明风电并网具有良好的环境 / 经济综合效应,风电并网功率越大,综合经济效益越

明显,但同时所带来的风电高估/低估综合风险也会越大,即高效益总是伴随着高风险。

图3和图A2还表明置信水平的设定不仅会影响风电高估/低估综合风险,还会对优化调度的综合成本产生直接影响。置信水平越高,调度方案考虑的风电不确定性区间越大,方案越趋于保守,综合运行成本会越高,同时风电高估/低估综合风险也会越高。因此,在图A2中呈现出置信度设定得越高,帕累托前沿位置越靠右上方,反之亦然。因此,根据实际需求设定适当的置信水平,优化调整调度方案,可灵活控制调度决策的保守性,实现以较低的风险获得较好的经济性。

进一步对比图3和图A2中的源网协调优化调度和常规发电调度的帕累托前沿可知,在相同的置信水平下,源网协调优化调度的帕累托前沿分布更广,这是因为通过对电网侧变压器、无功补偿装置等可控资源的协调控制,电网传输电力的灵活性增强,系统安全裕度上升,对风电的接纳能力更强,则可允许采用更高风电置信风险和更低综合成本的优化调度方案。另外,由图A2可见,相同的置信水平下源网协调优化调度的帕累托前沿更偏左下方,这说明和常规发电调度相比,源网协调优化调度的成本和风险总体都会更低。

基于优化所得的不同置信水平下最佳折中解,可求得表2所示不同置信水平下的风电高估风险功率偏差 D_H 和低估风险功率偏差 D_L ,以及图4所示风电成本和常规发电成本与置信水平的关系。

表2 不同置信水平下的风电高估/低估风险功率偏差
Table 2 Over/under estimated risk wind power derivation under different confidence levels

$1-\sigma / \%$	D_H / MW	D_L / MW
100	95.59	40.20
95	86.65	34.32
90	83.75	25.87
85	75.20	21.39
80	69.81	16.68

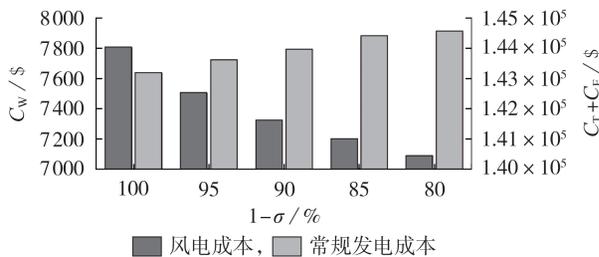


图4 不同置信水平下的风电和常规发电成本

Fig.4 Wind power and conventional power generation costs under different confidence levels

综合表2和图4可知,置信水平越低,系统风电高估/低估风险功率偏差越小,相应的风电成本越

低,常规发电成本越高。这是由于当负荷需求一定时,若系统中的风电出力越低,则常规发电出力占比越高,系统的可控裕度将会提升,运行风险性越小,因此,所得结果和实际情况相吻合。另外,图4中随着置信水平下降,常规发电成本上升的幅度明显大于风电成本下降的幅度,即系统总成本将会上升,这再次说明了降低系统风险性会以牺牲经济性为代价。

为进一步验证本文源网协调优化调度对网络电压分布及电压偏差的改善效果,以100%置信水平下源网协调调度最佳折中解的4时段各节点电压为例与常规调度进行比较,如图5所示(图中电压为标么值)。

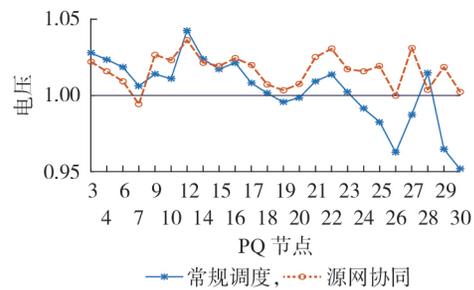


图5 网络节点电压水平对比

Fig.5 Comparison of network bus voltages

从图5中可以看出,在常规调度下,各节点的电压相差较大,且总体上与额定值存在较大偏差,甚至在末端节点26和30处的电压幅值已低至0.96 p.u.以下;而在源网协同优化调度下,各节点电压分布较为均衡,且总体电压偏差改善效果明显。

4.2 算法性能评价

为验证本文FNSBS算法求解计及风电置信风险的多目标优化调度问题的性能优势,以应用广泛的NSGA-II多目标优化算法作为参考,并采用相同的约束处理机制,记为FNSGA-II进行对比分析。2种算法得到的经济/风险优化调度帕累托前沿如图6所示(置信水平设为100%)。由图可见,在帕累托前沿准确性和非劣解均匀分布性方面,本文FNSBS

