

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2019.03.005

基于 IGDT 的网架重构过程中风电场出力调度

刘昌盛¹, 谢云云¹, 王晓丰², 李凯嵘¹

(1. 南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094;

2. 温州港集团有限公司信息技术分公司, 浙江 温州 325000)

摘要:风电具有启动功率小、启动速度快等特点,在停电系统恢复过程中利用风电为其提供功率支持,可以加快系统负荷的恢复。由于风电出力的不确定性,需要对风电场出力进行调度,减小风电场出力的波动范围,在保证已恢复系统安全的前提下提高风电的利用效率。为此,文中提出了一种基于信息间隙决策理论(IGDT)的风电场出力调度方法。首先建立不考虑风电出力不确定性时的风电场出力参考值确定性模型,然后基于 IGDT 方法将确定性优化模型转变为考虑风电不确定性的风电场出力调度优化模型,再利用人工蜂群算法对优化模型进行求解,最后以 IEEE 39 节点系统和江苏实际系统为例验证了文中方法的有效性。

关键词:电力系统恢复;不确定性;风电场出力调度;信息间隙决策理论

中图分类号:TM732

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)03-0027-07

0 引言

电力系统停电恢复过程可以分为黑启动阶段、网架重构阶段和负荷恢复阶段。在网架重构过程中,由于黑启动电源数量和功率的限制以及非黑启动机组的冷热启动时间限制和爬坡率限制,网架重构过程中能够提供的功率支持较为有限^[1-2],需要尽快恢复更多的电源,增加负荷的恢复量,降低停电的损失^[3]。随着化石能源的枯竭和全球碳排放限制,以风电为代表的新能源发电在全球发电量中的占比不断增加^[4-7]。且风电具备启动功率小、启动速度快等特点,可快速为停电系统提供功率支持,加快负荷的恢复速度。

由于风电出力的不确定性,以最佳功率点跟踪为目标的风力发电无法参与停电系统的恢复。随着风电控制技术的发展,风电场具备了根据电网要求控制功率输出的能力,即风电场参与的电力系统调度^[8-11]。现有研究中假设风电参与系统恢复时出力为恒定值^[7],但风电出力保持恒定需要出力参考值小于最小预测值,削减了较多的风电功率,降低了系统恢复的效率。由于已恢复系统能够承受一定的功率波动,在其承受范围内,优化风电出力区间^[12-13],可以接入更多的风电,加快电网的恢复速度。

考虑到风电出力的不确定性,难以用精确的概率分布函数或模糊模型描述,不确定性处理中常用

的概率方法^[14]、模糊方法^[15]难以应用。虽然已经有研究采用鲁棒方法优化风电出力^[16],但鲁棒方法仅能提供较为保守的决策结果,不能人为选择。现有研究中常采用信息间隙决策理论(information gap decision theory, IGDT)解决无法获取不确定性参数精确模型的问题。IGDT 能够保证优化结果不小于预设目标的前提下,评估出不确定性参数的最大波动范围。通过不同预设目标,可以得到多种不同功率波动区间的决策方案,以供选择。目前该方法已经被广泛应用于机组组合^[17]、经济调度^[18]等研究中。针对文中的问题,IGDT 能够在不同最低出力要求下,评估出风电场出力参考值方案和系统能够接受的风电场出力波动范围,为调度决策提供支持。

基于此,文中提出了基于 IGDT 的网架重构过程中风电场出力参考值优化方法。首先分析了未考虑风电出力不确定性的优化模型的不足,然后基于 IGDT 建立了考虑风电不确定性的风电场出力参考值优化模型和求解方法,最后通过 IEEE 39 节点系统及江苏实际系统仿真验证了考虑风电出力不确定性的必要性和文中所提 IGDT 模型的有效性。

1 考虑风电场出力不确定性的风电场出力调度优化模型

风电出力的不确定性使风电场出力参考值存在一个最优值,能够在保证系统安全的前提下最大化风电场出力。本章首先分析了确定性模型的不足,然后建立了基于 IGDT 的风电场出力调度优化模型。

收稿日期:2018-12-23;修回日期:2019-02-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507080,616732-13)

