

坏场景集下含风电多源系统的改进鲁棒调度模型

伍栋文, 于艾清

(上海电力学院电气工程学院, 上海 200090)

摘 要: 针对不确定条件下含风电的多源电力系统运行的安全性与经济性的优化问题, 提出基于坏场景集的改进鲁棒调度模型。首先采用坏场景集法来描述风电出力波动的随机性与恶劣性, 然后基于现有的含平衡因子的均值-方差调度模型, 针对其鲁棒度量提出改进, 将预测风电出力场景下的调度成本纳入目标函数, 建立包含风电、常规火电机组与储能系统的鲁棒调度模型, 该模型兼顾系统经济性与抗风险性, 并能给出可执行的调度方案。最后, 通过对算例的仿真计算, 对比分析所提改进模型与现有的均值-方差调度模型在经济性、鲁棒性及调度可行性方面的性能表现, 验证该模型的优越性与可行性。所有仿真实验均由专业优化软件LINGO 15编程实现。

关键词: 优化调度; 不确定性分析; 鲁棒性; 风电; 坏场景集

中图分类号: TM73; TM614 **文献标识码:** A

0 引 言

风力发电因其较成熟的技术及较合理的成本成为中国乃至世界各国普遍青睐的电力新能源。截至2015年, 中国风电装机容量连续4年世界第一, 预计到2020年将达2.4亿kW^[1]。在中国大力发展风电及其规模不断扩大的背景下, 研究如何应对风力发电出力的随机性和波动性, 实现含风电场电力系统经济调度具有重要意义^[2]。

因风能不易准确预测且无法调度的特性^[3], 国内外学者更多的是从优化电力调度模型及方法等方面进行研究。文献[4, 5]将现有的电力系统调度方法分为备用整定方法及随机规划方法, 并对结合二者优点的鲁棒经济调度理论基础及应用实例进行描述。事实上, 国内外将鲁棒优化理论应用于电力系统调度领域的研究早已逐步展开^[6~8]。

文献[9]中采用随机多场景方法来描述风电出力的波动, 并建具有鲁棒性的机组组合方案。文献[10, 11]采用关键场景识别技术, 将随机多场景缩减为最坏场景, 以降低系统经济性为代价提高其鲁棒性。为协调对系统调度的保守性与积极性, 文献[12, 13]考虑采用坏场景集来刻画风电出力的

不确定性, 并采用与之相适应的期望-方差鲁棒优化方法^[14]来建立模型。文献[15~18]基于风电预测区间提出鲁棒区间法, 使得系统能够应对风电机组在允许出力区间中任意出力情况。而文献[19]另辟蹊径, 从工程博弈的方面出发, 建立min-max两阶段鲁棒优化调度模型, 为鲁棒优化在电力系统方向的应用开拓了新思路。

本文在前文所列文献中基于坏场景集的均值-方差模型的基础上进行研究, 对坏场景集的生成策略以及鲁棒调度模型中的鲁棒度量设置进行改进, 建立新的鲁棒调度模型。并将本文所提模型与改进前的模型从调度结果的经济性、鲁棒性及可行性等方面进行对比分析, 以验证所提改进模型的优越性与可行性。

1 坏场景集生成方法

对不确定性的刻画是鲁棒调度中的一个关键问题, 其将直接影响调度结果的积极度与保守度, 甚至决定所采取的鲁棒调度方法是否符合实际并切实可行^[8]。文献[12]中为改善常用的随机场景法保守度过低与最坏场景法保守度过高的问题, 提出一种基于基准保守度的坏场景生成方法。

收稿日期: 2016-07-11

基金项目: 上海绿色能源并网工程技术研究中心项目(13DZ2251900); 上海市教委科研创新项目(14YZ127)

通信作者: 伍栋文(1990—), 男, 硕士研究生, 主要从事大规模多源发电系统鲁棒经济调度方面的研究。wu_dongwen@163.com

该方法首先选定风电出力分布的误差分位点,确定风电出力的上下限值,然后定义某场景下调度周期中出现最大风电误差的时段数为基准保守度 N_B ,在此时段内令风电总为最大或最小出力,其余时段则为预测出力,调节 N_B 的大小即可改变所生成坏场景集的保守程度。这种方法将随机场景法与最坏场景法结合,降低了所生成场景集的保守程度并利于调度模型求解,但该方法要求人为提前固化最终生成坏场景集中风电出力的上下限值,降低了场景集对风电出力随机性的描述,除此之外,由于场景集中风电出力只有预测值、最大值及最小值,可能导致场景中某些时段出现风电出力无波动(相邻时段为预测值)或波动不足(多时段由预测值变动至上、下限值),因此可能削弱鲁棒调度结果对风电恶劣波动的抗风险性。

