

计及风电不确定性的风-水短期联合优化调度方法

苗树敏¹, 滕予非¹, 罗彬², 陈刚¹, 王亮¹

(1. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川成都 610041;

2. 清华四川能源互联网研究院, 四川成都 610042)

摘要: 针对风电并网带来的出力随机性和波动性问题, 提出了一种计及风电不确定性的风-水短期联合优化调度方法。首先, 以地区风电群为整体, 考虑风电出力不确定性导致的预测值与实际值间的偏差, 采用模糊聚类方法对风电预测值与实际值进行二次聚类, 构建预测值与对应的实际值间的出力情景集合及条件概率分布, 将风电不确定性转变为有限个确定的条件情景进行描述; 继而, 建立多情景风电与水电站群联合调峰调度模型, 结合当前风电预测值对应的实际情景及其概率分布, 采用基于逐次逼近和关联搜索的水电站群短期优化调度方法进行求解; 最后, 以西南某地区为例, 验证所提方法应用效果。

关键词: 风电; 水电; 不确定性分析; 发电优化调度

中图分类号: TM73 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2020)02-0001-06

DOI: 10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2020.02.001

Short-term Optimal Scheduling Method for Combined Operation of Wind Power and Hydropower Considering Uncertainty of Wind Power

Miao Shumin¹, Teng Yufei¹, Luo Bin², Chen Gang¹, Wang Liang¹

(1. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China;

2. Sichuan Energy Internet Research Institute under Tsinghua University, Chengdu 610042, Sichuan, China)

Abstract: Aiming at the output randomness and fluctuation brought by wind power integration, a short-term optimal scheduling method for combined operation of wind power and hydropower is proposed. The uncertainty of wind power is considered in this method. Firstly, the scenario analysis method is adopted to describe the uncertainty of wind power output, which constructs the corresponding relationship between wind power prediction scenarios and practical scenarios through a two-step fuzzy clustering method. Then, the conditional probability distribution between prediction scenarios and practical scenarios can be determined. And, the uncertainty of wind power can be described by the determined set of scenarios and its probability distribution. Finally, combined with the wind power scenarios, an optimal scheduling model with peak regulation as the optimization objective for combined operation of wind power and hydropower is established. A association search method combined with successive approximation method is used to solve the proposed model. Taking a region in Southwest China for example, the application effect of the proposed method is verified.

Key words: wind power; hydropower; uncertainty analysis; optimal generation scheduling

0 引言

大力发展清洁能源是应对全球气候变化、减少环境污染、调整能源结构、实现可持续发展的有效途径。风电作为典型的绿色、可再生清洁能源, 受自身工程优越性及国家政策导向激励, 发展十分迅速, 截

基金项目: 国家重点研发项目(2018YFB0905200); 国家自然科学基金项目(51909133); 国网四川省电力公司科技项目(52199718001B)

至2019年年底, 全国累计并网风电装机容量为210 GW, 占总发电装机容量10.5%, 规模化的地区并网风电已成为中国重要的电力资源。

不同于传统水、火电并网调度, 风电受资源特性和自然条件限制, 出力呈明显的随机性和波动性, 难以准确预测, 特别是随着并网风电装机规模的不断增大, 其对电力调度运行的影响也愈发显著^[1-2]。传统电力调度中, 通常假设次日风电出力为确定

值^[3-4],忽略了风电出力预测误差影响,导致调度结果不能很好地反映系统实际运行状态,增加了系统运行风险和弃风风险。目前,关于风电并网随机性问题研究已取得许多成果,包括风功率预测^[5-8]、随机性描述^[9-10]、风电并网策略^[11]等,但规模化风电并网、消纳问题依旧突出。风电、水电联合调度是促进风电并网消纳的一种有效途径^[12-13],其关键是利用水电良好的调节能力平抑风电出力波动性,提高系统运行安全水平。