1.1 风电场出力确定性优化模型

1.1.1 目标函数

在网架重构过程中,需要尽可能多的电源出力,以增加待恢复机组和负荷恢复量。因此,风电场出力的优化目标为最大化出力参考值:

$$\max \sum_{i=1}^m P_{\text{dis}_i} \quad (1)$$

式中: m 为系统中接入风电场数量; P_{dis_i} 为风电场 i 的出力。

1.1.2 约束条件

(1) 风电场出力约束。风电场出力不超过风电场最大预测有功出力:

$$0 \leq P_{\text{dis}_i} \leq n_i P_{\text{max}_i}(v_{\text{pre}_i}) \quad (2)$$

式中: n_i 为风电场 i 中风机数量; v_{pre_i} 为风电场 i 内各风机的预测风速; $P_{\text{max}_i}(v_{\text{pre}_i})$ 为风速条件 v_{pre_i} 下各风电机组能够输出的最大有功功率。

(2) 出力参考值变化时的暂态频率约束。由于电网恢复状态和风速的变化,调度会周期性地调度风电场出力。风电场出力参考值的变化 $\sum \Delta P_{\text{dis}_i}$ 引起的电网频率变化量需要在安全范围内:

$$\sum_{i=1}^n \Delta P_{\text{dis}_i} / \sum_{j=1}^{n_G} \frac{P_{G_j}}{df_j} \leq \Delta f_{\text{max}} \quad (3)$$

式中: P_{G_j} 为已恢复系统中机组 j 的有功出力; n_G 为已恢复系统中的常规机组数量; df_j 为机组 j 的暂态频率响应值,取值参考文献[19]; Δf_{max} 为暂态频率最大允许上升值;单次风电场最大有功投入量是为了确保每次风电场投入的有功冲击不至于导致暂态频率上升 Δf_{max} ,文中 Δf_{max} 取0.5 Hz。

(3) 系统潮流约束。

$$\begin{cases} P_i + P_{\text{dis}_i} = P_{L_i} + V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_i = Q_{L_i} + V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: P_i, Q_i 分别为节点 i 的系统有功、无功注入功率; P_{L_i}, Q_{L_i} 分别为节点 i 的负荷有功和无功功率; V_i, V_j 分别为节点 i, j 的电压; N 为节点数; G_{ij}, B_{ij} 分别为节点 i 与 j 之间的电导、电纳; δ_{ij} 为 V_i 与 V_j 相角差。

(4) 常规机组出力约束。

$$\begin{cases} P_{G_{\text{min}}} \leq P_{G_i} \leq P_{G_{\text{max}}} \\ Q_{G_{\text{min}}} \leq Q_{G_i} \leq Q_{G_{\text{max}}} \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_{G_i}, Q_{G_i} 分别为常规机组的有功和无功出力; $P_{G_{\text{max}}}, P_{G_{\text{min}}}$ 分别为常规机组有功的最大和最小出

力; $Q_{G_{\text{max}}}, Q_{G_{\text{min}}}$ 分别为常规机组无功的最大和最小出力。

通过式(1)一式(5),可以得到在不考虑风电出力不确定性时风电场出力参考值。但由于风速的不确定性,实际风机出力会在该参考值与风机最小出力之间波动,在这个范围内波动时,可能影响已恢复系统的安全。因此,风电出力不确定性是风电场出力参考值优化时必须考虑的因素。

1.2 IGDT 简介

IGDT 针对难以获得精确概率分布函数或模糊参数的不确定场景,在未知不确定性参数具体分布的条件下,评估出优化目标不小于预设目标时不确定性参数的最大波动范围。针对文中问题,IGDT 方法能够在未知风电出力波动分布函数的条件下,评估出风电场功率参考值不小于预设目标时最大的功率波动范围。可以设定不同的预设目标,求解不同预设目标下可接受的最大风电场出力波动范围,通过预估的最大风电出力波动幅度,选择相应风电场出力参考值方案。具体来说,对一个优化模型:

$$\begin{cases} \max_d B(X, d) \\ \text{s.t. } H(X, d) = 0 \\ G(X, d) \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: X 为输入参数; d 为决策变量; $B(X, d)$ 为优化目标; $H(X, d) = 0$ 和 $G(X, d) \leq 0$ 分别为等式约束和不等式约束。

当 X 为不确定参数时,假设 X 围绕预测值 \tilde{X} 波动,则不确定参数 X 可以用信息差距模型^[20]表示:

$$X \in U(\alpha, \tilde{X})$$

$$U(\alpha, \tilde{X}) = \{X : |(X - \tilde{X})/\tilde{X}| \leq \alpha\} \quad (7)$$

