

基于场景分析的含风电系统经济爬坡调度

卢志刚¹, 隋玉珊¹, 何守龙^{1, 2}, 王荟敬¹, 孙瑜³

(1. 燕山大学河北省电力电子节能与传动控制重点实验室, 河北 秦皇岛 066004; 2. 国网冀北三河市供电公司, 河北 三河 065200; 3. 国网冀北电力有限公司发展策划部, 北京 100053)

摘要: 随着风电大规模并网, 考虑风电不确定性及其对系统安全影响的电力系统调度成为目前研究的重点。本文定义了爬坡冗余度指标, 该指标将风电不确定性以及风电曲线变化趋势对调度的影响计及到调度模型中, 从而提高调度解对风电出力不确定性的前瞻爬坡响应能力。采用场景分析法来刻画风电的不确定性, 并提出采用最近邻聚类的方法对场景进行削减, 保证削减后场景的多样性和计算结果的精确性。最后, 本文构建了以经济和爬坡冗余度为目标的调度模型, 并通过IEEE-30节点系统验证了本文所提方法的有效性。

关键词: 经济调度; 风电不确定; 爬坡冗余度; 场景分析; 最近邻聚类

中图分类号: TM73

文献标识码: A

文章编号: 1003-3076(2016)02-0038-06

1 引言

2007年中国政府宣布了新能源的中长期计划, 预计在2020年风电装机容量达到30GW, 而这一目标早在2010年就已实现。截止2011年年底, 全国风电并网容量已达到45GW, 居世界第一位。国家能源局统计数据显示, 截至2014年年底, 全国风电并网装机容量实现96GW, 再创历史新高。

风电的大规模快速发展给我国电力系统调度带来了新的挑战, 虽然学者们已经对风电功率预测做了大量的相关工作^[1, 2], 但仍难以获得准确的预测结果, 风电出力的不确定性还将长期存在。风电出力的不确定性以及风电并网过程中的突然脱网等其他因素会给运行带来严重的风险, 如何在电力系统调度中考虑风电出力的不确定性在今后的工作中显得尤为重要。

文献[3]通过定义实时电力不足期望(Real-time EDNS, REDNS)以衡量系统实时响应风险水平, 在此基础上提出了实时响应风险水平约束, 并将该约束纳入调度当中; 文献[4-6]将模糊理论引入含风电的系统调度模型中, 但是隶属度函数的应用又引入了一定的人为因素; 文献[7]将风电预测误差

以场景的形式进行考虑, 利用场景的多样性来刻画风电预测误差的多样性; 文献[8]以在一次负荷升降中最后一台完成负荷分配机组的完成时间作为优化目标, 缩短了系统爬坡所需时间。在含风电系统中, 风电出力变化速率较快, 出力不确定性较大, 但是以上文献都没有考虑风电不确定性对系统爬坡能力提出的新要求, 没有讨论爬坡出力的优化配置, 使系统在不同时段都拥有足够大的爬坡响应速率来应对风电出力的不确定性。

本文采用场景分析的方法考虑风电出力的不确定性, 采用最近邻聚类的方法对生成的场景进行削减, 避免传统费时的启发式寻优缩减方法。由于风电的不确定性会给系统增加额外的爬坡风险, 本文定义了爬坡冗余度指标。该指标的优化考虑了风电不确定性给系统带来的额外爬坡要求, 提高了系统对风电出力不确定性的前瞻能力, 可以为系统留出更大的爬坡响应速率, 保证系统经济安全运行。

2 风电不确定性描述

2.1 场景生成

在实际情况下, 由于风电预测误差等种种原因, 使得风电出力存在较大的不确定性。由于风电输出

收稿日期: 2015-01-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374098)

作者简介: 卢志刚(1963-), 男, 河北籍, 教授, 博士生导师, 研究方向电力系统经济运行分析与控制;

隋玉珊(1991-), 女, 黑龙江籍, 硕士研究生, 研究方向为电力系统经济调度。

功率及其对应决策在时间上具有关联性,本文采用场景分析方法刻画风电出力的不确定性^[9],一个场景中某个时刻的风电表达式为:

$$P_{w_{s,t}} = P_{w_{s,t}}^{\text{forecast}} + \Delta P_{w_{s,t}} \quad (1)$$

$$s = 1, 2, \dots, NS, t = 1, 2, \dots, T$$

式中, $P_{w_{s,t}}^{\text{forecast}}$ 为 t 时刻的风电预测值; $\Delta P_{w_{s,t}}$ 为 s 场景下 t 时刻的风电预测误差; $P_{w_{s,t}}$ 为 s 场景下 t 时刻的风电出力; NS 为场景数; T 为时段数。

