

5-8-2021

Distributionally robust chance-constrained unit commitment model considering uncertainty of wind power

Ming Liu

School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China

Chengbi Zeng

School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China

Hong Miao

School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

Liu, Ming; Zeng, Chengbi; and Miao, Hong (2021) "Distributionally robust chance-constrained unit commitment model considering uncertainty of wind power," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 36: Iss. 2, Article 6.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2021.02.006

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol36/iss2/6>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

考虑风电不确定性的分布鲁棒机会约束 机组组合模型

刘 明, 曾成碧, 苗 虹

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘 要:风电渗透率的不断提高大大减少了化石燃料的消耗和温室气体的排放,但风电输出功率的不确定性和间歇性,使传统机组组合问题的解决方法不可行。在此背景下,为了描述风力发电的不确定性,首先,引入一个基于矩信息的椭球式模糊集,并将机会约束运用到机组组合模型中,将功率平衡约束变为软约束;其次,运用分布鲁棒优化方法,将机组组合问题通过线性化方法重构为混合整数线性规划(MILP)问题;并提出限定模糊集中的分布具有单峰性及分时段设定置信度的值的 2 种改进方法,提高模型的经济性,最后,通过案例分析和仿真结果验证模型与方法的实用性和可行性。

关 键 词:风电不确定性;模糊集;机组组合;分布鲁棒机会约束;单峰性

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.02.006

中图分类号:TM732

文章编号:1673-9140(2021)02-0051-07

Distributionally robust chance-constrained unit commitment model considering uncertainty of wind power

LIU Ming, ZENG Chengbi, MIAO Hong

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The continuous improvement of wind power penetration has greatly reduced the consumption of fossil fuels and greenhouse gas emissions. However, the uncertainty and intermittent nature of wind power make the solution to the traditional unit commitment infeasible. In order to describe the uncertainty of wind power generation, this paper introduces an ellipsoid ambiguity set based on moment information, and applies the chance constraint to the unit combination model to change the power balance constraint into a soft constraint. Then, the distributionally robust optimization method is utilized, and the unit commitment model is reformulated into a mixed integer linear programming problem by linearization method. In addition, two improved methods, the limiting the distribution of ambiguity set with unimodality and adjusting confidence level according to time, are proposed to improve the economics of the model. Finally, case analysis and numerical results verify the practicality and feasibility of the proposed model and method.

Key words: uncertainty of wind power; ambiguity set; unit commitment; distributionally robust chance constraint; unimodality

收稿日期:2019-02-22;修回日期:2019-09-02

基金项目:国家重点研发计划(2018YFC1505502-03);四川省科技计划(2018GZ0394);成都市科技局科技项目(2017-RKOO-0029-ZF)

通信作者:曾成碧(1969-),女,博士,教授,主要从事清洁能源发电与并网、微电网等研究;E-mail:zengchengbi@scu.edu.cn

机组组合(unit combination, UC)问题决定了发电机的启停计划及经济调度计划,使得系统以最低成本满足电力需求。近几十年来,由于低成本和低排放,风力发电在世界各地得到迅速发展。然而风力发电具有间歇性且目前预测精度不高,这给UC问题带来了很大的挑战。针对机组组合中风力发电的不确定性问题,研究方法可分为随机规划、鲁棒优化和机会约束规划等。

随机规划在过去十年得到了广泛研究^[1-4]。随机模型可以提高系统不确定条件下UC决策的预期性能,但实际中假定随机变量服从确定性概率分布的前提不适用,且模型的精确性随着场景的增加而增大是以庞大的计算量为代价的。

鲁棒优化通过优化手段得到“最恶劣”场景系统的调度方案,更加贴合实际工程需求^[5]。文献[5-7]给出了鲁棒优化在UC问题上的运用。但鲁棒优化可能产生过于保守的方案,因为“最恶劣”的场景很少发生^[8]。

机会约束规划(chance-constrained programming, CCP)没有鲁棒优化保守但却是NP难题^[9-10]。现有的方法或假定随机变量服从某种特定分布,再将机会约束转化为确定性约束求解^[11],但假定的某种特定分布在实际中往往并不适用;或通过随机模拟技术处理机会约束^[12],但在精确性与计算量之间做出合理的取舍也是需要解决的难题。