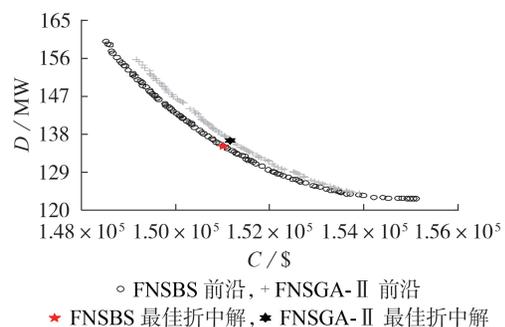


图6 2种算法的帕累托最优前沿对比

Fig.6 Comparison of Pareto optimal fronts between two algorithms

算法均明显优于 FNSGA- II。

由图 6 中 FNSBS 算法与 FNSGA- II 获得的极端解和最佳折中解可知,利用本文所提 FNSBS 算法获得的极端解和最佳折中解的运行成本和风险功率偏差均低于 FNSGA- II,这说明 FNSGA- II 并未获得帕累托最优解。可见,对于求解多目标优化调度问题,FNSBS 算法可以给决策人员提供更加准确而多样的控制方案,有助于帮助其做出更科学的决策。

4.3 可行性排序法性能分析

为体现本文所提可行性排序处理复杂约束的性能优势,与目前常用的罚函数法进行对比(惩罚因子值设定参考文献[18]),并采用相同的多目标进化机制进行计算,得到如图 7 所示的约束处理收敛曲线。

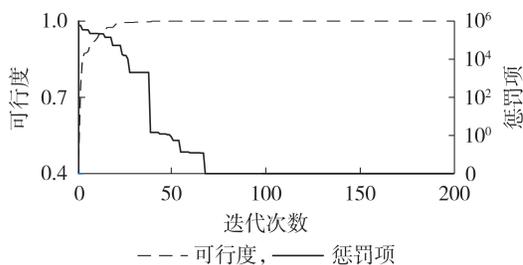


图 7 约束处理收敛曲线

Fig.7 Constraint processing convergence curves

图 7 中可行性趋于 1 或惩罚项趋于 0,表示种群中所有个体均落入可行域内。由图中可见:采用罚函数法时,种群需在第 70 代才能全部搜索至可行域内;而采用本文所提可行性排序法在第 42 代就能全部搜索至可行域内。采用罚函数法时需较多迭代次数的原因在于种群担负了寻找最优值和可行域的双重任务,在进化过程中可能会出现功能紊乱问题,影响算法收敛。同时,该结果也验证了基于式(32)对约束边界距离进行归一化计算,可以使种群快速地向可行域内进化。

5 结论

本文提出的基于机会约束概率的风电高估/低估置信风险功率偏差计算方法,可实现对风电风险性较为准确的评估和量化计算,在此基础上提出的计及风电置信风险的源网协调多目标优化调度方法可有效降低调度决策的保守性,实现更为灵活可靠的经济/风险优化调度,对于提升风电并网的经济性以及降低风险性具有明显效果。

本文提出的 FNSBS 多目标优化算法通过将可行性排序操作、非劣性排序操作和回溯搜索算法进行有机融合,可实现对多目标优化调度问题的高效求解,寻找到均匀、完整和准确的帕累托前沿。

本文方法还可进一步推广应用到综合考虑可再生能源并网及负荷侧需求响应的源网荷协调优化调度计算中。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

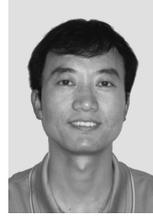
参考文献:

- [1] JIN J L, ZHOU D Q, ZHOU P, et al. Environmental / economic power dispatch with wind power[J]. Renewable Energy, 2014, 71: 234-242.
- [2] 陈功贵,陈金富. 含风电场电力系统环境经济动态调度建模与算法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10): 27-35, 22. CHEN Gonggui, CHEN Jinfu. Environmental / economic dynamic dispatch modeling and method for power systems integrating wind farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 27-35, 22.
- [3] 聂永辉,冯浩然,于永利,等. 含风电场的电力系统动态优化潮流[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 15-21. NIE Yonghui, FENG Haoran, YU Yongli, et al. Dynamic optimal power-flow of power system with wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2): 15-21.
- [4] LOUKATOU A, HOWELL S, JOHNSON P, et al. Stochastic wind speed modelling for estimation of expected wind power output[J]. Applied Energy, 2018, 228: 1328-1340.
- [5] PENG C H, SUN H J, GUO J F, et al. Dynamic economic dispatch for wind-thermal power system using a novel bi-population chaotic differential evolution algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 42(1): 119-126.
- [6] 钱臻,刘建坤,陈静,等. 计及风电不确定性的含 UPFC 电力系统的两阶段最优潮流[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 80-86. QIAN Zhen, LIU Jiankun, CHEN Jing, et al. Two-stage OPF considering wind-power uncertainty for power system with UPFC[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 80-86.
- [7] 尹青,杨洪耕,马晓阳. 含大规模风电场的电网概率无功优化调度[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 514-520. YIN Qing, YANG Honggeng, MA Xiaoyang. Probabilistic optimal reactive power dispatch of power grid with large-scale wind farm integration[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 514-520.
- [8] 张倩文,王秀丽,杨廷天,等. 含风电场电力系统的鲁棒优化调度[J]. 电网技术, 2017, 41(5): 1451-1463. ZHANG Qianwen, WANG Xiuli, YANG Tingtian, et al. A robust dispatch method for power grid with wind farms[J]. Power System Technology, 2017, 41(5): 1451-1463.
- [9] MA Y F, HAO Y, ZHAO S Q, et al. Security constrained economic dispatch of wind-integrated power system considering optimal system state selection[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(1): 27-36.
- [10] 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. ZHANG Da, PENG Chunhua, SUN Huijuan. Multi-objective dynamic economic emission dispatch of large-scale wind power integration[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2019, 36(5): 129-135.
- [11] BISWAS P P, SUGANTHAN P N, QU B Y, et al. Multiobjective economic-environmental power dispatch with stochastic wind-solar-small hydro power[J]. Energy, 2018, 150: 1039-1057.
- [12] ELATTAR E E. Modified harmony search algorithm for combined economic emission dispatch of microgrid incorporating renewable sources[J]. Energy, 2018, 159: 496-507.
- [13] CIVICIOGLU P. Backtracking search optimization algorithm for numerical optimization problems[J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(15): 8121-8144.
- [14] 李牧东,赵辉,翁兴伟. 具有广泛学习策略的回溯搜索优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(4): 958-963.

- LI Mudong, ZHAO Hui, WENG Xingwei. Backtracking search optimization algorithm with comprehensive learning strategy[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(4):958-963.
- [15] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA- II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [16] 彭春华, 于蓉, 孙惠娟. 基于K-均值聚类多场景时序特性分析的分布式电源多目标规划[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(10):58-65.
- PENG Chunhua, YU Rong, SUN Huijuan. Multi-objective DG planning based on K-means clustering and multi-scenario timing characteristics analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10):58-65.
- [17] CHAIB A E, BOUCHEKARA H R E H, MEHASNI R, et al. Optimal power flow with emission and non-smooth cost functions using backtracking search optimization algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 81:64-77.
- [18] SHAHEEN A M, EL-SEHIEMY R A, FARRAG S M. Solving

multi-objective optimal power flow problem via forced initialised differential evolution algorithm[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(7):1634-1647.

作者简介:



彭春华

彭春华(1973—),男,江西乐平人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为智能电网优化运行与调度(E-mail: chinapch@163.com);

温泽之(1994—),男,江西奉新人,硕士研究生,研究方向为电力系统优化调度(E-mail: 553738564@qq.com);

孙惠娟(1982—),女,江西南昌人,副教授,主要研究方向为配电网规划与优化运行(E-mail: hjsun@ecjtu.edu.cn);

查海涛(1978—),男,江西星子人,高级工程师,研究方向为水电生产(E-mail: 546697305@qq.com)。

(编辑 王锦秀)

Source-grid coordination multi-objective optimal scheduling considering confidence risk of wind power

PENG Chunhua¹, WEN Zezhi¹, SUN Huijuan¹, ZHA Haitao²

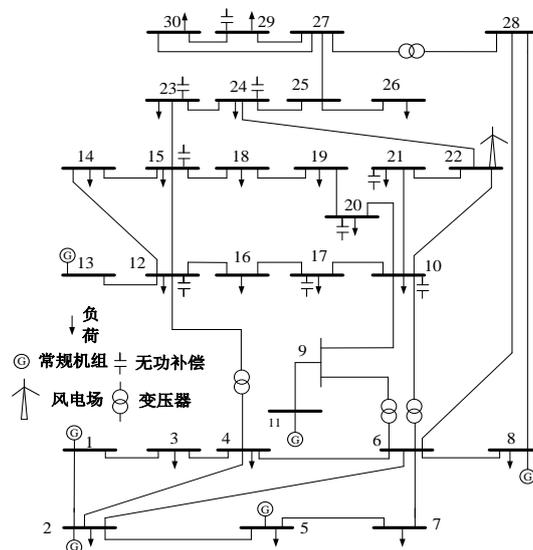
(1. School of Electrical & Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Zhelin Hydropower Plant, State Grid Jiangxi Electric Power Company, Jiujiang 332000, China)