场景生成步骤如下。

(1) 将风电的正态分布概率密度函数离散化为以 0 为均值的七个区间,每个区间的宽度为风电预测误差标准差 σ ,每个区间对应的概率为 $\alpha_{l,t}$ ($l = 1, 2, \dots, 7$),如图 1 所示。

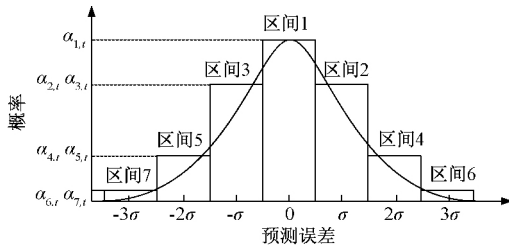


图 1 正态分布函数离散化示意图

Fig. 1 Normal distribution function discretization

(2) 将每个区间的概率标准化,使各个区间的概率和为 1,如图 2 所示。

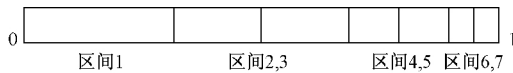


图 2 标准化的预测误差区间累积概率分布

Fig. 2 Normalization of cumulative probability distribution of prediction error range

(3) 在标准化概率区间内,通过轮盘赌机制来获取每个时刻的预测误差值及其概率。每个场景由一系列二进制数组成,每个二进制数代表选中的风电预测误差及其概率值,选中的区间 $W_{l,s,t}$ 为 1,否则为 0。式(2)为场景 s 的表达式:

$$\text{Scenario } s = \{W_{1,s,t}, \dots, W_{7,s,t}\}_{t=1, \dots, T} \quad (2)$$

(4) 计算各个场景的标准化概率 $P_r(s)$,如式(3)所示:

$$P_r(s) = \frac{\prod_{t=1}^T (\sum_{l=1}^7 (W_{l,s,t} \alpha_{l,t}))}{\sum_{s=1}^{NS} \prod_{t=1}^T (\sum_{l=1}^7 (W_{l,s,t} \alpha_{l,t}))} \quad (3)$$

2.2 场景削减

通常情况下,为了刻画风电预测误差的多样性,

需要生成数量庞大的场景,若是每个场景都进行计算会相当费时且也没有必要。因此在保证一定的计算速度和计算精度的前提下,需要对场景进行削减^[9]。目前常用的启发式同步回代缩减方法^[10]在场景数较多的情况下会相当费时。为此本文提出采用最近邻聚类的方法对场景进行聚类削减,该方法不需要启发式的寻优,速度快且能保证缩减后场景的多样性。最近邻聚类具有简便易行的优点,具体聚类步骤如下。

(1) 步骤 1。从第一个场景 $s_0^1 = \{W_{1,s,t}, \dots, W_{7,s,t}\}_{t=1, \dots, NT}$ 开始,把 s_0^1 设为一个聚类中心 s_c^1 ,设定半径 d 。

(2) 步骤 2。考虑第 k 个场景 s_0^k ($k = 2, 3, \dots$) 时,已经存在聚类中心分别为 $s_c^1, s_c^2, s_c^3, \dots, s_c^M$ 的 M 个聚类。分别计算 s_0^k 到这 M 个聚类中心的距离 $|s_0^k - s_c^l|$ ($l = 1, 2, \dots, M$)。设这些距离中最小的距离为 $|s_0^k - s_c^{lk}|$,即 s_c^{lk} 为 s_0^k 的最近邻聚类,则

1) 如果 $|s_0^k - s_c^{lk}| > d$,则将 s_0^k 作为新的聚类中心,即 $s_c^{M+1} = s_0^k$,并令 $A^{M+1}(k) = y_0^k, B^{M+1}(k) = 1$;