为了克服这些方法的不足,进行了方法的结合优化研究,结合随机优化与鲁棒优化的分布鲁棒优化(distributional robust optimization, DRO)方法,通过已知的不确定信息(如期望、方差等),获得满足参数信息的所有概率分布函数的模糊集,并在模糊集中寻找最劣分布期望目标的鲁棒决策方案^[13]。近年来分布鲁棒优化方法在电力系统经济调度的研究越来越多,文献[13-15]将DRO应用于UC问题;文献[16]将其用于电热综合系统的调度优化。然而均未考虑实际中部分极端场景几乎不会出现的情况。引入机会约束可排除极端场景的情况并保证约束在一定置信水平下成立。机会约束已运用到切负荷概率约束、弃风概率约束及传输极限约束上^[11,17]。文献[18]提出一个孤岛微网的分布鲁棒

机会能量管理模型,用机会约束处理功率平衡约束,并用条件风险值(conditional value-at-risk, CVaR)近似DR-CC问题,将其转化为二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP)模型运用现有求解器求解。该文在此基础上,将机会约束用于处理功率平衡约束,提出一种基于椭圆式模糊集的DRCC-UC模型,并通过线性化方法将其转化为MILP模型,可通过现有求解器求解,并在此模型上提出限定模糊集中的分布具有单峰性以及分时段设定置信度的值的2种改进方法,一定程度上降低了模型的保守性。

1 机组组合确定性模型

1.1 目标函数

该文以在风电大规模接入下常规发电机组的发电成本最小为目标函数。常规机组发电成本包含运行和启停成本,由于风电为清洁能源,国家对其有全额上网的扶持政策^[19],该文不考虑其发电成本。

$$F = \min(F_1 + F_2) \quad (1)$$

$$F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} (F_{i,t}^{\text{STC}} + F_{i,t}^{\text{SDC}}) \quad (2)$$

$$F_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} (a_i p_{i,t}^2 + b_i p_{i,t} + c_i) \quad (3)$$

式中 F_1 、 F_2 分别为启停、运行成本; T 为时段总数; N_G 为常规机组的数量; 变量 $F_{i,t}^{\text{STC}}$ 、 $F_{i,t}^{\text{SDC}}$ 分别为机组 i 在 t 时刻的启动、停机成本; a_i 、 b_i 、 c_i 均为常规机组 i 的发电成本二次函数的系数; 变量 $p_{i,t}$ 为常规机组 i 在第 t 时段的有功出力。

1.2 约束条件

1) 机组状态与状态转换的逻辑约束。

$$\begin{aligned} & \{y_{i,t} - z_{i,t} = u_{i,t} - u_{i,t-1} \\ & \{y_{i,t} + z_{i,t} \leq 1 \\ & \{u_{i,t}, y_{i,t}, z_{i,t} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (4)$$

式中 变量 $u_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时启停状态, 1 表示处于开机状态, 0 表示处于停机状态; 变量 $y_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时刻的启动操作, $y_{i,t} = 1$ 表示开机启动, 否则 $y_{i,t} = 0$; 变量 $z_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时停机操作, $z_{i,t} = 1$ 表示停机, 否则 $z_{i,t} = 0$ 。

2) 最小开机时间约束。

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^{\xi_i} (1 - u_{i,t}) = 0 \\ \zeta_i = \min\{T, (T_i^{\text{U},\min} - T_i^{\text{U},0}) u_{i,t=0}\} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \sum_{t=k}^{k+T_i^{\text{U},\min}-1} u_{i,t} \geq T_i^{\text{U},\min} y_{i,k}, \\ \forall k = \zeta_i + 1, \dots, T - T_i^{\text{U},\min} + 1 \\ \sum_{t=k}^T u_{i,t} - y_{i,t} \geq 0, \\ \forall k = T - T_i^{\text{U},\min} + 2, \dots, T \end{cases} \quad (6)$$

式(5)、(6)中 $T_i^{\text{U},\min}$ 为机组 i 的最小开机时间; $T_i^{\text{U},0}$ 为初始时刻机组 i 开机时间; $u_{i,t=0}$ 为机组 i 初始时的状态。

3)最小停机时间约束。

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^{\xi_i} u_{i,t} = 0 \\ \xi_i = \min\{T, (T_i^{\text{D},\min} - T_i^{\text{S},0}) (1 - u_{i,t=0})\} \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \sum_{t=k}^{k+T_i^{\text{D},\min}-1} (1 - u_{i,t}) \geq T_i^{\text{D},\min} z_{i,k}, \\ \forall k = \xi_i + 1, \dots, T - T_i^{\text{D},\min} + 1 \\ \sum_{t=k}^T (1 - u_{i,t} - z_{i,t}) \geq 0, \\ \forall k = T - T_i^{\text{D},\min} + 2, \dots, T \end{cases} \quad (8)$$

