

4-16-2021

Twostage symmetrical fuzzy modeling and optimization for the unit commitment in wind power systems

Jiaming CAI

School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China ; Shanghai Electric Power Design Institute Co., Ltd., Shanghai 200012, China

Chengmin WANG

School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Ning XIE

School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

Xin LI

School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

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

Recommended Citation

CAI, Jiaming; WANG, Chengmin; XIE, Ning; and LI, Xin (2021) "Twostage symmetrical fuzzy modeling and optimization for the unit commitment in wind power systems," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 35: Iss. 6, Article 5.

DOI: 10.19781/j.issn.16739140.2020.06.005

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol35/iss6/5>

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.

含风电电力系统机组组合问题的两阶段 对称模糊建模与优化

蔡佳铭^{1,2}, 王承民¹, 谢 宁¹, 李 欣¹

(1. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240; 2. 上海电力设计院有限公司, 上海 200012)

摘 要:为解决含风电电力系统机组组合问题固有预测误差带来的不确定性问题,建立同时模糊约束与目标的两阶段对称模糊优化模型。模型的第 1 阶段用于确定系统的模糊参数,第 2 阶段计算接近运行实际的模糊解和对应的模糊水平,将机组组合阶段的不确定性量化。由于引入较多待求解的模糊变量,故提出简化运算的外点迭代解法。算例从日前预测、日内 4 h 滚动预测、日内 1 h 超短期滚动预测与实际运行等尺度评估该法求解机组组合问题的结果对预测误差的适应性。结果表明,模糊优化在一定程度上能够缩减因预测误差而引起的机组组合误差,因而适用于求解不确定性较强系统的机组组合问题。

关 键 词:对称模糊优化;可再生能源;机组组合问题;不确定性

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.06.005 中图分类号:TM614 文章编号:1673-9140(2020)06-0036-10

Two-stage symmetrical fuzzy modeling and optimization for the unit commitment in wind power systems

CAI Jiaming^{1,2}, WANG Chengmin¹, XIE Ning¹, LI Xin¹

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Shanghai Electric Power Design Institute Co., Ltd., Shanghai 200012, China)

Abstract: In order to solve the problem of uncertainty caused by the inherent prediction error in the unit commitment decision-making involving the wind generation, this paper establishes a two-stage symmetric fuzzy optimization model with both fuzzy constraints and fuzzy targets. The first stage of the model determines the fuzzy parameters of the system. While, in the second stage, the actual fuzzy solution and the corresponding fuzzy level are calculated, and the uncertainty of the unit commitment is quantified. Due to the introduction of unsolved fuzzy variables, a simplified operation based on the outer-point iteration method is proposed. In case of the day-ahead prediction, the 4 h rolling prediction in the day, the 1 h ultra-short rolling prediction, the adaptability to the forecasting error of this method is analyzed through comparing with the actual situation. The results show that the fuzzy optimization can reduce the scheduling error caused by the prediction error to a certain extent, so it is suitable for the usage of system scheduling with a high uncertainty.

Key words: symmetric fuzzy optimization; renewable energy; unit commitment; uncertainty

收稿日期:2018-05-06;修回日期:2018-08-01

基金项目:国家自然科学基金(51777121);国家电网有限公司科技项目(17H300000437)

通信作者:蔡佳铭(1994-),男,硕士研究生,主要从事高占比可再生能源消纳的研究;E-mail:1026618188@sjtu.edu.cn

模糊(fuzzy)不确定现象是指由于缺乏精确测量的工具与技术、信息资料不足或研究对象自身特性造成类属定义或数值预测上的不确定性,是一类因排中律缺失而导致的不确定现象^[1]。传统机组组合问题的求解依赖各类预测曲线,没有计及机组组合阶段固有的预测误差,势必造成机组组合方案与不确定性加重的运行实际之间的偏差。

含风电机组的电力系统的模糊性来源主要包括:系统负荷特性、可再生能源机组的出力特性多样复杂;系统的费用因素与经济参数等难以估计^[2-3]。机组组合优化模型的目标与约束中的参数都具有不同程度的模糊性。同时具有模糊约束和模糊目标函数的对称模糊优化更能适应可再生能源系统机组组合问题的研究需求。