为此,以风电、水电联合调峰最优为目标,开展计及风电不确定性的风-水联合调度方法研究,这与目前多清洁能源互补消纳的政策和实际需求相适应,旨在挖掘电网消纳能力,提高清洁能源并网质量。首先,以地区风电群为整体,考虑风电出力不确定性导致的预测值与实际值间的偏差,采用模糊聚类方法对风电预测值与实际值进行二次聚类,构建预测值与对应的实际值间的出力情景集合及条件概率分布,将风电不确定性转变为有限个确定性条件情景进行描述;其次,基于当前风电预测值对应的实际情景及其概率分布,以期望调峰最优为目标,建立多情景风电与水电站群联合调度模型;再次,在有限个确定的风电出力情景下,采用基于逐次逼近和关联搜索的水电站群短期优化调度方法进行求解;最后,以西南某地区为例进行仿真分析,通过与实际运行结果对比验证了所提方法的有益效果。

1 基于模糊聚类的风电出力情景描述

1.1 模糊聚类方法

模糊聚类方法由陈守煜提出,该方法是根据样本间的不同特征和相似度,用相对隶属度表征样本属于某一类程度的聚类方法^[14]。下面以所有情景与聚类中心距离最小为目标构建最优聚类函数,确定最优聚类中心和各样本的相对隶属度,并根据最大隶属度原则确定样本分类。具体步骤如下:

1) 假设有 n 个样本、 m 个模糊聚类指标,取 $i = 1, 2, 3, \dots, m, j = 1, 2, 3, \dots, n$, 则样本 j 的指标向量为 $[x_{1,j}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{m,j}]^T$, 所有样本的指标向量矩阵可表示为 $\mathbf{X} = \{x_{i,j}\}_{m \times n}$, 其中 $x_{i,j}$ 为样本 j 的第 i 个指标特征值。

2) 为避免不同指标量纲和数量级差异影响聚类效果,对指标向量矩阵进行规格化,得到规格化特

征矩阵 $\mathbf{R} = \{r_{i,j}\}_{m \times n}$, 其中 $r_{i,j} = \frac{x_{i,j} - \min_j x_{i,j}}{\max_j x_{i,j} - \min_j x_{i,j}}$, $\max_j x_{i,j}$ 、 $\min_j x_{i,j}$ 分别为所有样本对应的指标 i 的最大值和最小值。

3) 以所有情景与聚类中心距离最小为目标构建最优聚类函数:

$$F(u, s, w) = \min \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c u_{k,j}^2 \left[\sum_{i=1}^m (w_i |r_{i,j} - s_{i,k}|)^2 \right] \quad (1)$$

式中: c 为聚类类别数, $k = 1, 2, 3, \dots, c$; $u_{k,j}$ 为样本 j 对类别 k 的相对隶属度; w_i 为指标 i 的权重; $s_{i,k}$ 为类别 k 对应的第 i 个指标的聚类特征规格化数, $[s_{1,k}, \dots, s_{i,k}, \dots, s_{m,k}]^T$ 即为类别 k 的聚类中心。

需要满足的约束条件有:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^c u_{k,j} = 1, 0 \leq u_{k,j} \leq 1 \\ \sum_{i=1}^m w_i = 1, 0 \leq w_i \leq 1 \\ 0 \leq s_{i,k} \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

4) 将上述模型转换为无约束拉格朗日函数,可得到 $u_{k,j}$ 和 $s_{i,k}$ 的迭代模型:

$$u_{k,j} = \left\{ \sum_{h=1}^c \left[\frac{\sum_{i=1}^m (w_i |r_{i,j} - s_{i,k}|)^2}{\sum_{i=1}^m (w_i |r_{i,j} - s_{i,h}|)^2} \right] \right\}^{-1} \quad (3)$$

$$s_{i,k} = \frac{\sum_{j=1}^n u_{k,j}^2 r_{i,j}}{\sum_{j=1}^n u_{k,j}^2} \quad (4)$$

按式(3)、式(4)循环迭代求得最优聚类中心和各样本对每类的相对隶属度。

5) 按最大隶属度原则确定样本所属类别,即样本 j 的所属类别满足 $u_{*,j} = \max\{u_{k,j}\}, k = 1, 2, 3, \dots, c$ 。