式(7)、(8)中 $T_i^{\text{D},\min}$ 为机组 i 的最小关机时间; $T_i^{\text{S},0}$ 为初始时刻机组 i 的关机时间。

4)实际出力上、下限约束。

$$\underline{p}_{i,t} \leq p_{i,t} \leq \overline{p}_{i,t} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \underline{p}_{i,t} \leq p_i^{\text{SU},\max} (u_{i,t} - z_{i,t+1}) + P_i^{\text{SD},\max} z_{i,t+1} \\ \underline{p}_{i,t} \leq p_{i,t-1} + R_i^{\text{up}} u_{i,t-1} + P_i^{\text{SU},\max} y_{i,t} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \underline{p}_{i,t} \geq p_i^{\min} u_{i,t} \\ \underline{p}_{i,t} \geq p_{i,t-1} - R_i^{\text{dn}} u_{i,t} - P_i^{\text{SD},\max} z_{i,t} \end{cases} \quad (11)$$

式(9)~(11)中 $p_i^{\max}$ 、 $p_i^{\min}$ 分别为机组 i 的最大、最小发电功率;变量 $\overline{p}_{i,t}$ 、 $\underline{p}_{i,t}$ 分别为机组 i 在 t 时的实际最大、最小发电功率; $P_i^{\text{SD},\max}$ 、 $P_i^{\text{SU},\max}$ 分别为机组 i 停机前、启动后最大发电功率; R_i^{dn} 、 R_i^{up} 分别

为机组 i 的下、上爬坡率。

5)功率平衡约束。

$$\sum_{i=1}^{N_G} p_{i,t} + w_t = L_t \quad (12)$$

式中 变量 w_t 为聚合风电出力值; L_t 为 t 时刻的负荷值。

6)启停成本约束。

$$\begin{cases} F_{i,t}^{\text{STC}} = C_{si} y_{i,t} \\ F_{i,t}^{\text{SDC}} = S_{di} z_{i,t} \end{cases} \quad (13)$$

式中 C_{si} 、 S_{di} 分别为机组 i 启动、停机成本系数。

7)系统备用约束。

$$\sum_{n=1}^{N_G} u_{i,t} p_i^{\max} \geq (1 + r) L_t \quad (14)$$

式中 r 为旋转备用率,由运行经验决定。

模型的约束均是线性的,但运行成本函数式(3)为二次函数形式,采用分段线性化方法^[20]将其线性化,将机组组合确定性模型转化成了 MILP 问题。

2 分布鲁棒机会约束模型

首先,引入机会约束以保证含不确定性随机变量的约束在一定的置信水平下成立;然后,将机会约束重构为线性约束;最后,将机会约束的分布鲁棒模型进行改进,一定程度上降低保守性。

2.1 机会软约束模型

由于风电的不确定性,实际中功率供求不一定严格满足等式关系,严格的等式关系会带来过高的成本。因而将式(12)运用机会约束变为软约束条件(后期可增加转储负载吸收多发的功率是系统功率平衡^[18]):

$$\Pr\{p_t + w_t \geq L_t\} \geq 1 - \epsilon \quad (15)$$

式中 $p_t = \sum_{i=1}^{N_G} p_{i,t}$ 。式(15)确保发电大于用电的概率至少为 $1 - \epsilon$, ϵ 是一个可控的风险参数,使得决策者可以调整方案的保守度。显然,减小 ϵ 的值,可使保守度增加。

然而机会约束是隐式表达式,难于求解。为了解决这个问题,该文给出机会约束的分布鲁棒重构模型。

2.2 机会软约束的分布鲁棒重构模型

以聚合风电出力 w_t 为随机变量,为描述风电输出的不确定性,鲁棒优化方法中采用盒式或椭球式集来描述^[6-7];DRO 采用一个模糊集来描述风电不确定性,文献[18]中的 DRO 采用基于矩信息的盒式模糊集。

$$\Omega = \left\{ f(w_t) \left| \begin{array}{l} \int f(w_t) dw_t = 1, f(w_t) \geq 0 \\ [E(w_t) - \mu_t]^T \Sigma_t^{-1} [E(w_t) - \mu_t] \leq \gamma_1, \\ \gamma_1 \geq 0 \\ E[(w_t - \mu_t)(w_t - \mu_t)^T] \leq \gamma_2 \Sigma_t, \gamma_2 \geq 1 \end{array} \right. \right\} \quad (16)$$