式中: α 为不确定参数的波动范围; $U(\alpha, \tilde{X})$ 为 X 取值的集合。

假设确定性模型的最优解为 B_0 ,考虑输入参数为不确定参数时,不确定性优化结果难以达到确定性模型最优解。为了保证不确定性模型的优化效果,设定一个最低预设目标 B_c :

$$B_c = (1 - \delta)B_0 \quad (8)$$

式中: δ 为偏差因子,即确定性模型最优解和最低预设目标之间的偏差程度,取值范围为 $[0, 1)$ 。 δ 越大,表示决策解越保守。

当不确定性优化的预设目标确定后,原优化模型(6)的优化目标即可转变为最小目标函数大于最小预设目标的约束条件。此时,未知的变量为不确定参数的波动范围,使其成为新的优化目标。因此,优化模型(6)转变为新的优化模型:

$$\begin{cases} \max \alpha \\ \text{s.t.} & \min B(X, d) \geq B_c \\ & B_c = (1 - \delta) B_0 \\ & H(X, d) = 0 \\ & G(X, d) \leq 0 \\ & X \in U(\alpha, \tilde{X}) \end{cases} \quad (9)$$

通过式(9)中的优化模型,可以获得不确定性优化结果不小于预设目标 B_c 的前提下,不确定参数的最大波动范围 α 。也就是说,当不确定性参数在 α 范围内波动时,不确定性优化结果一定大于预期目标 B_c ,且能保证系统的安全,从而得到了能够抵抗不确定性参数波动的决策方案。

相对于鲁棒优化先假定一个风电出力的预测范围,再优化得到该预测范围内的风电出力区间,文中IGDT方法是先预设一组最小风电出力目标,求解在该目标下最大的风电出力波动区间,再根据预测风电波动范围匹配相应的方案。IGDT方法相对于鲁棒方法更为灵活,既可以得到较为保守的方案,也可以得到存在一定风险的乐观方案,满足不同场景对风险的偏好。

1.3 考虑风电场出力不确定性的IGDT风电场出力优化模型

根据式(7)的模型,风电场出力波动的不确定性可以用信息差距模型表示:

$$\begin{cases} P_{\text{act}} \in U(\alpha, P_{\text{dis}}) \\ U(\alpha, P_{\text{dis}}) = \{X: (P_{\text{dis}} - P_{\text{act}})/P_{\text{dis}} \leq \alpha\} \end{cases} \quad (10)$$

式中: P_{act} 为风电场的实际有功出力,其值在 $((1-\alpha)P_{\text{dis}}, P_{\text{dis}})$ 范围内波动。

若原确定性模型下得到预想方案的风电场总有功出力为 B_0 ,决策者根据经验给定风电场有功出力的可接受最小值 B_c ,则将原优化模型中的约束条件转变为新优化模型的约束条件:

$$\begin{cases} \min \left(\sum_{i=1}^m P_{\text{dis},i} \right) \geq B_c \\ B_c = (1 - \delta) B_0 \end{cases} \quad (11)$$

在风速波动时,风电场实际出力模型如式(11)所示。当各风电场实际有功出力最小时,总的风电场有功投入量最小,式(11)可以修改为:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^m (1 - \alpha) P_{\text{dis},i} \geq B_c \\ B_c = (1 - \delta) B_0 \end{cases} \quad (12)$$

风电场出力不确定的频率变化同样需要在安全范围内。由于风电场处于同一区域,假设风电场受风速影响一致,故取较为保守的情况,将所有风

电场有功出力波动值累加。需要增加新考虑风电出力波动的暂态频率约束为:

$$\sum_{j=1}^m \alpha P_{\text{dis},j} / \sum_{i=1}^{n_G} \frac{P_{G_i}}{df_i} \leq \Delta f_{\text{max}} \quad (13)$$

由于风电场出力波动是一个非常快速的动态过程,所以系统潮流约束、常规机组和风电机组的出力约束与确定性模型相同。

综上,风电场有功出力IGDT优化模型为:

$$\begin{cases} \max \alpha \\ \text{s.t.} & (2)-(5), (12)-(13) \end{cases} \quad (14)$$