1.2 风电出力情景构建

合理的聚类结果依赖于聚类数目的确定,下面采用聚类综合质量法^[15]判断不同聚类数目对应的聚类结果优劣,通过遍历法确定适应当前样本集的最终聚类数。分别建立风电预测出力和对应的风电实际出力的模糊聚类模型,构建风电出力情景,具体步骤如下:

1) 以历史日风电预测出力曲线为样本,日内每个时段预测出力为聚类指标,规格化后取各指标等

权重构建风电预测出力模糊聚类模型,获得历史日风电预测出力曲线聚类结果,记为 $\Omega = \{\Omega_1, \dots, \Omega_l, \dots, \Omega_L\}$, $l = 1, 2, \dots, L$, L 为总的预测情景类别数。

2) 对于类别 l , 统计 Ω_l 中对应的历史日风电实际出力曲线作为聚类样本, 日内每个时段实际出力为聚类指标, 规格化后取各指标等权重构建风电实际出力模糊聚类模型, 获得类别 l 对应的历史日风电实际出力曲线聚类结果, 记为 $\Phi_l = \{\Phi_{l,1}, \dots, \Phi_{l,g}, \dots, \Phi_{l,G_l}\}$, $g = 1, 2, \dots, G_l$, G_l 为类别 l 对应的总的实际情景聚类数。

3) 计算预测情景类别 l 对应的各类实际情景出现概率:

$$\text{Prob}(\Phi_{l,g} | \Omega_l) = \frac{\text{num}(\Phi_{l,g})}{\sum_{g=1}^{G_l} \text{num}(\Phi_{l,g})} \quad (5)$$

式中: $\text{num}()$ 为计数函数, 统计集合中样本个数; $\text{num}(\Phi_{l,g})$ 为实际情景类别 g 中包含的样本个数; $\sum_{g=1}^{G_l} \text{num}(\Phi_{l,g})$ 为预测情景类别 l 对应的所有实际情景类别包含的总样本个数。

4) 对每类实际情景集合选取典型代表情景, 代表情景的本质是反映集合期望, 由于类别内部所有日实际出力曲线的出现概率相等, 采用类别内情景向量均值作为典型代表情景。对于实际情景类别 g , 其典型代表情景为

$$\begin{cases} R^*(g) = \{r_{t,g}^*\}, t = 1, 2, \dots, T \\ r_{t,g}^* = \frac{1}{\text{num}(\Phi_{l,g})} \sum_{v=1}^{\text{num}(\Phi_{l,g})} r_{t,v} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $t = 1, 2, \dots, T$ 为时段编号, T 为总的时段数。通过反规格化获得类别 g 对应的风电实际出力过程代表情景, 记为 $\{P_{t,g}^*\}, t = 1, 2, \dots, T$ 。

2 多情景风电与水电联合调峰模型

建立多情景风电与水电联合调峰模型, 利用水电较好的调节能力平抑风电出力波动性, 且尽可能地削减负荷峰谷差, 使余留给火电等其他电源的负荷需求尽量平稳, 提高电力调度安全性和经济性。采用剩余负荷方差最小^[16]为风电和水电联合调峰目标函数。

$$F = \min \sum_{t=1}^T (C_t' - \sum_{i=1}^T C_i' / T)^2 \quad (7)$$

式中, C_t 和 C_t' 分别为 t 时段系统总负荷需求和剩余负荷需求, 满足 $C_t' = C_t - P_t^{\text{sum}}$, P_t^{sum} 为 t 时段系统中风电和水电联合调度总出力, 满足:

$$P_t^{\text{sum}} = P_t^{\text{hydro}} + E(P_t^{\text{wind}}) \quad (8)$$

式中: P_t^{hydro} 为 t 时段系统中水电站群出力; $E(P_t^{\text{wind}})$ 为 t 时段系统中风电群实际期望出力。当式(8)中 $E(P_t^{\text{wind}})$ 变为 P_t^{wind} 时, 即 t 时段系统中风电群预测出力, 上述模型转化为传统确定性联合调峰模型。

根据前述风电不确定性描述方法, $E(P_t^{\text{wind}})$ 可表示为某一固定预测情景对应的实际出力代表情景集与其出现的条件概率间的组合:

$$E(P_t^{\text{wind}}) = \sum_{g=1}^{G_l} \text{Prob}(\Phi_{l,g} | \Omega_l) \times P_{t,g}^* \quad (9)$$