现有文献的模糊优化建模略显粗糙。一类文献在建模时没有明确区分模糊性与随机性、粗糙性。不确定性理论包括随机性(因果律缺失)、模糊性(排中律缺失)与粗糙性(精确律缺失)^[1],对应的建模工具分别是概率论与数理统计、模糊集理论和粗糙集理论。且现有的模糊文献多采用非对称模糊优化,即具有模糊约束和精确目标函数的模糊优化:文献[4]将确定性系统约束转化成模糊约束。或具有精确约束和模糊目标函数的模糊优化:文献[5]只对目标函数进行了模糊化。鲜有同时模糊目标与约束的对称模糊优化。其次,模糊参数定值困难。模糊约束的参数尚有历史观测的负荷、出力数据和经验等供参考,选取目标模糊参数时方法匮乏,但计算结果却高度依赖模糊参数。文献[5-11]均指出隶属度函数的选择目前尚无统一方法可循,更多依赖于实际经验。此外,由于引入了较多的模糊参数,造成机组组合问题的求解更加困难。文献[12-21]采用改进的人工智能算法如遗传算法、粒子群算法等求解,在处理优化参数较多的场景时,直接应用以上方法往往不具有可行性。

该文建立起同时模糊约束与目标的两阶段对称模糊优化模型。模型的第 1 阶段包括计算精确模型与模糊约束的非对称模型 2 个步骤,用于确定模型的模糊参数。第 2 阶段同时模糊目标与约束,计算接近运行实际的模糊解和对应的模糊水平,量化机

组组合阶段的不确定性。由于引入了较多待求解的模糊变量,给出构造外点函数与迭代的步骤,简化运算与求解。结合文献[9]的算例数据,从不同的预测尺度评估方法的可行性。算例表明,模糊优化提供了必要而丰富的机组组合预案,一定程度上能减小预测误差的影响,适用于实际系统机组组合场景应用。

1 含风电机组的精确机组组合优化模型

含风电机组的机组组合问题^[4]可以归纳如下。

1)最小化系统运行的耗量成本。通常为多项式形式,将其统一记为

$$\min F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} [u_i^t (a_i P_{G,i}^{t,2} + b_i P_{G,i}^t + c_i) + u_i^t (1 - u_i^{t-1}) S_i] \quad (1)$$

式中 F_1 为系统耗量成本, \$; u_i^t 为机组 i 在 t 时刻的启停状态,为 1 时运行,为 0 时关机; $P_{G,i}^t$ 为机组 i 在 t 时刻的有功功率, MW; a_i 、 b_i 、 c_i 为机组耗量特性系数,单位分别为 \$/h, \$(MW·h), \$(MW·h²); S_i 为机组 i 的启动耗量; N_G 为常规机组数量, T 为研究时段数。

2)最大化目标。风电售电收入为

$$\max F_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} d_i P_{W,i}^t \quad (2)$$

式中 F_2 为风电售电收入; $P_{W,i}^t$ 为风电机组 i 在 t 时刻上网的有功功率, MW; d_i 为机组 i 所发风电电价, \$(MW·h); N_W 为风电机组数量。

3)约束条件。包括功率平衡约束 C_1 、旋转备用约束 C_2 、火电机组出力上下限约束 C_3 、风电机组出力上下限约束 C_4 、爬坡速率约束 C_5 、最小启停时间约束 C_6 , 分别为

$$\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t = P_L^t \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^{\max} + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t \geq P_L^t + R \quad (4)$$

$$P_{G,i}^{\min} \leq P_{G,i}^t \leq P_{G,i}^{\max} \quad (5)$$

$$P_{W,i}^t \leq P_{W,i}^{\text{pre}} \quad (6)$$

$$RD_{G,i} \leq P_{G,i}^t - P_{G,i}^{t-1} \leq RU_{G,i} \quad (7)$$

$$\begin{cases} [UT_i^{t-1} - MUT_i][u_i^{t-1} - u_i^t] \geq 0 \\ [DT_i^{t-1} - MDT_i][u_i^t - u_i^{t-1}] \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(3)~(8)中 P_L^t 为 t 时刻的系统负荷(计入网损), MW; R 为系统所需的备用容量, MW; $P_{G,i}^{\min}$ 、 $P_{G,i}^{\max}$ 为常规机组 i 的功率下限、上限, MW; $P_{W,i}^{\text{pre}}$ 为风电机组 i 的预测功率, MW; $RD_{G,i}$ 、 $RU_{G,i}$ 为常规机组 i 在相邻时段内的爬坡功率下限、上限, MW; UT_i 、 DT_i 为常规机组 i 的持续开机时间与持续关机时间, h; MUT_i 、 MDT_i 分别为机组持续运行与停机时间, h。