该模型得到的风电场出力参考值方案,对风电场实际有功出力值的不确定性具有鲁棒性,即实际有功出力值在 $(1-\alpha, 1)$ 内波动时,决策解都能保证所有投入风电场的有功出力和不低于 $(1-\alpha)B_0$ 。从而实现了在保证电网安全的前提下,最大化风电场出力参考值,为电网的恢复提供功率支持。

1.4 模型求解

文中建立的风电场有功出力优化模型属于非线性优化模型,难以快速求解,智能算法是最为常用的求解方法。考虑到人工蜂群算法具有参数少、易于参数调整、收敛性快和求解稳定性高的特点^[21-22],文中算例采用人工蜂群算法对优化模型进行求解。该模型同样可以采用遗传算法、粒子群算法等智能算法求解。

文中方法实际应用时,首先在不考虑风电场有功出力不确定的条件下求得风电场的出力方案,即确定性模型的结果。利用此结果与给定的偏差因子 δ 来优化风电场出力的风电波动范围 α ,从而根据不同偏差因子对应的波动范围,结合风电预测出力的范围,选择符合要求的出力方案。

2 算例分析

2.1 仿真场景

采用IEEE10机39节点系统验证文中方法的有效性,电网拓扑如图1所示,其中30号机组为水电机组,具备自启动能力,其余均为火电机组,不具备自启动能力。系统参数见表1和表2,表1中节点电压均为100kV。

假设当前除了自启动机组以外,37、38、39、33号机组已经恢复,图1中蓝色实线为已恢复路径。此时37号机组出力为51.2MW,38、39号机组已经启动但还没有开始并网发电,节点25已恢复负荷量为60MW,节点26已恢复负荷量为50MW,节点29已恢复负荷量为30MW,节点39已恢复负荷量为106MW,节点27已恢复负荷量为96MW,节点16

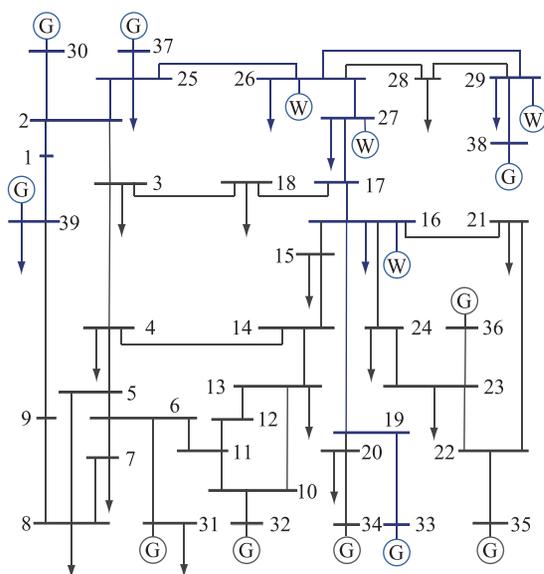


图1 IEEE-39节点系统

Fig.1 IEEE-39bus system

表1 IEEE-39节点系统节点数据

Table 1 The node data of IEEE-39 bus system

节点类型	节点名称	有功负荷 /MW	有功负荷 /MW	最大发电容量/MW
BS	BUS-30			250
B	BUS-1			
B	BUS-2			
BQ	BUS-39	1 104	250	1 000
B	BUS-25	224	47.2	
BQ	BUS-37			540
B	BUS-26	139	17	
B	BUS-29	283.5	26.9	
BQ	BUS-38			830
B	BUS-27	281	75.5	
B	BUS-17			
B	BUS-16	329	32.3	
B	BUS-19			
BQ	BUS-33			632

注:BS为黑启动机组;BQ为待恢复常规机组;B为普通节点。

已恢复负荷量为136 MW。由已经恢复的小系统为33号机组提供厂用电。节点26、29、27、16上接有风电场。风电场内风机假设为同一类型风机双馈风机,当前时刻各风电场出力参考值、各风电场预测最大出力如表3所示。

2.2 基于IGDT的风电场有功出力优化结果

在不考虑风电场出力不确定性时,求解得到的当前时刻各风电场有功出力为:75 MW, 109.5 MW, 94.5 MW, 94.5 MW。当考虑风电场出力的不确定性时,通过改变偏差因子 δ ,确定不同的期望目标,求解基于IGDT理论的风电场出力优化模型,可以得