确定风电期望情景后, 上述模型转化为仅含水电群出力变量的目标形式, 求解过程中还需满足水电运行约束, 式(9)一式(17)分别为水量平衡约束、末水位约束、水位上下限约束、出力上下限约束、发电流量约束、水位库容关系约束、尾水位下泄流量关系约束、水电转换关系约束和水头约束。

$$V_{m,t+1} = V_{m,t} + 3600(Q_{m,t} - q_{m,t} - d_{m,t}) \Delta_t \quad (10)$$

$$Z_{m,T} = Z'_{m,T} \quad (11)$$

$$\underline{Z}_{m,t} \leq Z_{m,t} \leq \bar{Z}_{m,t} \quad (12)$$

$$\underline{P}_{m,t}^{\text{hydro}} \leq P_{m,t}^{\text{hydro}} \leq \bar{P}_{m,t}^{\text{hydro}} \quad (13)$$

$$q_{m,t} \leq \bar{q}_{m,t} \quad (14)$$

$$Z_{m,t} = f_1(V_{m,t}) \quad (15)$$

$$ZT_{m,t} = f_2(R_{m,t}) \quad (16)$$

$$P_{m,t}^{\text{hydro}} = A_m q_{m,t} H_{m,t} \quad (17)$$

$$H_{m,t} = \frac{Z_{m,t} + Z_{m,t+1}}{2} - ZT_{m,t} \quad (18)$$

式中: $V_{m,t}$ 为水电站 m 在 t 时段的初始库容; $Q_{m,t}$ 为水电站 m 在 t 时段的入库流量; $q_{m,t}$ 和 $d_{m,t}$ 分别为水电站 m 在 t 时段的发电流量和弃水流量; $Z_{m,T}$ 和 $Z'_{m,T}$ 分别为水电站 m 在调度期末的水位及给定的末水位控制值; $\bar{Z}_{m,T}$ 和 $\underline{Z}_{m,T}$ 分别为水电站 m 在 t 时段的水位控制上、下限; $\bar{P}_{m,t}^{\text{hydro}}$ 和 $\underline{P}_{m,t}^{\text{hydro}}$ 分别为水电站 m 在 t 时段的出力上、下限; $q_{m,t}$ 和 $\bar{q}_{m,t}$ 分别为水电站 m 在 t 时段的发电流量及其上限; $ZT_{m,t}$ 为水电站

m 在 t 时段的下游尾水位; $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 分别为水位库容曲线关系函数和尾水位下泄流量关系函数; $R_{m,t}$ 为水电站 m 在 t 时段的下泄流量, 满足 $R_{m,t} = q_{m,t} + d_{m,t}$; A_m 为水电站 m 的发电系数; $H_{m,t}$ 为水电站 m 在 t 时段的发电水头。

3 模型求解

对于给定的风电预测出力过程, 采用相似性分析判断其与各预测情景类间的相似度, 取最大相似度对应的情景类作为给定预测出力所属类, 并构建对应的实际风电出力情景组合。基于构建的风电期望情景, 上述风电与水电联合调度问题可转化为水电站群短期调度问题, 下面采用已有水电站群短期优化调度方法进行求解^[17]。首先, 根据电站初始水位、来水及末水位控制条件估算发电用水量及发电量; 根据估算的发电量, 采用逐次切负荷方法生成各电站初始解; 其次, 对电量估算导致的末水位偏差, 局部修正初始解, 对电站各时段出力进行增减关联搜索, 以满足上下游电站间的水量平衡约束, 进一步修正初始解; 最后, 以修正后的初始解为起点, 通过初始搜索、影响范围扩张、影响范围边缘修正、出入库水量差修正 4 种基本操作实现了持续在当前解附近搜索更优解, 即将当前目标值 F^k 与前次迭代目标值 F^{k-1} 进行对比, 若 $F^k \leq F^{k-1}$, 则取当前目标值对应解为新的迭代初始解, 反之, 继续以前次迭代解为初始解进行搜索, 循环迭代直至满足计算精度要求。总体求解过程总结如下:

1) 采用第 1.1、1.2 节方法构建历史日风电预测出力过程和对应的实际出力过程情景组合, 并确定其条件概率分布;

2) 采用相似性分析方法, 按最大相似度原则判断给定的风电预测出力过程所属预测情景类别;

3) 获得所属预测情景类对应的可能出现的实际情景组合及各情景条件概率, 并计算可能出现的实际风电出力过程期望, 即风电期望情景;

4) 基于风电期望情景, 优化计算求解风电、水电联合调峰模型。

4 实例分析

以西南某地区为例, 地区风电装机 1 604.5 MW, 占比为 16%, 水电装机 4 428.0 MW, 占比为 44%,

取近两年风电日 96 点(15 min 一个时段)出力计划值和实际值数据, 剔除异常数据后作为模糊聚类模型输入。结合聚类综合质量法及遍历法确定风电预测数据的最佳聚类数为 6, 各类代表情景中风电出力均值及其概率分布列于表 1。以枯期某日为例进行仿真计算, 根据相关性分析可知, 风电预测出力过程与第 6 类预测情景相关性最高, 对应的实际情景聚类数为 4, 各类情景如图 1 所示, 各实际情景概率分布及各情景与当日实际风电过程间的相关系数列于表 2。由表 2 可知, 实际风电过程与第 4 类风电实际情景间相关性最高, 期望情景与实际情景间呈显著相关性, 明显高于预测情景与实际风电过程间的相关性(相关系数为 0.473), 说明相比于预测情景, 所提方法构建的期望情景更贴合实际风电出力过程。

表 1 风电群出力预测情景概率分布

类别	第 1 类	第 2 类	第 3 类	第 4 类	第 5 类	第 6 类
日出力均值/MW	640.2	839.8	963.5	420.0	1 218.8	1 484.0
概率/%	15.3	22.1	18.5	14.4	19.8	9.9

表 2 仿真日风电群出力对应的预测情景、实际情景及概率分布

预测情景	实际情景	均值/MW	概率/%	与实际风电过程相关性
第 6 类	第 1 类	481.1	9.1	0.240
	第 2 类	964.8	18.2	0.756
	第 3 类	1 175.7	40.9	0.754
	第 4 类	1 383.4	31.8	0.907
期望情景		1 140.3	-	0.853

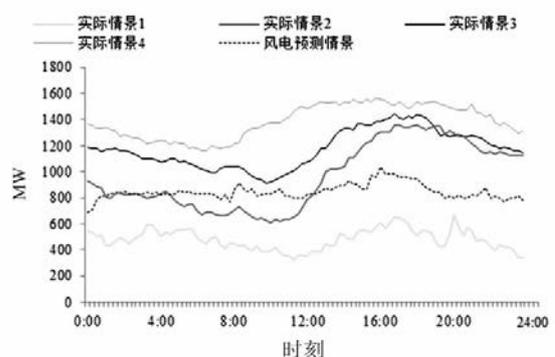


图 1 风电预测情景与 4 类实际情景

下面分析所提模型调峰效果。图 2、图 3 给出了期望情景下所建模型结果和实际运行的对比调峰效果及出力过程。采用余留负荷日占比(剩余负荷均值与剩余负荷最大之比)、最小余留负荷占比