求解精确机组组合优化模型, 记精确优化模型的最优解为 Z_{0F_1} 、 Z_{0F_2} 。

2 两阶段对称机组组合模糊优化模型

2.1 模糊化处理

建立模糊对象的隶属度函数进行模糊化处理^[15]。模糊对象包括: 预测负荷、可再生能源机组的出力、系统耗量费用。在第 1 部分精确模型的基础上, 分别模糊两类目标函数 F_i , 有 $F = \bigcap_{i=1}^2 F_i$, F_1 、 F_2 的隶属度函数记为 μ_{F_i} , $i=1, 2$; 分别模糊各类约束条件 C_j ; 有 $C = \bigcap_{j=1}^5 C_j$, $C_1 \sim C_5$ 的隶属度函数分别记为 μ_{C_j} , $j=1, 2, \dots, 5$ 。构成模糊决策集 D , 有 $D = F \cap C$, 隶属度函数为 $\mu_D = \min_{i,j}(\mu_{F_i}, \mu_{C_j})$ 。

2.2 第 1 阶段

该阶段只模糊约束, 对 $C_1 \sim C_4$ 做模糊化处理, 约束 C_5 、 C_6 由于不涉及上述不确定对象, 仍采用确定性约束。

对于 C_1 , 构造一个左半梯形模糊成员隶属度函数, 记 $P_1^t = \sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t$:

$$\mu_{C_1}(P_1^t) = \begin{cases} 1, & P_1^t > P_L^t \\ 1 - (P_L^t - P_1^t) / \delta_{C_1}, & P_L^t - \delta_{C_1} \leq P_1^t \leq P_L^t \\ 0, & P_1^t < P_L^t - \delta_{C_1} \end{cases} \quad (9)$$

式中 δ_{C_1} 为偏离预测负荷 P_L^t 的最大容忍度因子。是对负荷预测误差的一种描述, 可由地区历史预测

误差确定。机组组合方案依据预测负荷制定, 机组组合出力之和越接近预测负荷越优, 即模糊度越大越优。

旋转备用约束、常规机组出力、与风电机组出力都存在类似的预测不确定性。用相同方法模糊 $C_2 \sim C_4$, 记模糊水平值为 α_{C_j} , $j=1, 2, 3, 4$, 模糊决策集为

$$D_{\alpha_{C_1} \alpha_{C_2} \alpha_{C_3} \alpha_{C_4}} = \left\{ \begin{aligned} & \mu_{C_1} \left(\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t \right) \geq \alpha_{C_1}, \\ & \mu_{C_2} \left(\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^{\max} + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t \right) \geq \alpha_{C_2}, \\ & \mu_{C_3} (P_{G,i}^t) \geq \alpha_{C_3}, \\ & \mu_{C_4} (P_{W,i}^t) \geq \alpha_{C_4}, \\ & RD_{G,i} \leq P_{G,i}^t - P_{G,i}^{t-1} \leq RU_{G,i} \\ & [UT_i^{t-1} - MUT_i][u_i^{t-1} - u_i^t] \geq 0 \\ & [DT_i^{t-1} - MDT_i][u_i^t - u_i^{t-1}] \geq 0 \end{aligned} \right. \quad (10)$$

据此得到第 1 阶段非对称模糊机组组合模型:

$$\left\{ \begin{aligned} & \min F_1 \\ & \max F_2 \\ & \sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t \geq P_L^t - (1 - \alpha_{C_1}) \delta_{C_1} \\ & \sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^{\max} + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t \geq P_L^t + R - (1 - \alpha_{C_2}) \delta_{C_2} \\ & P_{G,i}^t \geq P_{G,i}^{\min} - (1 - \alpha_{C_3}) \delta_{C_3} \\ & P_{G,i}^t \leq P_{G,i}^{\max} + (1 - \alpha_{C_3}) \delta_{C_3} \\ & P_{W,i}^t \leq P_{W,i}^{\text{pre}} - (1 - \alpha_{C_4}) \delta_{C_4} \\ & RD_{G,i} \leq P_{G,i}^t - P_{G,i}^{t-1} \leq RU_{G,i} \\ & [UT_i^{t-1} - MUT_i][u_i^{t-1} - u_i^t] \geq 0 \\ & [DT_i^{t-1} - MDT_i][u_i^t - u_i^{t-1}] \geq 0 \end{aligned} \right. \quad \text{s. t.} \quad (11)$$