表2 IEEE-39节点系统支路数据

Table 2 The branch data of IEEE-39 bus system

支路类型	首端节点	末端节点	等效电阻 /p.u.	等效电抗 /p.u.	对地电纳 (B/2)
T	BUS-30	BUS-2		0.018 1	
L	BUS-1	BUS-2	0.003 5	0.041 1	0.349 35
L	BUS-1	BUS-39	0.001 0	0.025 0	0.375 0
L	BUS-2	BUS-25	0.007 0	0.008 6	0.073 0
T	BUS-25	BUS-37	0.000 6	0.232 0	
L	BUS-25	BUS-26	0.003 2	0.032 3	0.256 5
L	BUS-26	BUS-29	0.005 7	0.062 5	0.514 5
T	BUS-29	BUS-38	0.000 8	0.015 6	
L	BUS-26	BUS-27	0.001 4	0.014 7	0.119 8
L	BUS-27	BUS-17	0.001 3	0.017 3	0.160 8
L	BUS-17	BUS-16	0.000 7	0.008 9	0.067 1
L	BUS-16	BUS-19	0.001 6	0.019 5	0.152 0
T	BUS-19	BUS-33	0.000 7	0.014 2	

注:L为输电线路;T为变压器。

表3 风电场出力参数

Table 3 The output paramerers of wind farm

风电场	当前时刻风电场出力/MW	风电场预测最大出力/MW
26	70	120
29	100	100
27	90	150
16	75	750

到相应的不确定参数最大波动幅度 α 以及对应的风电场出力参考值方案,如表4所示。

表4 基于IGDT的风电场有功出力优化结果

Table 4 Optimal results for wind farm output based on IGDT

δ	α	各风电场有功出力/MW				化结果 /MW	最低投入量/MW
		26	29	27	16		
0.0	0.00	75.0	109.5	94.5	94.5	373.50	373.50
0.1	0.09	76.5	111.0	93.0	91.5	337.02	336.15
0.2	0.18	70.5	114.0	88.5	91.5	298.87	298.80
0.3	0.20	67.5	105.0	75.0	81.0	262.52	261.45
0.4	0.23	58.5	93.0	73.5	67.5	225.12	224.10
0.5	0.26	54.0	79.5	63.0	57.0	187.23	186.75
0.6	0.30	57.0	60.0	54.0	45.0	149.64	149.40
0.7	0.36	40.5	52.5	46.5	45.0	118.55	112.05
0.8	0.46	25.5	48.0	37.5	31.5	77.56	74.70
0.9	0.57	13.5	37.5	34.5	30.0	49.24	37.35

从表4中可以看到, δ 和 α 呈正相关,预期最低风电场出力参考值总量越小,允许的风电场实际出力波动越大。这表明,预期风电场出力参考值越小,该方案可以抵抗较大的有功出力波动,这与实际运行中的经验相符。在实际操作过程中,可以根

据历史数据确定风电场出力的下限,选择合适的风电场投入方案。方案的选择可以根据偏好,选择较为保守或较为冒险的方案。

2.3 不同方法对比

为了验证考虑风电场出力不确定性的必要性,分别用确定性模型、模糊机会约束模型和IGDT模型求解风电场投入方案。确定性模型和IGDT模型为前文所介绍的模型,模糊机会约束模型采用文献[13]中的模型。

由于模糊参数未知,文中采用多组参数进行仿真,置信水平参数 β 、风险参与系数 λ 分别取0.6和0.4,选择最好结果的参数为后续方案。

假设风电场实际有功出力的波动区间为 $[0.7, 1]$,每次仿真中实际风电场有功出力在该范围内随机生成,重复20次仿真,每次试验按照3种模型求解出的风电场出力方案得到的总风电场出力如图2所示。当实际出力波动时,如果恢复方案无法满足安全约束,则总风电场出力记为0。当实际风电场出力波动时,仿真中存在相当部分的确定性模型及模糊模型求解结果无法满足安全约束的情况。