针对以上问题,本文对该方法加以改进,提出一种新的坏场景生成方法。本文方法仍以 N_B 为主基准保守度,但并不人为确定最后生成坏场景集中风电出力的上、下限值,而采用引入一个风电误差比例值 μ 作为副基准值,只要风电出力误差大于 μ ,即认为出现了恶劣波动。 μ 值可根据风电场出力历史数据来制定。

本文方法首先采用蒙特卡洛模拟产生 N 个随机场景并聚类缩减至所需坏场景数 N_k 。然后,以调度周期 T 内出现风电出力误差 σ 大于 μ 的时段数 $n(t)$ 是否满足主基准度 N_B 为判定条件来检测场景缩减所得的 N_k 个随机场景,如满足判定条件的场景数 $n(s)$ (s 指满足判定条件的场景)等于 N_k ,即缩减后的场景集中均为坏场景,则认为该场景集是一个坏场景集,如不满足判定条件,则重新开始整个生成过程。其流程图如图 1 所示。

由于本文方法所生成场景中风电出力均为随机模拟生成,只是基于 2 种基准保守度进行了场景筛选,而并未人工固化风电出力上下限,因此所得坏场景集除保有原方法在协调保守度方面的优点外,仍能够充分体现风电出力波动的随机性。而将误差 σ 不小于副基准度 μ 的风电出力均视为恶劣波动的做法也增加了坏场景集的多样性与随机性,使得基于此场景集得出鲁棒调度结果抵御风电出力随机波动的抗风险性更强。

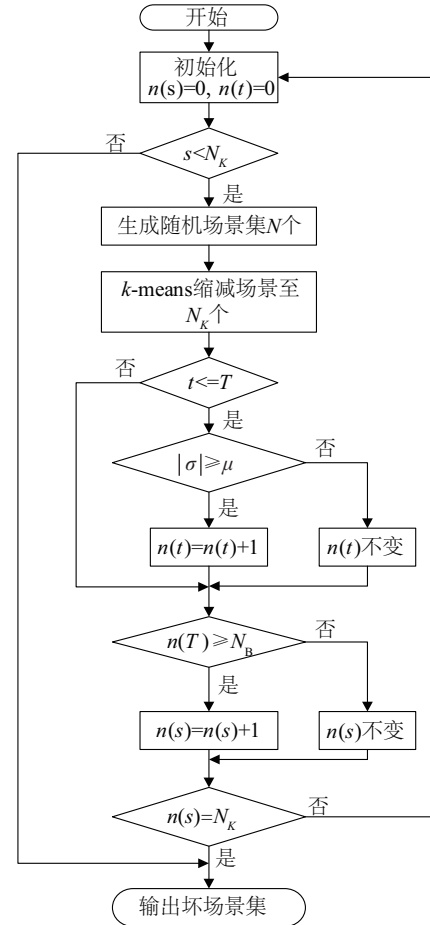


图 1 坏场景集生成流程图

Fig. 1 Flowchart of bad-scenario set generation

2 含风电鲁棒经济调度模型

本文基于包含风电机组、常规火电机组及储能系统的多源联合发电系统构建其鲁棒调度模型,所建立的鲁棒调度模型基于预测风电出力给出具体可行的机组组合及出力方案。

为使得调度方案具有鲁棒性,也使得机组在给定的具体机组组合方案下能够应对各场景下风电机组出力的波动,在此方案下系统必须留有充分且经济的备用裕度,使其能够满足一系列鲁棒约束条件构建的鲁棒可行域,并在此基础上力求较好的经济性。