令 $\alpha_C = \alpha_{C_1} = \alpha_{C_2} = \alpha_{C_3} = \alpha_{C_4}$, $\alpha_C \geq \alpha_0$, α_0 是常数, 对于每一个 $\alpha_C \in [0, 1]$, 该模型得到的模糊解实际上是在期望水平为 α_0 的条件下具有 α_C 的模糊性。记此阶段模型的最优解为 Z_{1F_1} 、 Z_{1F_2} 。约束模糊化后, 第 1 阶段的模型评估了一种较差模糊水平下的极端情形, 便于给出模糊目标时所需的参数估计。

2.3 第 2 阶段

此阶段再模糊化目标函数。构造一个关于目标函数的模糊成员隶属度函数。记目标函数的优化结果为 Z_{F_1} 、 Z_{F_2} ：

$$\mu_{F_1}(Z_{F_1}) = \begin{cases} 1, & Z_{F_1} < Z_{0F_1} \\ 1 - \frac{Z_{F_1} - Z_{0F_1}}{Z_{1F_1} - Z_{0F_1}}, & Z_{0F_1} \leq Z \leq Z_{1F_1} \\ 0, & Z_{F_1} > Z_{1F_1} \end{cases} \quad (12)$$

$$\mu_{F_2}(Z_{F_2}) = \begin{cases} 1, & Z_{F_2} > Z_{0F_2} \\ 1 - \frac{Z_{F_2} - Z_{0F_2}}{Z_{1F_2} - Z_{0F_2}}, & Z_{1F_2} \leq Z \leq Z_{0F_2} \\ 0, & Z_{F_2} < Z_{1F_2} \end{cases} \quad (13)$$

其中,模糊参数 Z_{1F_1} 、 Z_{0F_1} 、 Z_{1F_2} 、 Z_{0F_2} 由第 1 阶段的模型计算得出,提供了系统成本耗量和上网风量的理论最优结果与具有 α_c 模糊程度的极端情形估

计值。模糊化目标函数后的计算结果必然落在此隶属区间内,因而能够提供合理模糊参数的精确机组组合优化模型非常重要。

模糊决策集 $D = D_{a_1 a_2 a_3 a_4} \cap D_{a_{F_1}} \cap D_{a_{F_2}}$, 其中,

$$\begin{cases} D_{a_{F_1}} = \{\mu_{F_1}(Z_{F_1}) \geq \alpha_{F_1}\} \\ D_{a_{F_2}} = \{\mu_{F_2}(Z_{F_2}) \geq \alpha_{F_2}\} \end{cases} \quad (14)$$

得到对称模糊优化模型,如表 1 所示,其中,模糊度 $\alpha_i \in [0, 1]$,第 2 阶段的优化模型得到的最优解对应各类模糊对象 α 程度的模糊性;表中 $u_i^{t2} - u_i^t$ 约束是为了保证机组运行状态的计算结果是 0 或 1,加入此约束后,将原来的混合整数规划问题转化为非线性规划问题。

精确模型给出理论的“最优”评估,这个方案只能接近而不能达到;第 1 阶段模型充分考虑负荷、出力不确定性,给出极端情形下较差的机组组合方案;最终阶段的模型给出的则是一种兼顾运行耗量、风电消纳与各类约束的模糊解。

表 1 各类模糊对象的模糊化处理

Table 1 Fuzzification of fuzzy objects

模糊对象	模糊度	计算公式	符号
经济耗量	α_1	$Z_{1F_1} - \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} [u_i^t (a_i P_{G,i}^{t2} + b_i P_{G,i}^t + c_i) + u_i^t (1 - u_i^{t-1}) S_i] - (Z_{1F_1} - Z_{0F_1}) \alpha_1$	f_{F_1}
上网风量	α_2	$Z_{1F_2} - \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} d_i P_{W,i}^t - (Z_{1F_2} - Z_{0F_2}) \alpha_2$	f_{F_2}
供求约束	α_3	$\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t - P_L^t + (1 - \alpha_3) \delta_{C1}$	f_{C1}
旋转备用	α_4	$\sum_{i=1}^{N_G} u_i^t P_{G,i}^{\max} + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W,i}^t - P_L^t - R + (1 - \alpha_4) \delta_{C2}$	f_{C2}
常规机组出力	α_5	$P_{G,i}^t - P_{G,i}^{\min} + (1 - \alpha_5) \delta_{C3}$	f_{C3}
		$P_{G,i}^{\max} + (1 - \alpha_5) \delta_{C3} - P_{G,i}^t$	
风电出力	α_6	$P_{W,i}^{\text{pre}} - (1 - \alpha_6) \delta_{C4} - P_{W,i}^t$	f_{C4}
爬坡约束	不模糊	$P_{G,i}^t - P_{G,i}^{t-1} - RD_{G,i}$	f_{C5}
		$RU_{G,i} - P_{G,i}^t + P_{G,i}^{t-1}$	
启停约束	不模糊	$[UT_i^{t-1} - MUT_i][u_i^{t-1} - u_i^t]$	f_{C6}
		$[DT_i^{t-1} - MDT_i][u_i^t - u_i^{t-1}]$	
0-1 约束	不模糊	$u_i^{t2} - u_i^t$	f_{C7}