2) 如果 $|s_0^k - s_c^{lk}| < d$,则做如下计算: $A^l(k) = A^l(k-1) + y_0^k, B^l(k) = B^l(k-1) + 1$,其概率为该类型中所有场景概率之和, $P_r(s_c^M) = P_r(s_c^M) + P_r(s_0^k)$ 。

(3) 步骤 3。令 $k = k + 1$,返回步骤 2。

3 爬坡冗余度

一般文献在电力系统调度中只是将爬坡约束作为约束条件,并没有考虑在满足爬坡条件的同时使系统在各个时刻拥有足够高的爬坡响应速率,为此本文定义爬坡冗余度指标,具体如下。

定义:系统火电机组单位时间内可调容量与等效负荷变化量的比值称为系统爬坡冗余度。

该指标并不能改变系统中各机组单位时间内可调容量,但是考虑到不同机组在容量、爬坡速率方面有很大差异,在不同时刻之间通过合理分配各机组之间爬坡出力使系统拥有最大的爬坡冗余度,来响应负荷或者是风电变化。

(1) 系统可用爬坡容量

单台机组可用爬坡容量为:

$$C_{\text{ramp}l,t,j} = IC_{\text{up}l,t,j} + (1 - I) C_{\text{down}l,t,j} \quad (4)$$

$$C_{\text{up}l,t,j} = \min(P_{\text{max}l,t,j} - P_{s,l,t}, \Delta P_{\text{max}l,t,j}) \quad (5)$$

$$C_{\text{down}l,t,j} = \min(P_{s,l,t} - P_{\text{min}l,t,j}, \Delta P_{\text{min}l,t,j}) \quad (6)$$

$$I = \begin{cases} 1 & P_{l,t+1} > P_{l,t} \\ 0 & P_{l,t+1} < P_{l,t} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $C_{ramp1,i}$ 为机组 i 的可用爬坡容量; I 为 0、1 变量, 可由负荷预测曲线得到, $I = 1$ 时表示负荷上升期, $I = 0$ 表示负荷下降期; $P_{l,t+1}$ 和 $P_{l,t}$ 分别为 $t + 1$ 和 t 时刻的负荷; $P_{s,t,i}$ 为场景 s 下 t 时刻第 i 台机组的出力; $P_{max,i}$ 和 $P_{min,i}$ 分别为 i 台机组的最大和最小出力; $\Delta P_{down,i}$ 和 $\Delta P_{up,i}$ 分别为机组 i 的最大下爬坡出力和最大上爬坡出力; $C_{up,i}$ 和 $C_{down,i}$ 分别为系统上爬坡、下爬坡冗余容量。

(2) 等效负荷需求爬坡容量

负荷爬坡需求容量 $C_{l,t}$ 为:

$$C_{l,t} = I | P_{l,t+1} - P_{l,t} | + (I - 1) | P_{l,t+1} - P_{l,t} | \quad (8)$$

风电场景爬坡需求容量 $C_{w,t}$ 为:

$$C_{w,t} = I_w | P_{w,s,t+1} - P_{w,s,t} | + (I_w - 1) | P_{w,s,t+1} - P_{w,s,t} | \quad (9)$$

式中, I_w 表示风电场景曲线上爬标志, 风电功率上升时为 1, 反之为 0; $P_{w,s,t+1}$ 和 $P_{w,s,t}$ 为场景 s 下 $t + 1$ 和 t 时刻的风电出力。

考虑负荷变化和风电不确定的等效负荷爬坡容量需求 $C_{ramp2,t}$ 为:

$$C_{ramp2,t} = | C_{l,t} - C_{w,t} | \quad (10)$$

当系统中的负荷处于下降期而风电处于上升期时系统需要拥有较大的下爬坡容量; 反之当系统中负荷处于上升期而风电处于下降期时, 系统需要拥有较大的上爬坡容量。

(3) 爬坡冗余度

系统拥有的爬坡冗余度 $K_{ramp,t}$ 为:

$$K_{ramp,t} = \sum_{i=1}^N \frac{C_{ramp1,t,i}}{C_{ramp2,t}} \quad (11)$$

式中, N 为机组台数。

式(11)表示系统拥有的爬坡容量对负荷和风电不确定变化量的响应能力, 该值越大则对于风电不确定性拥有较大的安全裕度, 表示系统能够更大幅度承受由于风电出力不确定导致的机组爬坡变化。