2.1 目标函数

传统的均值-方差鲁棒调度模型(EC-VC)多以各场景下系统期望成本最低且方差最小为目标函数^[12]。本文在此基础上将预测风电出力下机组的

成本纳入考虑,并希望降低预测风电出力场景下与不确定坏场景下系统出力成本间的差距与波动。为实现上述目标,本文将常规均值-方差模型中的方差部分替换为如下鲁棒度量:

$$BR(s) = \sum_{s \in S} \rho(s) \times [CS(s) - CE(e)]^2 \quad (1)$$

式中, s ——坏场景集 S 下各场景 ($s \in S$); e ——预测风电出力场景; $\rho(s)$ ——场景 s 发生的概率,在模型中为常值; $CS(s)$ ——调度结果中各场景 s 下的系统的不确定成本; $CE(e)$ ——预测场景 e 下调度结果的确定成本; $BR(s)$ ——鲁棒度量,表征坏场景 s 下系统的不确定成本相对于预测场景 e 下确定成本的总体波动量,对其最小值的追求同样能达到传统均值-方差模型中对方差最小值追求的效果。

式(1)中各变量可具体表示为:

$$CS(s) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N f(P_{i,t} + Q_{i,t,s}) + f(u_{i,t}) \quad (2)$$

$$CE(e) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N f(P_{i,t}) + f(u_{i,t}) \quad (3)$$

式中, T ——调度周期; N ——火电机组数量; $P_{i,t}$ —— t 时段预测场景下机组 i 的出力,其不随场景的变化而变化,可理解为确定性的调度结果; $Q_{i,t,s}$ —— t 时段预测场景 s 下机组 i 所提供的调整出力,随场景的不同而及时变动,表征各场景下风电出力的不确定性; $P_{i,t}$ 与 $Q_{i,t,s}$ 结合建模,共同表示场景 s 下的机组出力; $u_{i,t}$ ——为 0 或 1,表示 t 时段机组 i 的启停状态 (0 为停机, 1 为开机); $f(P_{i,t} + Q_{i,t,s})$ ——坏场景 s 下火电机组的成本函数; $f(P_{i,t})$ ——预测场景 e 下火电机组的成本函数; $f(u_{i,t})$ ——火电机组的启停成本函数,其只与调度方案中机组的启停状态有关,任意场景下均保持不变。

各成本函数为:

$$\begin{cases} f(P_{i,t} + Q_{i,t,s}) = a_i u_{i,t} + b_i (P_{i,t} + Q_{i,t,s}) + c_i (P_{i,t} + Q_{i,t,s})^2 \\ f(P_{i,t}) = a_i u_{i,t} + b_i P_{i,t} + c_i P_{i,t}^2 \\ f(u_{i,t}) = ST_i (1 - u_{i,t-1}) u_{i,t} + SD_i (1 - u_{i,t}) u_{i,t-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中, a_i 、 b_i 、 c_i ——火电机组 i 的能耗系数; ST_i ——机组 i 启动成本; SD_i ——机组 i 的停机成本。

引入式(1)所述鲁棒度量后,本文构建的目标函数为:

$$\text{Min} = \alpha \times EC(s) + (1 - \alpha) \times BR(s) \quad (5)$$

式中, $EC(s)$ ——各个坏场景下系统出力成本的期望值; $\alpha \in [0, 1]$ ——决策因子,代表决策者对调度积极性和保守性的偏好程度,调节其值的大小即可实现不同偏好下兼顾成本经济性与系统鲁棒性的优化调度。

因引入了改进鲁棒度量 BR , 暂将本文鲁棒调度模型称为 EC-BR 模型。

2.2 鲁棒约束

由于本文对各场景 s 下机组的出力均由 $P_{i,t} + Q_{i,t,s}$ 组成,则构成鲁棒可行域的各项约束均包含基于预测风电出力场景的确定性约束以及基于各个坏场景的不确定性约束。

1) 有功平衡约束

$$\sum_{i=1}^N P_{i,t} + P_t^w + P_t^b = D_t \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N (P_{i,t} + Q_{i,t,s}) + P_{t,s}^w + P_{t,s}^b = D_t \quad (7)$$

式中, P_t^w —— t 时段风电的预测出力; $P_{t,s}^w$ ——坏场景 s 下 t 时段风电的实际出力; P_t^b ——预测风电出力下 t 时段储能系统出力; $P_{t,s}^b$ ——坏场景 s 下 t 时段储能系统的实际出力; P_t^b 、 $P_{t,s}^b$ 均可为正或为负,为正值时表示储能系统总体工作在放电模式,为负值时表明其总体工作在充电模式。