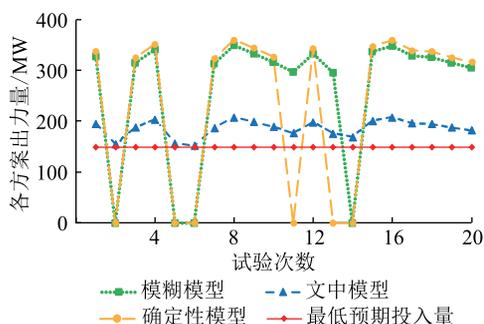


图2 3种模型结果对比

Fig.2 The comparison for results between three models

从图2中可以看出,20次比较实验中,确定性模型、模糊模型求解得到的风电场投入方案在实际投入过程中由于风机有功出力量的不确定性导致某些安全约束的越限。确定性方案中有6次因为风电场出力波动过大导致频率越限,模糊方案中则出现4次,略优于确定性方案。而文中基于IGDT模型的风电场有功出力优化方法求解得到的风电场投入方案能够承受一定范围内的有功出力波动,风电场出力较另2种方案偏小,但是没有出现频率越限的情况。通过选择合适的出力方案即可在保证满足系统安全约束的前提下达到预期的最低有功出力目标。

2.4 江苏实际系统仿真结果

为了进一步验证文中方法在实际系统中的有

效性,以江苏电网为例进行仿真分析。宜兴抽水蓄能电站为黑启动电源,具有自启动能力,黑启动电源所在3个分区作为仿真系统。电网拓扑如图3所示,该系统包含7台发电机节点,共有78个节点,95条线路。图中绿色节点为发电机节点,深蓝色节点为黑启动机组节点,红色节点为风电场节点,蓝色线路为已恢复线路,蓝色线路所连接的节点构成了已恢复系统。

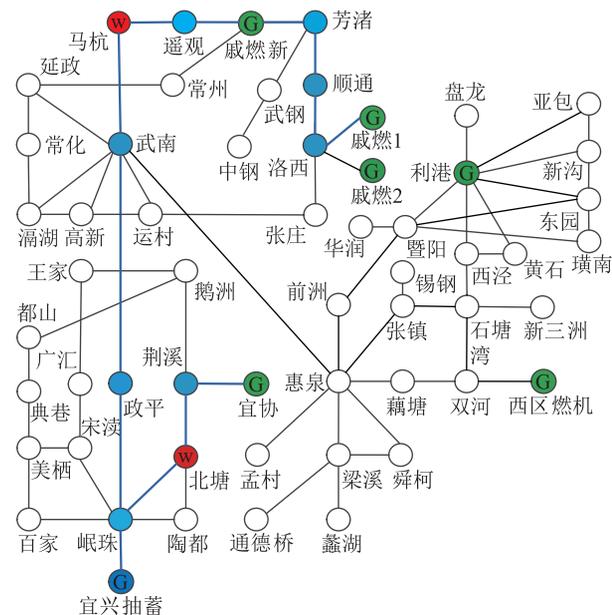


图3 江苏电网3个分区系统

Fig.3 Three subarea systems of Jiangsu grid

从图3中可以看出,在当前时步,除了黑启动电源以外,苏宜协,威燃新机组已经恢复。此时苏宜协出力为17.55 MW,威燃新已经启动但还没有开始并网发电,苏珉珠已恢复负荷量为28 MW,苏北塘已恢复负荷量为85 MW,苏荆溪已恢复负荷量为48 MW,苏马杭已恢复负荷量为52 MW,苏芳渚已恢复负荷量为28 MW,苏洛西已恢复负荷量为38 MW。由已经恢复的小系统为苏威燃1号提供厂用电,苏北塘节点,苏马杭节点接有风电场,风速条件,风机类型及参数与IEEE 39节点系统算例相同,4个风电场机组数量、当前时刻各风电场出力、各风电场预测最大有功出力如表5所示。

表5 风电场出力参数

Table 5 The output parameters of wind farm

出力类型	苏北塘风电场	苏马杭风电场
当前时刻风电场出力/MW	65	40
风电场最大预测出力/MW	105	75

在不考虑风电场出力不确定性时,求解得到的当前时刻各风电场有功出力为94.5 MW和69 MW。

当考虑风电场出力的不确定性时,通过改变偏

差因子 δ , 确定不同的期望目标, 求解基于 IGDT 方法的风电场出力优化模型, 可以得到相应的偏差因子 δ 对应的最大波动幅度 α 以及对应的风电场投入方案, 如表 6 所示。