4 经济爬坡调度模型

4.1 目标函数

$$\min(F_1, F_2) \quad (12)$$

$$F_1 = \sum_{s=1}^{NS} P_r(s) \sum_{t=1}^T (F_{gen} + F_w) \quad (13)$$

$$F_2 = \sum_{s=1}^{NS} P_r(s) \sum_{t=1}^T \frac{1}{K_{ramp,t}} \quad (14)$$

式中, F_1 为经济成本目标; F_2 为爬坡冗余度目标; F_{gen} 为火电机组的发电成本; F_w 为风电预测误差惩罚成本。

本文的经济成本由两部分组成, 即火电机组的发电成本 F_{gen} 和风电预测误差惩罚成本 F_w , 发电机组的经济成本由二次函数表示:

$$F_{gen} = \sum_{i=1}^N (a_i P_{s,t,i}^2 + b_i P_{s,t,i} + c_i) \quad (15)$$

式中, a_i 、 b_i 和 c_i 为常规机组 i 的发电成本系数。

风电预测误差成本分为高估成本和低估成本两种情况, 表示为:

$$F_w = C_{over} \max(0, P_{w,s,t}^{forecast} - P_{w,s,t}) + C_{under} \max(0, P_{w,s,t} - P_{w,s,t}^{forecast}) \quad (16)$$

式中, C_{over} 和 C_{under} 分别为高估和低估风电的惩罚成本系数。

本文的爬坡冗余度目标 F_2 如式(14)所示, 取爬坡冗余度 $K_{ramp,t}$ 的倒数作为爬坡冗余度指标, 所以 F_2 值越小, 表示爬坡冗余度越大, 系统响应风电不确定性的能力也就越强。

4.2 约束条件

(1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^N P_{s,t,i} + P_{w,s,t} = P_{load,t} \quad (17)$$

式中, $P_{load,t}$ 为 t 时刻负荷值。

(2) 机组出力上下限约束

$$P_{min,i} \leq P_{s,t,i} \leq P_{max,i} \quad (18)$$

(3) 旋转备用约束

$$\sum_{i=1}^N (P_{max,i} - P_{s,t,i}) - \Delta P_{w,s,t} \geq \eta_1 P_{load,t} \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^N (P_{s,t,i} - P_{min,i}) + \Delta P_{w,s,t} \geq \eta_2 P_{load,t} \quad (20)$$

式中, η_1 和 η_2 为旋转备用系数。

(4) 机组爬坡约束

$$-\Delta P_{down,i} \leq \Delta P_{s,t,i} \leq \Delta P_{up,i} \quad (21)$$

式中, $\Delta P_{s,t,i}$ 为场景 s 下机组 i 在 t 时刻出力与上一时刻出力差值。

5 算例仿真

5.1 算例描述

本文基于 IEEE-30 节点 6 机系统进行算例仿真, 算例生成 200 个风电预测场景, 采用最近邻聚类法缩减到 35 个场景进行求解。所用负荷及风电预

测数据如图 3 所示 6 机系统参数配置见表 1。

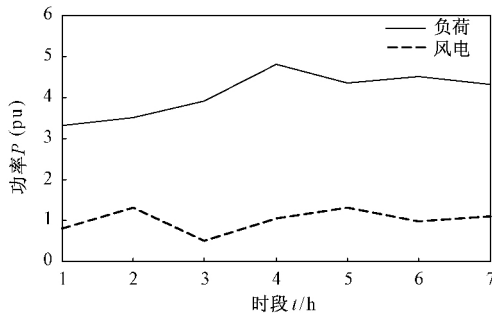


图 3 负荷及风电预测数据

Fig. 3 Forecast data of load and wind power

表 1 IEEE-30 系统火电机组参数

Tab. 1 Parameters of thermal power units of IEEE-30

编号	a/ (\$ / (MW ² ·h))	b/ (\$ / (MW·h))	c/ (\$ /h)	P _{max} (pu)	P _{min} (pu)	ΔP _{up i} / (pu/h)	ΔP _{down i} / (pu/h)
1	10	200	100	1.50	0.05	0.3	0.3
2	10	150	120	1.50	0.05	0.6	0.2
3	20	180	40	1.50	0.05	0.3	0.4
4	10	100	60	1.50	0.05	0.5	0.6
5	20	180	40	1.50	0.05	0.3	0.2
6	10	150	100	1.50	0.05	0.3	0.4