2) 机组出力上下限约束

$$u_{i,t} P_{i \min} \leq P_{i,t} \leq u_{i,t} P_{i \max} \quad (8)$$

$$u_{i,t} P_{i \min} \leq P_{i,t} + Q_{i,t,s} \leq u_{i,t} P_{i \max} \quad (9)$$

式中, $P_{i \max}$ 、 $P_{i \min}$ ——火电机组有功出力的上、下限。

3) 负荷备用约束

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N u_{i,t} P_{i \max} + P_t^w + P_t^b \geq D_t + R_t^u \\ \sum_{i=1}^N u_{i,t} P_{i \min} + P_t^w + P_t^b \leq D_t + R_t^d \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N u_{i,t} P_{i \max} + P_{t,s}^w + P_{t,s}^b \geq D_t + R_t^u \\ \sum_{i=1}^N u_{i,t} P_{i \min} + P_{t,s}^w + P_{t,s}^b \leq D_t + R_t^d \end{cases} \quad (11)$$

式中, R_t^u ——负荷正旋转备用需求,取正值; R_t^d ——负荷负旋转备用需求,取负值。由于本文主要研究风电出力的不确定性,因此对负荷的备用需求仍采用传统方法整定为固定比例。

4) 火电机组爬坡约束

$$\begin{cases} P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq \Delta P_{i,\text{up}} \Delta T \\ P_{i,t-1} - P_{i,t} \leq \Delta P_{i,\text{dn}} \Delta T \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} P_{i,t} + Q_{i,t,s} - P_{i,t-1} - Q_{i,t-1,s} \leq \Delta P_{i,\text{up}} \Delta T \\ P_{i,t-1} + Q_{i,t-1,s} - P_{i,t} - Q_{i,t,s} \leq \Delta P_{i,\text{dn}} \Delta T \end{cases} \quad (13)$$

$$-\Delta P_{i,\text{dn}} \Delta T \leq Q_{i,t,s} \leq \Delta P_{i,\text{up}} \Delta T \quad (14)$$

式中, ΔT ——一个调度时段; $\Delta P_{i,\text{up}}$ ——火电机组 i 在一个调度时段内向上爬坡功率; $\Delta P_{i,\text{dn}}$ ——火电机组 i 在一个调度时段内向下爬坡功率。

式(14)虽是对 $Q_{i,t,s}$ 的约束,但仍可看作一种爬坡约束,它要求在任意时段 t , 机组 i 为应对任意坏场景 $s \in S$ 中风电出力的波动而做出的调整出力 $Q_{i,t,s}$ 均在其爬坡能力范围之内,即保证调度结果具备应对风电出力不确定性的能力。

5) 火电机组最小启停时间约束

$$\begin{cases} (T_{i,t-1}^{\text{on}} - T_i^{\text{on}})(u_{i,t-1} - u_{i,t}) \geq 0 \\ (T_{i,t-1}^{\text{off}} - T_i^{\text{off}})(u_{i,t} - u_{i,t-1}) \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $T_{i,t-1}^{\text{on}}$ ——机组 i 在时段 $t-1$ 结束时已连续运行的时间; $T_{i,t-1}^{\text{off}}$ ——机组 i 在时段 $t-1$ 结束时已连续停机时间; T_i^{on} ——机组 i 的最小开机时间; T_i^{off} ——机组 i 的最小停机时间。该约束只与火电机组自身特性有关,并不随场景的变动而改变。

6) 储能系统约束

$$\begin{cases} P_t^b = P_t^d - P_t^c, 0 \leq P_t^d \leq P_{\text{inv}}, 0 \leq P_t^c \leq P_{\text{inv}} \\ E_t = E_{t-1} + \alpha_c P_t^c - \alpha_d P_t^d, E_{\text{min}} \leq E_t \leq E_{\text{max}} \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} P_{t,s}^b = P_{t,s}^d - P_{t,s}^c, 0 \leq P_{t,s}^d \leq P_{\text{inv}}, 0 \leq P_{t,s}^c \leq P_{\text{inv}} \\ E_{t,s} = E_{t-1,s} + \alpha_c P_{t,s}^c - \alpha_d P_{t,s}^d, E_{\text{min}} \leq E_{t,s} \leq E_{\text{max}} \end{cases} \quad (17)$$