3 求解方法与步骤

为了便于求解对称模糊优化模型,引入因子 λ_i ($\lambda_i \geq 0, i=1, 2, \dots, 2T+5TN_G+2$), 构造外点法罚函数, 将模型转化为无约束的形式^[19]:

$$\begin{aligned} \min L(u_i^t, P_{G,i}^t, P_{W,i}^t, \alpha) = & - \sum_{i=1}^6 \alpha_i + \lambda_1 f_{F_1}^2 + \lambda_2 f_{F_2}^2 + \sum_{t=1}^T \lambda_{t+2} f_{C_1}^2 + \\ & \sum_{t=1}^T \lambda_{t+T+2} f_{C_2}^2 + \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \lambda_{(t-1)N_G+i+2T+2} f_{C_3}^2 + \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \lambda_{(t-1)N_G+i+2T+TN_G+2} f_{C_4}^2 + \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \lambda_{(t-1)N_G+i+2T+2TN_G+2} f_{C_5}^2 + \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \lambda_{(t-1)N_G+i+2T+3TN_G+2} f_{C_6}^2 + \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} \lambda_{(t-1)N_G+i+2T+4TN_G+2} f_{C_7}^2 \end{aligned} \quad (15)$$

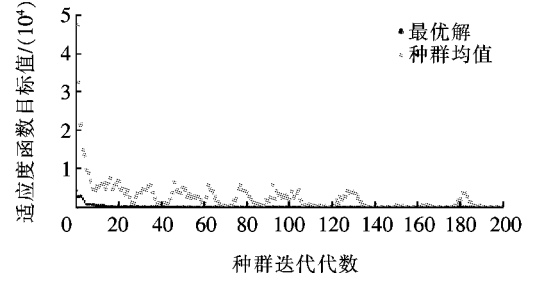
在某组 λ 序列水平下用遗传算法求解模型式(15)的计算过程示例如图 1 所示(图 1(a)中浅色点为每次迭代所有样本对应函数值的均值, 深色点为其中的最优解), 编码类型为 double 型, 种群大小为 20, 选择规则服从随机均匀分布, 迭代上限为变量的 100 倍, 平均迭代 200 次左右可获得满意解。由图 1 可见, 至 200 次迭代完成时, 优化解的结果基本收敛。

利用外点迭代法求解模型的步骤如下:

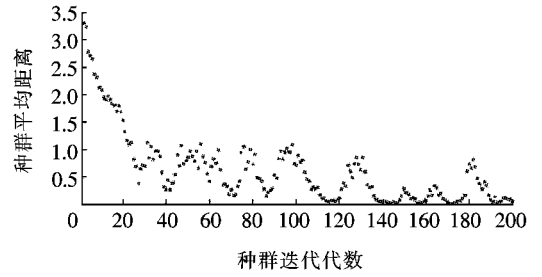
1) 设置 λ_i ($i=1, 2, \dots, 2T+5TN_G+2$) 的初值。为了消除式中各类约束的量纲差异, 避免求解时优化朝着某个约束方向过度倾斜, 应按照如下规则设置 λ_i 的初值: 将阶段一精确模型的优化结果代入各惩罚项计算, λ_i 取为计算结果的倒数。例如, λ_2 的初值应取为 $1/f_{F_2}^2$ 。

2) 在当前 λ 序列水平下, 求解式(15)的无约束优化问题。因罚函数将问题转化为无约束优化问题, 求解较易, 该文采用遗传算法求解(见附录)。得到对应 λ 水平的机组组合方案。