该文引入基于矩信息的椭球式模糊集 Ω ,并使其集合中的概率分布函数均保证式(15)成立。在式(16)模糊集中, $f(w_t)$ 为 w_t 的概率密度函数; Ω 为包含实际分布的椭球式模糊集, μ_t 为 t 时刻风电期望值, Σ_t 是 t 时刻风电方差, γ_1, γ_2 均为保守度系数。

计及模糊集后式(15)的 DR 重构式为

$$\inf_{f(w_t) \in \Omega} \Pr\{p_t + w_t \geq L_t\} \geq 1 - \epsilon \quad (17)$$

式(17)左边是在 Ω 集中最坏情况下的概率,由文献[21]给出构建该约束的确定性对等式的定理,当 $\gamma_1/\gamma_2 \leq \epsilon$ 时($\epsilon > 0$),式(17)可等效为

$$-\mu_t^T + \left(\sqrt{\gamma_1} + \sqrt{\left(\frac{1-\epsilon}{\epsilon} \right) (\gamma_2 - \gamma_1)} \right) \cdot \sqrt{\Sigma_t} \leq P_t - L_t \quad (18)$$

否则,式(17)等效为

$$-\mu_t^T + \sqrt{\frac{\gamma_2}{\epsilon}} \sqrt{\Sigma_t} \leq P_t - L_t \quad (19)$$

这样,DRCC-UC 问题就转化为 MILP 模型。

2.3 计及分布的单峰性

分布鲁棒优化方法是求模糊集中“最坏”分布下问题的最优解,但是实际中很少会遇到这种情况,因而仅考虑模糊集中的矩信息会得到一个保守解。通常通过限定模糊集中的分布为单峰函数或加强随机变量支撑集的方法减小解的保守性。该文通过限定模糊集中的分布具有 α -单峰性来减小解的保守性^[18]。

基于矩信息和分布的单峰性信息,令 $\tilde{\mu}_t = \frac{\alpha+1}{\alpha} \mu_t$, $\tilde{S}_t = \frac{\alpha+2}{\alpha} \sigma_t^2$, 根据文献[18, 22]可以

得到:

$$\inf_{f(w_t) \in \Omega} \Pr\{p_t + w_t \geq L_t\} \geq \inf_{f(w_t) \in \Omega(\tilde{\mu}_t, \tilde{S}_t)} \Pr\left\{p_t + \left(\frac{\alpha}{\alpha+1} \right) w_t \geq L_t\right\} \quad (20)$$

式中 $\Omega(\tilde{\mu}_t, \tilde{S}_t)$ 的构造与 Ω 的构造类似; $\tilde{\mu}_t$ 为期望; $\tilde{S}_t$ 为方差。因此,可得到计及分布的单峰性的 DR 重构式为

$$\inf_{f(w_t) \in \Omega(\tilde{\mu}_t, \tilde{S}_t)} \Pr\left\{p_t + \left(\frac{\alpha}{\alpha+1} \right) w_t \geq L_t\right\} \geq 1 - \epsilon \quad (21)$$

式(21)与式(17)的构造方法一致,可等效为(假定 $\gamma_1/\gamma_2 \leq \epsilon$)

$$-\mu_t^T + \left(\sqrt{\gamma_1} + \sqrt{\left(\frac{1-\epsilon}{\epsilon} \right) (\gamma_2 - \gamma_1)} \right) \cdot \sqrt{\frac{\alpha(\alpha+2)}{(\alpha+1)^2} \Sigma_t} \leq P_t - L_t \quad (22)$$

至此,计及分布具有 α -单峰性后的 DRCC-UC 模型就转化为 MILP 模型(该文取 α 为 1)。

2.4 分时段考虑 ϵ 值

通常将风险参数 ϵ 在整个调度时段都设定为某一固定值,但实际中这种做法具有一定的保守性。该文根据分时电价的思想分时段设定 ϵ 值。高峰时段用电量大,因而将 ϵ 设定一个较低的值,以保证约束具有较高的可靠性;低谷时段用电量少,可稍微降低可靠性要求,因而可将 ϵ 设定一个较高的值,以带来一定的经济性;平谷时段则将 ϵ 设定一个中间值。 ϵ 值的设定一般不高于 0.2,即 $\epsilon \leq 0.2$, ϵ 的值如果过高,则可靠性得不到保证,约束则缺乏实际意义。