本文采用多目标细菌群体群药性算法 (MOB-CC) [11] 进行求解。

5.2 算例分析

(1) 聚类有效性分析

图 4 为 200 个场景经过最近邻聚类削减到 35 个场景后各个时刻的功率分布,图中横坐标为各个时刻功率分布,纵坐标为场景数。可以看出 6 个时刻功率分布都基本服从以各自时刻预测值为均值的正态分布,说明采用最近邻聚类的方法能够较好地保证场景多样性。从而避免了常用的启发式同步回代缩减方法寻优的过程,节省了缩减时间。

(2) 调度结果展示

Pareto 解集分布如图 5 所示。可以看出,成本 F₁ 较小时,爬坡冗余度 1/F₂ 较小,主要原因是,能耗较低的机组出力较大,剩余的爬坡容量较小,导致系统整体的爬坡容量下降,相对于系统需要的爬坡容量百分比降低,因此,爬坡冗余度较小。相反,在成本 F₁ 较大时,由于能耗较高的机组和能耗较低的机组出力较为均匀,各机组都有宽裕的爬坡容量,系统整体的爬坡容量能够较好地满足负荷及风电变化需求,因此爬坡冗余度 1/F₂ 较高。在 Pareto 解集的

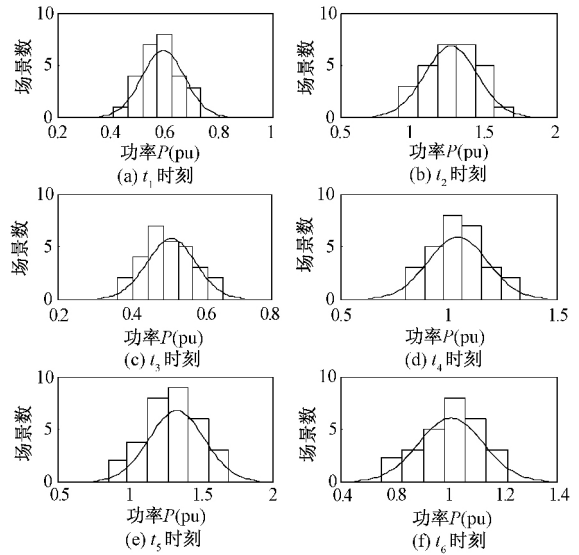


图 4 六时刻风电功率分布图

Fig. 4 Power distribution of six times

最后一段几乎为水平的直线,表明所有机组都拥有额定的爬坡能力,此时系统拥有最大的爬坡冗余度 9.72。最后本文通过 TOPSIS 原则选出来的最优解成本为 \$ 825.85,爬坡冗余度为 9.42。表 2 为 35 场景计算的各机组出力的期望值。

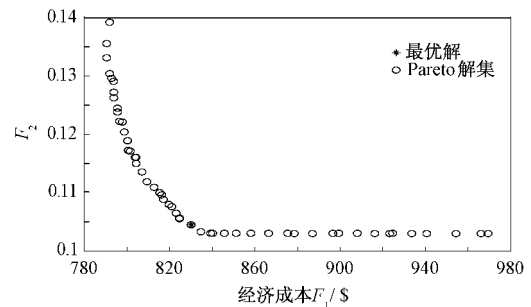


图 5 Pareto 解集分布

Fig. 5 Pareto distribution

表 2 各机组的出力及目标函数期望值

Tab. 2 Expected values of units output and objective function

时刻	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	成本/\$	K _{ramp}
T ₁	0.3603	0.3478	0.3319	0.6136	0.3887	0.4449	832.84	
T ₂	0.3166	0.6174	0.0915	0.6524	0.3694	0.1422	731.98	
T ₃	0.5098	0.8533	0.1370	1.0217	0.5372	0.3282	1021.94	
T ₄	0.4428	0.9260	0.4047	0.9698	0.5377	0.4780	1138.22	
T ₅	0.4084	0.8057	0.1285	0.9698	0.5132	0.2314	936.01	
T ₆	0.4327	0.9080	0.3911	0.8229	0.5068	0.4621	1081.26	