式中, 预测风电出力场景下, P_t^b —— t 时段储能系统的充电功率; P_t^d —— t 时段储能系统放电功率; E_t —— t 时段储能系统存储的电量。各个坏场景 $s \in S$ 下, $P_{t,s}^c$ —— t 时段储能系统的充电功率; $P_{t,s}^d$ —— t 时段储能系统放电功率; $E_{t,s}$ —— t 时段储能系统所储能量; P_{inv} ——储能系统逆变装置的充放电功率限值; α_c 、 α_d ——充、放电系数; E_{max} ——储能系统储能上限; E_{min} ——储能系统储能下限。

3 算例分析

3.1 基础参数

本文所算例由常规火电机组、1 个风电场与 1 个

储能系统组成多源联合发电系统,调度周期为 24 个时段(时段 1 代表 00:00~01:00,依次类推)。其中火电机组为 10 机系统,风电场可能为多台风力机组成,同样储能系统也可能为多个蓄电池聚合而成。火电机组的具体参数如文献[20]所述,而机组的爬坡数据、储能系统参数、日负荷曲线及生成坏场景所需的风电预测数据均参考文献[9]中的具体算例。该模型的构建及优化计算均由专业优化软件 LINGO 15 实现。

LINGO 15 是美国 LINDO 公司推出的专业优化求解软件 LINGO 的最新版本,其内置强大建模语言,并提供丰富的内部函数和快速的求解引擎,能够简洁高效地求解各类线性、非线性和整数优化问题,十分适用于本文所建的包含混合整数变量和非线性约束模型的建模与求解。

3.2 坏场景集生成

基于上节所述文献[9]中的预测风电出力曲线,根据本文所提坏场景集生成方法,生成所需坏场景集,具体的参数为:随机场景数 $N=1000$,所需坏场景数 $N_k=10$,主基准保守度 $N_b=10$ (根据文献[12]中理论测算所得),副基准保守度 $\mu=10\%$ (可根据风电场历史出力数据调整)。取各场景发生概率为等概率为 0.1,其具体出力曲线如图 2 所示。

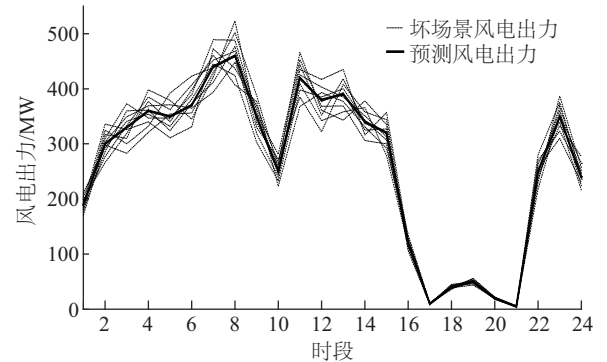


图2 各场景下风电出力曲线

Fig. 2 Wind power curve of bad scenarios

从图 2 曲线中可看出,当风电出力较大时(如 1~15 时段、22~24 时段),坏场景集中模拟的风电波动较为剧烈,而风电出力较小时(如 16~21 时段),风电波动也较小。这是因为系统中风电出力渗透率较大时,其波动对系统造成的扰动也会越大,因此越希望对此时的恶劣波动程度进行刻画与仿

真。而风电的出力过低时其波动对系统造成的影响微乎其微,反而不需要过于追求对此时风电波动的刻画与应对。

3.3 机组组合调度结果

根据所给算例的具体数据,对引入改进鲁棒度量的鲁棒经济调度模型进行仿真计算,取平衡因子 $\alpha=0.8$ 得出具体机组组合调度结果,如表1所示。而储能系统参与全场景下系统负荷的平衡与风电波动平抑,鉴于其出力调整平滑快速的特性,因此并不给出其具体调度方案,其出力随场景改变相应调整。

表1 火电机组组合调度结果($\alpha=0.8$)

Table 1 Unit commitment result of thermal units($\alpha=0.8$)

时段	机组									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0
3	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1
4	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
5	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
6	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1
7	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
21	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
22	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1
23	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
24	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0

由表1可看出,除负荷低峰时段及必须满足的机组开停机时间约束外,大多数机组在8~20时段内均保持开机状态,因此可尽可能多地提供正、负旋转备用以应对坏场景集中恶劣的风电波动情况。同时,保持机组状态还可在保证系统安全运行的前提下降低机组的启停成本,一定程度上提高鲁棒调度的经济性。