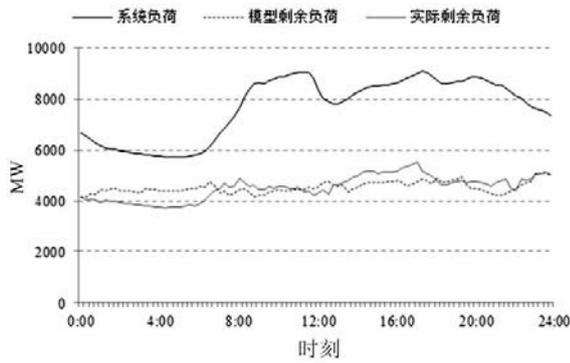
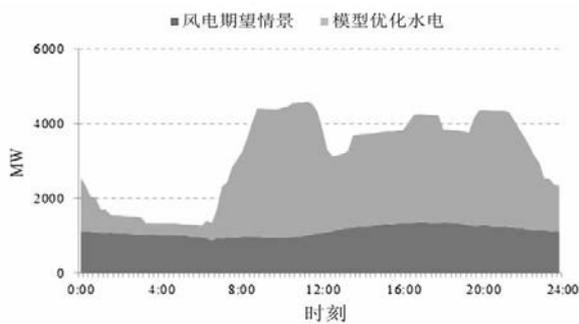
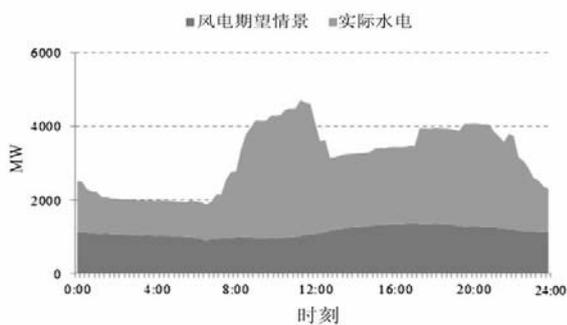


图2 风电期望情景下系统剩余负荷



(a) 模型优化结果



(b) 实际运行结果

图3 风电期望情景下水电出力过程

(剩余负荷最小值与剩余负荷最大值之比)、余留负荷峰谷差和余留负荷均方差4个指标评价模型调峰效果,其中前两个指标用于衡量系统余留负荷日内的变化程度,峰谷差指标用于衡量系统剩余负荷对应的最大调峰深度,均方差指标反映了日内余留负荷过程与其均值的偏离程度,对比结果列于表3。可以看出,在风电期望情景下,所提模型可以更好地削减系统负荷峰谷差,相比于实际运行数据,余留负荷峰谷差减少812 MW,缩减近45%,且余留负荷过程更加平稳,均方差减小了258.4 MW,缩减近55%,说明在构建的风电期望情景下,所提模型可更好地挖掘了水电站水库调节能力,提高风电、水电联合调峰效果。

进一步分析应对多种风电情景时模型结果的鲁棒性,不同情景下所提模型与实际运行对应的调峰结果见表3。可以看出,在不同风电情景下所提模型的余留负荷日占比和最小余留负荷占比均高于实际运行,最大的余留负荷日占比和最小余留负荷占比增幅分别为7.4%和13.4%,说明扣除风电和水电后系统余留负荷变化减小;不同情景下余留负荷峰谷差和余留负荷均方差与实际运行相比均有所下降,最大降幅分别为852.5 MW和265.9 MW,说明调峰深度和余留负荷波动明显减小,更有利于后续其他发电机组运行安排。同时,对比了当日实际风电过程下所提模型与实际运行的调峰效果,见表3。对比可知,相比于实际运行所提模型对应的余留负荷日占比和最小余留负荷占比均有明显增加,且余

表3 多情景风电与水电联合调峰结果对比

项目	风电情景	余留负荷日占比/%	最小余留负荷占比/%	余留负荷峰谷差/MW	余留负荷均方差/MW
模型优化	第1类	87.81	79.73	1 198.12	302.50
	第2类	91.91	83.41	849.71	178.92
	第3类	88.31	80.05	1 015.57	218.30
	第4类	86.51	77.39	1 120.98	250.29
	期望情景	88.36	80.38	1 006.51	216.12
实际过程	87.42	75.38	1 303.38	252.49	
实际运行	第1类	82.66	67.33	2 050.58	568.44
	第2类	84.53	70.33	1 651.30	417.04
	第3类	81.64	66.70	1 833.08	483.94
	第4类	79.62	65.72	1 845.57	486.37
	期望情景	81.65	67.22	1 818.50	474.57
实际过程	83.92	70.72	1 614.01	385.37	

留负荷峰谷差、余留负荷均方差明显下降,这说明应对当日实际风电过程,所提模型可以取得更好的调峰效果。因此,在预判的多种风电实际情景及当日实际风电过程下,所提模型的各项调峰指标均优于实际运行,可以更好地适应不同风电情景、有效提高风电并网质量,验证了所提模型的鲁棒性及可行性。