注:表中机组出力为以 100MW 为基准值的标么值。

(3) 调度结果对比分析

为了说明本文所提模型的优越性,首先不考虑

风电不确定性,即直接采用图3的负荷和风电预测值,利用本文所建立的经济爬坡调度模型(Economic Ramp Dispatch, ERD)和文献[11]的经济环境调度模型(Economic Emission Dispatch, EED)进行求解对比(不考虑其中的碳捕集装置),求解结果如表3和表4所示。

表3 EED模型调度结果

Tab.3 Results of EED

时刻	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	成本/\$	K_{ramp}
T_1	1.0644	0.3557	0.7954	0.0869	0.1080	0.2449	650.50	2.3797
T_2	1.0270	0.4530	0.5582	0.0515	0.0921	0.1510	646.01	1.7072
T_3	1.2283	0.6105	0.9684	0.1995	0.0648	0.4858	891.58	3.8290
T_4	1.1212	0.6219	0.9994	0.2764	0.1904	0.5450	910.00	2.0811
T_5	1.2093	0.4038	0.9182	0.1893	0.0993	0.4865	830.84	6.0857
T_6	1.1450	0.6030	0.9975	0.3068	0.1012	0.5145	896.18	4.9475
合计							4825.11	

注:表中机组出力为以100MW为基准值的标么值。

表4 ERD调度结果

Tab.4 Results of ERD

时刻	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	成本/\$	K_{ramp}
T_1	0.4046	0.3996	0.3223	0.5741	0.3792	0.4239	818.55	6.4874
T_2	0.3964	0.3270	0.0694	0.8309	0.4592	0.1182	728.68	2.5833
T_3	0.3768	0.8166	0.1139	1.0679	0.6597	0.3708	1021.32	8.8571
T_4	0.3820	0.8800	0.4110	0.9588	0.6772	0.4547	1135.33	2.9442
T_5	0.4012	0.8957	0.1175	0.8924	0.3425	0.4048	932.56	6.5263
T_6	0.3825	0.9409	0.3769	0.9823	0.4094	0.4373	1069.33	6.1975
合计							5705.76	

注:表中机组出力为以100MW为基准值的标么值。

从结果对比可以看出,本文所用方法较EED模型成本较高,主要原因在于爬坡的最优分配与成本最低相矛盾,本文考虑风电的不确定性,为了预留足够大的爬坡冗余度,性能好、爬坡速率快的机组未能充分发挥高效运行能力,导致拥有较大冗余度的时候成本升高。但是EED模型的爬坡冗余度指标明显小于本文方法所获得解的爬坡冗余度,也就是说本文所获得的解具有较大的爬坡容量,可以有更大的余地来应对风电出力的不确定性,进一步可以说采用本文的方法,可以在满足一定爬坡冗余度的情况下接纳更多的风电。

具体到各机组出力分析如下。

(1)由表3可以看出,机组1、2、3具有较低的能耗,在1~6时刻均具有较大出力,保证了系统运行的经济性,但是这些机组所拥有的上爬坡能力较低。机组4、5、6能耗较大,只具有较低的出力,正是由于这些出力较低的机组,使系统拥有了目前的上爬坡冗余度,他们会承担起响应负荷和风电不确定性所需要的爬坡容量。

(2)由表4可以看出,本文方法各机组出力EED模型所求结果有较大差异,其中机组2和机组4由于拥有较大的上下爬坡能力,处于中间位置,保证这两台机组在需要的时候可以快速上下调节。另外和EED模型相比,该组解的整体出力较为均衡,所有机组均有一定的上下调节能力。这也是该组解拥有较大的爬坡冗余度的原因。

6 结论

本文采用场景分析的方法刻画风电不确定性,提出了采用聚类的方法对场景进行削减,不但可以避免传统启发式寻优缩减方法的耗时缺点,而且可以有效保持场景的多样性。在调度模型的建立中引入了爬坡冗余度的概念,采用本文建立的调度模型求解,不仅能保证各机组运行的经济性和爬坡约束,更重要的是可以合理配置各机组的爬坡出力,尽量扩大系统的爬坡冗余度,提高系统对负荷和风电变化的响应能力,有利于系统的安全运行。

从调度结果的比较和分析中,有如下的结论:

(1)风电变化趋势与负荷变化趋势一致时系统可以较为灵活地运行,保证系统运行的经济性。风电出力变化趋势与负荷相反时,会加大系统爬坡风险,单纯火电机组的调节存在较大困难,应该利用储能等调节手段来改变风电出力趋势,或者是增加可以快速调节的燃气轮机机组,使系统拥有较高的经济性和对风电变化的快速响应能力。