3.4 鲁棒性分析

在储能系统全场景参与系统出力平衡及风电波动平抑的情况下,通过对调度结果中确定性出力 $P_{i,t}$ 及不确定调整出力 $Q_{i,t,s}$ 的分析,可得出在此调度结果下火电机组各时段能够提供的正负备用总量以及为应对所有坏场景中风电出力波动火电机组各时段必须提供的正负旋转备用需求。二者的对比如图3所示。

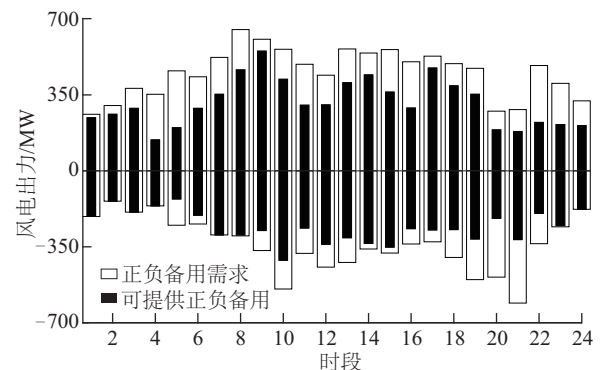


图3 火电机组备用提供量与需求量对比

Fig. 3 Comparison of the spinning reserve amount which supplying by thermal units and demanding by system

由图3可知,火电机组 ΔT 内可上调及下调的总出力总能满足坏场景中风电出力波动对机组的正负备用需求。且在场景中风电出力波动较大的时段如10~13时段、16~22时段等,机组能够预留更多的备用出力空间以应对风电出力的恶劣不确定性。机组之所以能在各时段保有足够的旋转备用,是因为在鲁棒约束下,优化调度制定机组组合计划及负荷分配时已充分考虑坏场景集中风电出力的恶劣波动。如此,虽然调度方案显得较为保守,但却保证了多源系统调度结果的鲁棒性。

表2为本文所提鲁棒度量 BR 随平衡因子 $\alpha \in [0, 1]$ 值变动的情况。

表2 不同 α 值下鲁棒度量Table 2 Robust measure under different α

α	0.2	0.3	0.5	0.6	0.8	0.9
BR	8.25	10.51	12.26	14.12	15.94	29.68

本文所提模型中的鲁棒度量的大小代表了各坏场景下系统运行成本距预测场景下的确定成本的波动量,其随着平衡因子 α 的大小而改变。由表2可看出,随着系数 $1-\alpha$ 值增大,BR值逐渐减小,这意味着当决策者的决策偏好逐渐偏向调度保守性时,风电不确定出力发生时的系统的成本波动更加平稳,且与调度方案下的确定成本的差距也更加接近,也就意味着调度方案的抗鲁棒性越强。

3.5 经济性分析

分析表1中机组组合调度结果可看出,容量较大且煤耗水平较低的1号、2号机组全时段均保持开机状态,而3号~6号机组则由于较差的经济性能运行的时长相对较短,这说明在保证系统安全运行的前提下,鲁棒调度仍能尽量保证机组的经济运行,与确定性的经济调度具有同样的经济性特征。

为进一步分析所提模型与传统调度模型在经济性上的性能差异,本文将不考虑风电波动的传统确定性经济调度模型(CERTAIN)、传统均值-方差鲁棒调度模型(EC-VC)与本文改进鲁棒度量模型(EC-BR)所得各项成本在表3中列出。其中,后者调度结果均在 $\alpha=0.8$ 时得出。

表3 不同模型调度成本(\$)

Table 3 Scheduling cost of different models(\$)

模型	启停成本	确定成本	期望成本
确定性调度 CERTAIN	5160	421709.1	—
鲁棒调度EC-VC	5950	526230	520501.8
鲁棒调度EC-BR	6870	513756.9	513757.6

由表3数据可知,2种鲁棒调度方法基于预测风电出力的确定性调度成本及基于坏场景风电波动的不确定期望成本均高于不考虑风电出力不确定性的传统经济调度,这是因为鲁棒调度在制定足以应对所有坏场景中风电出力波动的调度计划时,势必要以牺牲部分经济性为代价。而在实际的电力调度中,系统的安全性往往要优先于经济性,因此,为保证多源系统能够在风电出力出现恶劣波动