3 算例分析

该文采用含风电的 10 机系统^[20]来验证上述分布鲁棒机会约束方法的有效性,旋转备用率 r 取 0.1。该文调度时段为 $T = 24$ h,时间间隔为 1 h。实验在 Matlab 2016a 上利用 YALMIP 工具箱建模,并调用 CPLEX 求解器求解,计算机配置为 Win8 系统,Intel Core i5-3210M 系列,主频为 2.5 GHz,内存为 4 G。

该文采用聚合风电代表风电出力(多个风电场且计及风电相关性的风电出力模型可以通过数学变换转化为该文的情形),模糊集中期望值和方差值通过历史数据求得。文中的期望和方差值采用文献[23]的数据,模糊集中的保守度系数 γ_1 、 γ_2 分别取 0.1、1.1。

3.1 与其他方法的比较

将该文中未计及分布具有单峰性的分布鲁棒机会约束优化且未分时段考虑 ϵ 值的模型记为 DRCC, ϵ 设为 0.05; 计及分布具有单峰性但未分时段考虑 ϵ 值的模型记为 R1-DRCC, ϵ 设为 0.05; 计及分布具有单峰性且分时段考虑 ϵ 值的模型记为 R2-DRCC, 高峰时段(10:00—12:00、18:00—22:00) ϵ 设为 0.05, 平谷时段(08:00—10:00、12:00—18:00、22:00—24:00) ϵ 设为 0.1, 低谷时段(00:00—8:00) ϵ 设为 0.2。为了验证该文所提方法的有效性,将最初模型分别与第 1 次、第 2 次改进后的模型及随机优化处理机会约束方法(假定随机变量服从正态分布,记为 SND 方法)的最优结果进行对比。

在 SND 方法中,假定聚合风电出力服从正态分布,该正态分布具有确定的期望和方差值(该文中取该期望与方差值为根据历史数据求得的值)。不同方法所需系统成本如表 1 所示,可以看出, R1-DRCC、R2-DRCC 的费用均低于 DRCC 的费用,说明该文所提的改进方法均可以降低保守度; R2-DRCC 的费用低于 R1-DRCC 的费用,说明分时段考虑 ϵ 值可有效降低保守性。表 1 中, SND 所需费用最低,这是因为该方法对风电出力分布做了更多的假定,在实际中并不适用,而该文方法比 SND 保守。

表 1 不同方法所需系统成本

Table 1 The cost of different methods	
方法	成本/ \$
DRCC	384 469.0
R1-DRCC	380 571.4
R2-DRCC	373 830.8
SND	367 302.7

3.2 鲁棒性和可靠性检测

为了验证所提 DRCC 模型的有效性,使用蒙特卡洛模拟方法测试所提方法的鲁棒性和计及风电不确定性后的可靠性。基于估计的期望与方差值,随机产生的 10^7 个风电出力值(假定服从 beta 分布),利用这些风电出力值来验证该文的调度方案。由实验可知, DRCC 模型满足功率平衡约束的场景百分数为 99.997%, 远高于所设定的置信水平 95%, 而 SND 模型满足功率平衡的场景百分数为 94.709%, 略低于所设定的置信水平 95%。同理, R1-DRCC、R2-DRCC 模型满足功率平衡约束的场景百分数分别为 99.987% 和 98.895%。R2-DRCC 因为是分时段考虑 ϵ 值的, 所以所得满足约束的场景百分数较之前模型低, 但依然远大于所设定的置信水平。从该实验可以看出, 该文所提出的方法及改进方法都具有一定的鲁棒性, 即可以适应风电带来的不确定性。

3.3 参数 ϵ 的影响

置信水平不同, 所需成本也不同。该文取 ϵ 为 0.01、0.05、0.10、0.15 来研究参数 ϵ 不同带来的影响。参数 ϵ 取值与其对应成本如图 1 所示, 可知 ϵ 越小, 置信度越高, 所需成本也越高; 此外, 当参数 ϵ 从 0.05 变为 0.01 时, 成本增加的幅度最大, 即边际成本最大。因此, 实际中应该选取合适的置信水平, 以避免因过于追求可靠性而导致极高的成本。这也进一步说明该文所提出的分时段考虑 ϵ 值的方法综合考虑了可靠性和经济性, 具有一定的实用性。