(2)在缺少快速调节的电源时,可以依据实际情况对爬坡冗余度指标的要求,合理制定弃风或切负荷策略,从而达到电网的安全经济运行。

参考文献 (References):

- [1] 罗文,王莉娜 (Luo Wen, Wang Lina). 风场短期风速预测研究 (Short-term wind speed forecasting for wind farm) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2011, 26 (7): 68-73.
- [2] 冯双磊,王伟胜,刘纯,等 (Feng Shuanglei, Wang Weisheng, Liu Chun, et al.). 风电场功率预测物理方法研究 (Study on the physical approach to wind power prediction) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2010, 30 (2): 1-6.
- [3] 贺建波,胡志坚,仇梦林,等 (He Jianbo, Hu Zhijian, Zhang Menglin, et al.). 考虑系统实时响应风险水平约束的风-火-水电力系统协调优化调度 (Coordinated optimal dispatching of wind-thermal-hydro power system considering constraint of real-time expected demand not

- supplied) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2014, 38 (7): 1898-1906.
- [4] Wang L, Singh C. Balancing risk and cost in fuzzy economic dispatch including wind power penetration based on particle swarm optimization [J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78: 1361-1368.
- [5] 艾欣 刘晓 (Ai Xin, Liu Xiao). 基于可信性理论的含风电场电力系统动态经济调度 (Dynamic economic dispatch for wind farms integrated power system based on credibility theory) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2011, 31 (Suppl.): 12-18.
- [6] 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.
- [7] 雷宇 杨明, 韩学山 (Lei Yu, Yang Ming, Han Xueshan). 基于场景分析的含风电系统机组组合的两阶段随机优化 (A two-stage stochastic optimization of unit commitment considering wind power based on scenario analysis) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2012, 40 (23): 58-67.
- [8] 王洋 (Wang Yang). 火电厂负荷优化分配方法的研究 (Research on the methods of power plant load dispatch) [D]. 北京: 华北电力大学 (Beijing: North China Electric Power University), 2011.
- [9] Jamshid Aghaei, Tahe Niknam, Rasoul Azizipanah-Abarghooee, et al. Scenario-based dynamic economic emission dispatch considering load and wind power uncertainties [J]. International Journal of Electrical power and Energy Systems, 2013, 47: 351-367.
- [10] Dupacova J, Grove-Kuska, Romisch W. Scenario reduction in stochastic programming: an approach using probability metrics [J]. Math Program, 2003, 95 (3): 493-511.
- [11] Lu Z, Feng T, Li X. Low-carbon emission/economic power dispatch using the multi-objective bacterial colony chemotaxis optimization algorithm considering carbon capture power plant [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 53: 106-112.

Economic/unit ramp dispatching for power grid integrated with wind power based on scenario analysis

LU Zhi-gang¹, SUI Yu-shan¹, HE Shou-long^{1,2}, WANG Hui-jing¹, SUN Yu³

(1. Key Lab of Power Electronics for Energy Conservation and Motor Drive of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. State Grid Jibei Sanhe Power Supply Company Limited, Sanhe 065200, China; 3. Development & Planning Department of State Grid Jibei Electric Power Company, Beijing 100053, China)

Abstract: With large-scale wind power integration, power system dispatching is facing a new challenge as wind power is intermittent and uncertain. Dispatching strategies of power system with wind power are putting more attention on uncertainty and its effects on system security. In order to make sure that the system has enough ability of responsiveness to wind power uncertainty, this article defines the unit ramp redundancy index, which takes the uncertainty of wind power and the changing trend of wind power curve into consideration, and put the index as one of the objectives of dispatch. This article adopts the method of scenario analysis to describe the uncertainty of wind power, and employs nearest neighbor clustering method to cut the multiple scene that generated, ensuring the diversity of the remaining scenarios and the accuracy of the dispatch results. Finally, this paper constructs the economic and unit ramp redundancy dispatch model and verifies the effectiveness of the proposed method by IEEE-30 nodes system.

Key words: economic dispatch; wind power uncertainty; unit ramp redundancy; scenario analysis; nearest neighbor clustering