5 结 语

针对风电并网带来的不利影响,提出了一种计及风电不确定性的风-水联合调度方法,旨在通过利用水电良好的调节性能提高风电并网质量,促进清洁能源互补消纳。该方法可分为两部分:1) 考虑风电不确定性引起的调度偏差,采用模糊聚类方法分别对历史风电预测值和实际值进行二次聚类,构建当前预测条件下可能出现的风电实际情景集合及概率分布;2) 基于构建的多风电情景,以风电、水电联合调峰最优为目标,建立多情景风电与水电站群联合调度模型并优化求解。以西南某地区为例,分别对比了风电期望情景下、多情景下和实际过程下所提方法和实际运行的调峰效果,采用余留负荷日占比、最小余留负荷占比、余留负荷峰谷差和余留负荷均方差4个指标进行评价,所提方法的各项指标均优于实际运行,验证了其更好地适应性及调峰效果。所提方法为风电规模化并网、风电-水电联合调度提供了一种可行技术途径,并可为光伏等其他间歇性电源的并网调度提供借鉴。

参考文献

- [1] 罗亦梅,张里,吴琛,等. 含随机风电出力及电网安全的电网调度策略研究 [J]. 四川电力技术, 2016, 39(1): 6-11.
- [2] J. C. Smith, M. R. Milligan, E. A. DeMeo, et al. Utility Wind Integration and Operating Impact State of the Art [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(3): 900-908.
- [3] 畅建霞,王义民,黄强,等. 水电与风电联合补偿调度机理研究与应用 [J]. 水力发电学报, 2014, 33(3): 68-73.
- [4] 薛美娟,杨晓萍,马啸远. 基于最优潮流理论的风电、梯级水电短期联合优化调度 [J]. 水利学报, 2014, 45

(3): 368-375.

- [5] 张涛,张新燕,王维庆. 基于神经网络的风功率预测问题研究 [J]. 四川电力技术, 2013, 36(1): 16-18.
- [6] 孙海蓉,张鸽,王瑞珈. 基于组合优化算法的短期风电功率预测 [J]. 华北电力大学学报, 2020, 47(1): 33-41.
- [7] 薛禹胜,郁琛,赵俊华,等. 关于短期及超短期风电功率预测的评述 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39(6): 141-151.
- [8] 罗恩博,苏适,陆海,等. BP神经网络在风电场功率预测中的应用 [J]. 云南电力技术, 2018, 46(4): 32-34.
- [9] 孙健,刘斌,刘锋,等. 计及预测误差相关性的风电出力不确定性集合建模与评估 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38(18): 27-32.
- [10] 林卫星,文劲宇,艾小猛,等. 风电功率波动特性的概率分布研究 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(1): 38-46.
- [11] 王魁,张步涵,闫大威,等. 含大规模风电的电力系统多时间尺度滚动协调调度方法研究 [J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2434-2440.
- [12] 黄春雷,丁杰,田国良,等. 大规模消纳风电的常规水电运行方式 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35(23): 37-40.
- [13] 王开艳,罗先觉,吴玲,等. 清洁能源优先的风-水-火电力系统联合优化调度 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 27-35.
- [14] 陈守煜. 可变模糊集理论与模型及其应用 [M]. 大连: 大连理工大学出版社, 2009.
- [15] 吴慧军,程春田,武新宇,等. 考虑小水电出力不确定性的小水电与大中型水电站群短期联合调度方法 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(21): 5879-5889.
- [16] C. T. Cheng, J. J. Shen, X. Y. Wu. Short-term Scheduling for Large-scale Cascaded Hydropower System with Multi-vibration Zones of High Head [J]. Journal of Water Resources Planning and Management - ASCE, 2012, 138(3): 257-267.
- [17] 程春田,申建建,武新宇,等. 大规模复杂水电优化调度系统的实用化求解策略及方法 [J]. 水利学报, 2012, 43(7): 785-795.

作者简介:

苗树敏(1992),博士研究生,研究方向为水电系统经济运行。

(收稿日期: 2020-03-02)