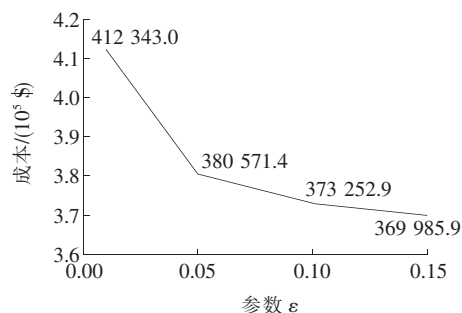


图 1 不同 ϵ 值所需成本

Figure 1 The cost of different ϵ values

3.4 参数 γ_1 、 γ_2 的影响

参数 γ_1 、 γ_2 的大小影响着模糊集的大小, 从而对成本也有影响。当 γ_1 取 0~0.3(步长为 0.05)、

γ_2 取 1~1.3(步长位 0.05)时,该文研究运行成本的变化(其中 ϵ 设为固定值,取 0.05),相应成本如图 2 所示,可以看出,随着 γ_2 增大,成本随之增大,这是模糊集随之增大的结果;当 γ_2 一定时, γ_1 增大到 0.05 之前,运行成本随着 γ_1 的增大而增大,当 γ_1 大于 0.05 时, γ_1 增大而成本不再变化。这是因为该文中置信水平 ϵ 设定为 0.05,当 γ_1 小于 0.05 时,式(17)等效式为式(18),因此成本与 γ_1 相关,而当 γ_1 大于 0.05 时,式(17)等效为式(19),成本与 γ_1 无关,因此会出现当 γ_1 大于 0.05 时, γ_1 增大而成本不再变化的情况。实际中, γ_1 、 γ_2 的大小由决策人员根据历史数据来设定。

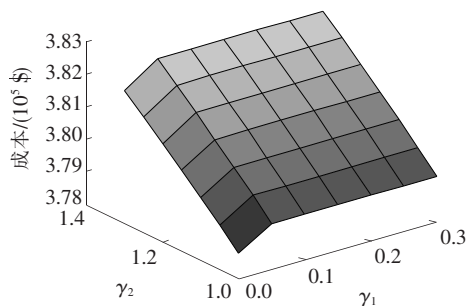


图 2 不同 γ_1 、 γ_2 值对系统成本的影响

Figure 2 The influence of different γ_1 、 γ_2 values

4 结语

高渗透率的风电并入使得系统不确定性显著提高,传统的机组组合方法的不足越来越明显。与传统模型不同,实际中功率供求并非严格满足等式关系,风力发电也并非完全消纳,因而该文引入机会约束将功率平衡约束转换为软约束,提高了系统的经济性与实用性。此外,该文引入一种基于矩信息的椭圆式模糊集来描述风电不确定性,并利用分布鲁棒优化方法处理机会约束,将高维、非线性的机组组合问题转化为可解的 MILP 问题。同时,通过限定分布具有单峰性和分时段考虑风险参数 e 值的方法在一定程度上降低了方法的保守性。最后,含有风电的 10 机系统的算例验证了该文提出模型的有效性。

参考文献:

- [1] 宫娅宁,秦红,付洪斌,等. 考虑源荷不确定性的光伏发电系统优化调度策略[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(2): 112-118.
- [2] 石玉东,刘晋源,徐松,等. 考虑时序特性的配电网风—光—储随机规划模型[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(10):23-32.
- [3] 李顺昕,岳云力,武冰清. 与需求响应联合优化的联网型微电网储能容量随机规划[J]. 电网与清洁能源,2020,36(2):124-130.
- [4] LI Shunxin, YUE Yunli, WU Bingqing. Grid-connected micro grid energy storage system capacity stochastic planning jointly optimized with demand response[J]. Power System and Clean Energy,2020,36(2):124-130.
- [5] Blanco I, Morales J. An efficient robust solution to the two-stage stochastic unit commitment problem[J]. IEEE Transactions Power Systems, 2017, 32(6): 4477-4487.
- [6] 田坤鹏,孙伟卿,韩冬,等. 基于两阶段鲁棒优化的可再生能源 DNE 极限评估[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(19):73-80.
- [7] TIAN Kunpeng, SUN Weiqing, HAN Dong, et al. DNE limit assessment of renewable energy based on two-stage robust optimization[J]. Power System Protection and Control,2020,48(19):73-80.
- [8] 刘明,曾成碧,苗虹. 基于分布鲁棒机会约束的机组组合模型[J]. 电测与仪表,2021,58(1):32-36.
- [9] LIU Ming, ZENG Chenbi, MIAO Hong. Unit commitment with distributionally robust chance constraints[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(1):32-36.
- [10] 唐伦,姚力,肖畅,等. 考虑风电不确定性和机组故障停运风险的两阶段鲁棒机组组合[J]. 智慧电力,2021,49(2):47-53.
- [11] TANG Lun, YAO Li, XIAO Chang, et al. Two-stage robust unit commitment for uncertainty of wind power