表 6 基于 IGDT 的风电场有功出力鲁棒优化结果

Table 6 Optimal results for wind farm output based on IGDT

δ	α	各风电场有功出力/MW		优化结果 /MW	最低投入 量/MW
		苏北塘	苏马杭		
0.0	0.00	94.5	69.0	163.50	163.50
0.1	0.09	94.5	69.0	147.90	147.15
0.2	0.19	93.0	67.5	130.81	130.80
0.3	0.20	84.0	60.0	115.06	114.45
0.4	0.23	72.0	55.5	98.21	98.10
0.5	0.26	63.0	49.5	82.82	81.75
0.6	0.30	54.0	40.5	65.70	65.40
0.7	0.37	48.0	31.5	49.95	49.05
0.8	0.47	39.0	24.0	33.37	32.70
0.9	0.64	36.0	10.5	16.95	16.35

从表 6 可以看出, 采用文中方法可以得到不同波动幅度下的风电场投入方案, 在实际操作过程中, 可以根据历史数据确定风机出力波动的大致范围, 查表选择合适的风电场投入方案。

3 结论

风电场的调度使得风电场具备了参与网架重构的能力。由于风速的不确定性, 产生的风电场出力波动会对已恢复系统产生有功冲击。但如果将风电控制为稳定出力, 又会大大降低风电的支撑能力。为了提高风能参与系统恢复的效率, 文中提出了一种基于 IGDT 的风电场出力参考值优化模型。仿真研究结果表明: (1) 该方法确定的风电场出力方案能够在满足已恢复系统安全约束的条件下承受风电场出力波动, 且保证风电场出力参考值不会低于最低预期风电场出力; (2) 文中模型的优化结果与确定性、模糊机会约束模型相比, 文中模型能够保证已恢复系统的安全性的基础上, 增加风电场的出力, 提高停电系统的恢复效率。

文中方法在选择最终方案时具有一定的主观性, 后续将对降低调度人员选择主观性的方法进行研究。

参考文献:

[1] 李少岩, 顾雪平, 梁海平. 给定恢复目标的扩展黑启动方案路径优选[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(16): 59-64.
LI Shaoyan, GU Xueping, LIANG Haiping. Energizing path optimization for extended blacked-start schemes with given

recovery targets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(16): 59-64.

- [2] 顾雪平, 钟慧荣, 贾京华, 等. 电力系统扩展黑启动方案的研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(28): 25-32.
GU Xueping, ZHONG Huirong, JIA Jinghua, et al. Extended-black-start schemes of power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(28): 25-32.
- [3] HOU Y, LIU C C, SUN K, et al. Computation of milestones for decision support during system restoration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1399-1409.
- [4] 杜康, 刘艳, 叶茂, 等. 辅助风电场参与初期黑启动时储能电站容量配置策略[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 62-68.
DU Kang, LIU Yan, YE Mao, et al. Capacity configuration strategy of energy storage power station when assisting the wind farm in integrating into the preliminary black start [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 62-68.
- [5] 常海军, 侯玉强, 柯贤波, 等. 综合 FACTS 和 HVDC 协调优化的大规模风电脱网控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(13): 78-84.
CHANG Haijun, HOU Yuqiang, KE Xianbo, et al. A method of synthesizing coordinated optimization between FACTS and HVDC for curbing large-scale wind turbine tripping [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(13): 78-84.
- [6] 陶玉波, 陈昊, 秦晓辉, 等. 短期风电功率预测概念和模型与方法[J]. 电力工程技术, 2018, 37(5): 7-13.
TAO Yubo, CHEN Hao, QIN Xiaohui, et al. A review of the short-term wind power forecasting theory, model and approach [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(5): 7-13.
- [7] 潘超, 秦本双. 基于实测数据的大型风电场功率模型研究[J]. 电网技术, 2017, 41(8): 2625-2631.
PAN Chao, QIN Benshuang. Research on power model of large-scale wind farm based on measured data [J]. Power System Technology, 2017, 41(8): 2625-2631.
- [8] El-ZONKOLY A M. Renewable energy sources for complete optimal power system black-start restoration [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 9(6): 531-539.
- [9] 竺炜, 蒋银华, 刘长富, 等. 风功率波动下的电网在线安全和经济调度方法[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3511-3516.
ZHU Wei, JIANG Yinhua, LIU Changfu, et al. On-line dispatching method of security and economic under wind power fluctuations [J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3511-3516.
- [10] 田建芳, 毛亚珊, 翟桥柱, 等. 基于风电消纳能力评估的安全约束经济调度方法[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2398-2403.
TIAN Jianfang, MAO Yashan, ZHAI Qiaozhu, et al. Security constrained unit commitment with wind power based on evaluation of wind power penetration capacity [J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2398-2403.
- [11] 张文婷, 范立新, 顾文. 考虑风电预测误差的电力系统有