情况下的稳定运行,鲁棒调度牺牲部分经济性的做法仍是合理可行的。

而在同样的平衡因子及约束条件下,传统的EC-VC模型的期望成本却要比本文所提的EC-BR模型高出6744.2\$,提高了约1.3%的比例。这是因为传统EC-VC模型在目标函数中以方差为鲁棒度量,这就使得其可能为了追求更好的方差抑制了对各个场景下系统经济性的追求,因而导致最终的调度方案具有较高的期望值。

由表3还可看出,EC-VC模型中基于预测风电的确定成本比坏场景下的期望成本还高出5729\$,差距较大,这是因为坏场景中某些时段风电有可能向更高出力波动,导致火电机组出力减少,成本降低,且模型并未将预测风电出力下的成本纳入优化目标考虑。而EC-BR模型调度结果中这两项成本只相差0.7\$,这是因为本文模型中将预测风电出力下的确切调度成本纳入鲁棒度量,因此这一成本值与各个坏场景中风电波动发生时的实际成本差距并不大,即调度成本与实际成本的波动得到较大的抑制,经济方面对于不确定因素干扰的敏感性大大降低。

4 结 论

1) 本文改进后的坏场景集生成方法能够更加体现风电波动的恶劣性与随机性,并相应改善鲁棒调度结果的抗风险能力。

2) 所建立的EC-BR鲁棒调度模型能够优化火电机组组合及调度出力结果以预留足够的旋转备用,保证系统在各个坏场景下安全稳定运行,并且改进后的鲁棒度量使得该模型较传统EC-VC模型更具经济性与鲁棒性。

本文今后的研究方向为:1) 进一步验证分析不同的坏场景集生成方法对鲁棒调度结果安全性及经济性的影响。2) 寻求更加高效的求解算法以应对坏场景集中场景数目更多时的鲁棒调度模型求解。

[参考文献]

- [1] 国家电网公司. 国家电网促进新能源发展白皮书(2016) [EB/OL]. <http://www.sgcc.com.cn/xwzx/gsyw/2016/03/332311.shtml>, 2016-03-23.
- [2] 王爽心, 孙东旭, 刘如九. 基于小世界领域PSO的含