- and generator outage contingency [J]. Smart Power, 2021, 49(2): 47-53.
- [8] Zhao C, Guan Y. Unified stochastic and robust unit commitment [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2013, 28(3): 3353-3361.
- [9] 翟晶晶, 吴晓蓓, 傅质馨, 等. 考虑需求响应与光伏不确定性的综合能源系统鲁棒优化 [J]. 中国电力, 2020, 53(8): 9-18.
- ZHAI Jingjing, WU Xiaobei, FU Zhixin, et al. Robust optimization of Integrated energy systems considering demand response and photovoltaic uncertainty [J]. Electric Power, 2020, 53(8): 9-18.
- [10] Nemirovski A, Shapiro A. Convex approximations of chance constrained programs [J]. SIAM Journal on Optimization, 2006, 17(4): 969-996.
- [11] 肖凯超, 邱伟强, 陶以彬, 等. 储能应急车优化调度的模糊机会约束方法 [J]. 高压电器, 2021, 57(2): 116-124.
- XIAO Kaichao, QIU Weiqiang, TAO Yibin, et al. Fuzzy chance constrained method for optimal scheduling of mobile energy storage system in emergency support of power systems [J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(2): 116-124.
- [12] Wang Q, Wang J, Guan Y. Stochastic unit commitment with uncertain demand response [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(1): 562-563.
- [13] Chen Y, Guo Q, Sun H. A distributionally robust optimization model for unit commitment based on kullback-leibler divergence [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5147-5160.
- [14] Xiong P, Jirutitijaroen P, Singh C. A distributionally robust optimization model for unit commitment considering uncertain wind power generation [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2017, 32(1): 39-49.
- [15] Zhao Chaoyue, Jiang Ruiwei. Distributionally robust contingency-constrained unit commitment [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2018, 33(1): 94-102.
- [16] 税月, 刘俊勇, 高红均, 等. 考虑风电不确定性的电热综合系统分布鲁棒协调优化调度模型研究 [J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(24): 7235-7247.
- SHUI Yue, LIU Junyong, GAO Hongjun, et al. A distributionally robust coordinated dispatch model for integrated electricity and heating systems considering uncertainty of wind power [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7235-7247.
- [17] Wu Z, Zeng P, Zhang X. A solution to the chance-constrained two-stage stochastic program for unit commitment with wind energy integration [J]. IEEE Transactions Power Systems, 2016, 31(6): 4185-4196.
- [18] Shi Zhichao, Liang Hao, Huang Shengjun, et al. Distributionally robust chance-constrained energy management for islanded microgrids [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 2234-2244.
- [19] 吴小珊, 张步涵, 袁小明, 等. 求解含风电场的电力系统机组组合问题的改进量子离散粒子群优化方法 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 45-52.
- WU Xiaoshan, ZHANG Buhai, YUAN Xiaoming, et al. Solutions to unit commitment problems in power systems with wind farms using advanced quantum-inspired binary PSO [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 45-52.
- [20] Soroudi A. Power system optimization modeling in GAMS [M]. Cham: Springer, 2017: 119-125.
- [21] Zhang Yiling, Jiang Ruiwei, Shen Siqian. Ambiguous chance-constrained binary programs under mean-covariance information [J]. SIAM Journal on Optimization, 2018, 28(4): 2922-2944.
- [22] Li B, Jiang R, Mathieu J R. Distributionally robust risk constrained optimal power flow using moment and unimodality information [C]//IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC), Las Vegas, NV, USA, 2016.
- [23] Wang Z, Bian Q, Xin H, et al. A distributionally robust coordinated reserve scheduling model considering cvar-based wind power reserve requirements [J]. IEEE Transactions Sustainable Energy, 2016, 7(2): 625-636.