- 功实时调度[J]. 江苏电机工程, 2016, 35(1): 11-15.
ZHANG Wenting, FAN Lixin, GU Wen. Real-time active power dispatch of wind integrated system considering wind power forecast errors[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2016, 35(1): 11-15.
- [12] 朱冬雪, 顾雪平, 钟慧荣. 电力系统大停电后机组恢复的多目标优化方法[J]. 电网技术, 2013, 37(3): 814-820.
ZHU Dongxue, GU Xueping, ZHONG Huirong. A multi-objective optimization method for post-blackout unit restoration[J]. Power System Technology, 2013, 37(3): 814-820.
- [13] YIN M, XU Y, SHEN C, et al. Turbine stability-constrained available wind power of variable speed wind turbines for active power control [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 2487-2488.
- [14] 韩杏宁, 黎嘉明, 文劲宇, 等. 风电功率状态的时域概率特性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(14): 31-39.
HAN Xingning, LI Jiaming, WEN Jinyu, et al. Research on the time domain probabilistic characteristics of wind power state[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14): 31-39.
- [15] MIRANDA V, HANG P S. Economic dispatch model with fuzzy wind constraints and attitudes of dispatchers [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(4): 2143-2145.
- [16] XIE Y, LIU C, WU Q, et al. Optimized dispatch of wind farms with power control capability for power system restoration [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2017, 5(6): 908-916.
- [17] MOHAMMADI-IVATLOO B, ZAREIPOUR H, AMJADY N, et al. Application of information-gap decision theory to risk-constrained self-scheduling of GenCos [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 1093-1102.
- [18] ZHAO J, WAN C, XU Z, et al. Risk-based day-ahead scheduling of electric vehicle aggregator using information gap decision theory [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(4): 1609-1618.
- [19] ADIBI M M, BORKOSKI J N, KAFKA R J, et al. Frequency response of prime movers during restoration [J]. IEEE Transactions on Power systems, 1999, 14(2): 751-756.
- [20] HIPEL K W, BEN-HAIM Y. Decision making in an uncertain world: Information-gap modeling in water resources management [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 1999, 29(4): 506-517.
- [21] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. Applied mathematics and computation, 2009, 214(1): 108-132.
- [22] 宋坤隆, 谢云云, 陈晔, 等. 基于信息间隙决策理论的电网负荷恢复鲁棒优化 [J]. 电力系统自动化, 2017, 41(15): 113-120.
SONG Kunlong, XIE Yunyun, CHEN Xi, et al. Robust restoration method for power system load based on information gap decision theory [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(15): 113-120.

作者简介:



刘昌盛

刘昌盛(1965),男,博士,高级工程师,从事电力系统自动化相关工作(E-mail:liucs_cq@163.com);

谢云云(1985),男,博士,讲师,研究方向为电力系统安全稳定控制等(E-mail:yunyun-xie@163.com);

王晓丰(1985),男,硕士,工程师,从事船舶岸电供电相关工作。

IGDT based power dispatch for wind farms participating in power system restoration

LIU Changsheng¹, XIE Yunyun¹, WANG Xiaofeng², LI Kairong¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Information and Technology Branch, Wenzhou Port Group Co., Ltd., Wenzhou 325000, China)

Abstract: Because the wind generation has a quick starting speed and needs small cranking power, it can be employed to accelerate the restoration speed of blackout system. Because of the uncertainty of wind power output, the output power of wind farm must be scheduled to reduce the fluctuation and ensure the security of restored system, as well as enhance the efficiency of wind power utilization during system restoration. In this paper, an information-gap decision theory (IGDT) based optimization model is proposed to dispatch the power of wind farms during system restoration. Firstly, the deterministic model is established without considering the wind power uncertainty. Then the deterministic model is transferred to the robust model by IGDT considering the uncertainty of wind power, which is solved by artificial bee colony method. Lastly, the method is verified in the New England system and part of Jiangsu power grid.

Keywords: power system restoration; output power dispatch of wind farm; uncertainty of wind power; information gap decision theory

(编辑 方晶)