- 风电场电力系统经济调度[J]. 太阳能学报, 2015, 36(11): 2823—2829.
- [2] Wang Shuangxin, Sun Dongxu, Liu Ruiju. Economic dispatch of wind farm integrated power system based on small word neighborhood PSO[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2015, 36(11): 2823—2829.
- [3] Oh Hyung-Seon. Optimal planning to include storage devices in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1118—1128.
- [4] 魏 韡, 刘 锋, 梅生伟. 电力系统鲁棒经济调度: (一)理论基础[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(17): 37—43.
- [4] Wei Wei, Liu Feng, Mei Shengwei. Robust and economical scheduling methodology for power systems: Part one theoretical foundations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(17): 37—43.
- [5] 魏 韡, 刘 锋, 梅生伟. 电力系统鲁棒经济调度: (二)应用实例[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(18): 60—67.
- [5] Wei Wei, Liu Feng, Mei Shengwei. Robust and economical scheduling methodology for power systems: Part two application examples[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 60—67.
- [6] Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust convex optimization[J]. Mathematical Methods of Operations Research, 1998, 23(4): 769—805.
- [7] Bertsimas D, Sim M. Robust discrete optimization and network flows[J]. Mathematical Programming, 2003, 98(1-3): 48—71.
- [8] 杨 明, 韩学山, 王世柏, 等. 不确定运行条件下电力系统鲁棒调度的基础研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(增刊): 100—107.
- [8] Yang Ming, Han Xueshan, Wang Shibo, et al. Fundamental research for power system robust dispatch under uncertain operating condition[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(Sup.): 100—107.
- [9] 谢毓广, 江晓冬. 储能系统对含风电的机组组合问题影响分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(5): 19—24.
- [9] Xie Yuguang, Jiang Xiaodong. Impact of energy storage system on the unit commitment problem with volatile wind power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(5): 19—24.
- [10] 白 杨, 汪 洋, 夏 清, 等. 水-火-风协调优化的全景安全约束经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 2—9.
- [10] Bai Yang, Wang Yang, Xia Qing, et al. A full-scenario SCED with coordinative optimization of hydro-thermal-wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 2—9.
- [11] 徐秋实, 邓长虹, 赵维兴, 等. 含风电电力系统的多场景鲁棒调度方法[J]. 电网技术, 2014, 38(3): 653—661.
- [11] Xu Qiushi, Deng Changhong, Zhao Weixing, et al. A multi-scenario robust dispatch method for power grid integrated with wind farms[J]. Power System Technology, 2014, 38(3): 653—661.
- [12] 高红均, 刘俊勇, 刘继春, 等. 基于坏场景集的含风电机组组合模型[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(10): 27—32.
- [12] Gao Hongjun, Liu Junyong, Liu Jichun, et al. The unit commitment with wind power based on the bad scenario set[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(10): 27—32.
- [13] 王 冰, 羊晓飞, 李巧云. 基于坏场景集的抗风险鲁棒调度模型[J]. 自动化学报, 2012, 38(2): 270—278.
- [13] Wang Bing, Yang Xiaofei, Li Qiaoyun. Bad-scenario set based risk-resisting robust scheduling model[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(2): 270—278.
- [14] 丁 涛, 柏 瑞, 孙宏斌, 等. 基于鲁棒均值-方差优化的发电自调度算法及鲁棒代价分析[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 319—326.
- [14] Ding Tao, Bo Rui, Sun Hongbin, et al. Robust mean-variance optimization for self-scheduling of thermal producer and its price of robustness[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 319—326.
- [15] Wu Wenchuan, Chen Jianhua, Zhang Boming, et al. A robust wind power optimization method for look-ahead power dispatch[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2014, 5(2): 507—515.
- [16] 陈建华, 吴文传, 张伯明, 等. 安全性与经济性协调的鲁棒区间风电调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(7): 1033—1040.
- [16] Chen Jianhua, Wu Wenchuan, Zhang Boming, et al. A robust interval wind power dispatch method considering the tradeoff between security and economy[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(7): 1033—1040.
- [17] 李志刚, 吴文传, 张伯明. 消纳大规模风电的鲁棒区间经济调度: (一)调度模式与数学模型[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(20): 33—39.
- [17] Li Zhigang, Wu Wenchuan, Zhang Boming. A robust interval economic dispatch method accommodating large-

- scale wind power generation: Part one dispatch scheme and mathematical mode [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(20): 33—39.
- [18] 李志刚, 吴文传, 张伯明. 消纳大规模风电的鲁棒区间经济调度:(二)不确定集合构建与保守调节[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(21): 32—38.
- [18] Li Zhigang, Wu Wenchuan, Zhang Boming. A robust interval economic dispatch method accommodating large-scale wind power generation: Part two uncertainty set modeling and conservativeness adjustment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 32—38.
- [19] 梅生伟, 郭文涛, 王莹莹, 等. 一类电力系统鲁棒优化问题的博弈模型及应用实例[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(19): 47—56.
- [19] Mei Shengwei, Guo Wentao, Wang Yingying, et al. A game model for robust optimization of power systems and its application [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(19): 47—56.
- [20] Carrión M, Arroyo J M. A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(3): 1371—1378.

IMPROVED ROBUST SCHEDULING MODEL FOR MULTI-SOURCE POWER SYSTEM WITH WIND POWER BASED ON BAD-SCENARIO SET

Wu Dongwen, Yu Aiqing

(College of Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Aiming at safety and economic optimization for the operation of multi-source power system with wind power under uncertain conditions, the improved robust scheduling model under bad scenario set is presented. Firstly, the bad-scenario set method is adopted to describe the randomness and severity of wind power fluctuation. Then the improvement of robustness metric is proposed based on the existing mean-variance scheduling model with balance factor, the scheduling cost under the predicted wind power output scenario is included in the objective function, and the robustness scheduling model including wind power, conventional thermal power unit and energy storage system is established, the model takes into account economics and risk resistance of the system, and can give an executable scheduling scheme. Finally, through the simulation calculation of the example, the performances of the improved model and the existing mean-variance scheduling model in terms of economy, robustness and scheduling feasibility are compared and analyzed, the superiority and feasibility of the model are verified. All simulation experiments are programmed by professional optimization software LINGO 15.

Keywords: optimization scheduling; uncertainty analysis; robustness; wind power; bad-scenario set