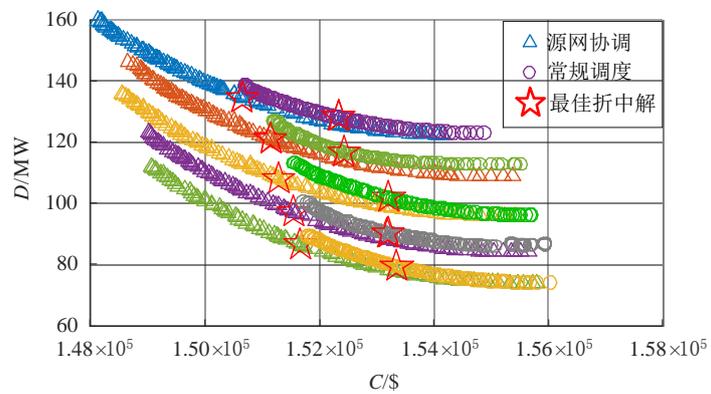
Abstract: In order to evaluate the risk of power system optimal scheduling brought by wind power over/under-estimation more reasonably and flexibly, and reduce the conservativeness of scheduling decision, a quantitative calculation method of wind power over/under-estimation confidence risk power derivation is proposed based on wind power chance constraints, the transformer ratio regulation and reactive power compensation capacity optimization are introduced into the decision variables, and a multi-objective optimal economy/risk scheduling model considering wind power confidence risk and source-grid coordination operation is established. A FNSBS(Feasible and Non-dominated comprehensive Sorting Backtracking Search) algorithm is proposed to achieve efficient and accurate solution of the scheduling model. Case results of IEEE 30-bus system verify the effectiveness and superiority of the proposed method.

Key words: wind power; confidence risk; source-grid coordination; multi-objective optimal scheduling; backtracking search algorithm

附录:



图A1 含风电的 IEEE 30 节点系统
Fig.A1 IEEE 30-bus system with wind power



图A2 成本-风险二维平面投影
Fig.A2 Equatorial projection of cost-risk

表 A1 100%置信水平下的源网协调最佳折中解方案

Table A1 Best compromise solution of source-grid coordination under 100% confidence level

时段	P_{G1}/MW	P_{G2}/MW	P_{G5}/MW	P_{G8}/MW	P_{G11}/MW	P_{G13}/MW	W/MW	V_{G1}	V_{G2}
1	134.949	39.259	22.908	22.413	17.491	20.728	32.215	1.070	1.052
2	82.127	56.926	27.738	34.234	24.511	26.488	36.856	1.033	1.024
3	107.788	57.870	26.178	20.603	24.473	21.947	37.287	1.038	1.026
4	133.601	53.341	24.922	24.947	22.955	18.793	37.188	1.050	1.021
5	112.554	48.452	28.562	33.159	21.379	28.931	40.562	1.038	1.028
6	127.898	43.482	23.282	20.538	16.010	16.599	39.016	1.028	1.029
时段	V_{G5}	V_{G8}	V_{G10}	V_{G11}	$T_{11(6-9)}$	$T_{12(6-10)}$	$T_{15(4-12)}$	$T_{36(28-27)}$	$Q_{C10}/Mvar$
1	1.029	1.022	0.981	1.057	0	0	0	0	0
2	1.003	1.017	1.007	1.071	0	0	0	0.95	0
3	0.999	1.009	1.020	1.021	0	0	0	0.95	0
4	0.995	1.005	1.052	1.072	0	1.025	0	0.95	1.730
5	1.035	1.029	1.034	1.026	1.05	1.025	1	0.95	1.730
6	1.012	1.017	1.013	1.028	1.05	1.025	1	0.95	1.730
时段	$Q_{C12}/Mvar$	$Q_{C15}/Mvar$	$Q_{C17}/Mvar$	$Q_{C20}/Mvar$	$Q_{C21}/Mvar$	$Q_{C23}/Mvar$	$Q_{C24}/Mvar$	$Q_{C29}/Mvar$	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	0	3.465	0	
4	3.019	0	3.341	0	0	2.387	3.465	2.170	
5	3.019	0	3.341	2.615	1.356	2.387	3.465	2.170	
6	3.019	3.542	3.341	2.615	1.356	2.387	3.465	2.170	

注：表中 V、T 均为标么值。

表 A2 100%置信水平下的常规调度最佳折中解方案

Table A2 Best compromise solution of regular scheduling under 100% confidence level

时段	P_{G1}/MW	P_{G2}/MW	P_{G5}/MW	P_{G8}/MW	P_{G11}/MW	P_{G13}/MW	W/MW
1	134.994	46.838	24.463	26.220	15.591	14.910	26.973
2	75.005	59.319	29.620	34.913	29.682	30.130	29.898
3	99.879	57.266	25.431	34.647	23.509	23.576	31.117
4	135.063	53.604	24.626	33.112	19.651	17.484	32.001
5	107.140	59.051	27.474	34.880	25.991	25.162	33.422
6	128.947	50.269	21.706	22.700	15.776	14.945	32.357