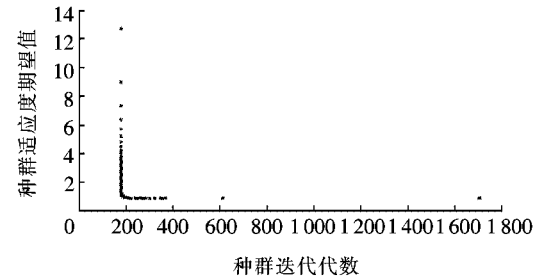
3) 检验当前解的有效性。若出现模糊度 α_i 大于 1 或小于 0, 表面该时刻的解不满足模糊度的对应约束, 将上一次迭代的解作为要求的解。否则, 将各 λ_i 同时更新为原值的 10 倍, 重复步骤 2。若迭代足够次数(10 次)后获得的解仍然有效, 也可终止计算, 接受此时的计算结果。如图 2 所示。



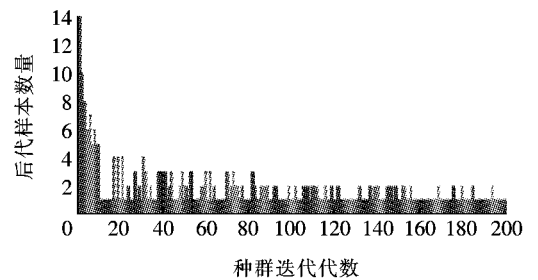
(a) 目标函数的优化值随迭代次数的变化关系



(b) 迭代过程中样本间的距离均值随迭代次数的关系



(c) 样本计算期望值关于原始评分的分布关系



(d) 迭代完成后后代随个体取值范围的分布关系

图 1 遗传算法迭代过程

Figure 1 Genetic algorithm iterative process

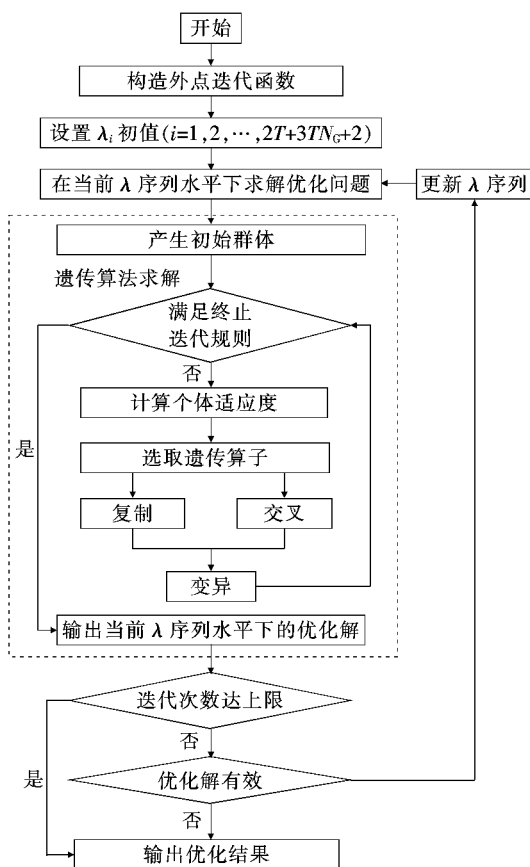


图 2 算法流程

Figure 2 Flow chart of the algorithm

4 算例分析

4.1 算例数据

该文采用文献[4,9]中的算例数据。算例系统包括 10 台常规机组和 1 个风电场,其中,1、2 号机组容量高、成本低,是发电主力;3、4、5 号机组容量较小、发电成本高、启停快,可作为系统的调峰机组。24 时段负荷与风电的日前预测曲线、日内 4 h 滚动预测曲线、日内 1 h 超短期滚动预测曲线与实际曲线如图 3 所示。旋转备用阈值 R 取为各时刻负荷值的 10%。设置约束模糊时参照历史统计数据规律,在日前机组组合、日内 4 h 滚动预测和日内 1 h 超短期滚动预测时, δ_{C1} 分别取为预测负荷的 10%、9%、6%, δ_{C4} 分别取为预测风电功率的 38%、35%、30%, δ_{C2} 取为 10% 水平的旋转备用, δ_{C3} 取为常规机组 $P_{G,i}^{\max}$ 、 $P_{G,i}^{\min}$ 的 10%。 Z_{0F_1} 、 Z_{0F_2} 由精确模型计算得出, Z_{1F_1} 、 Z_{1F_2} 由第 1 阶段模型计算得出,机组机组组合方案和对应的模糊结果由第 2 阶

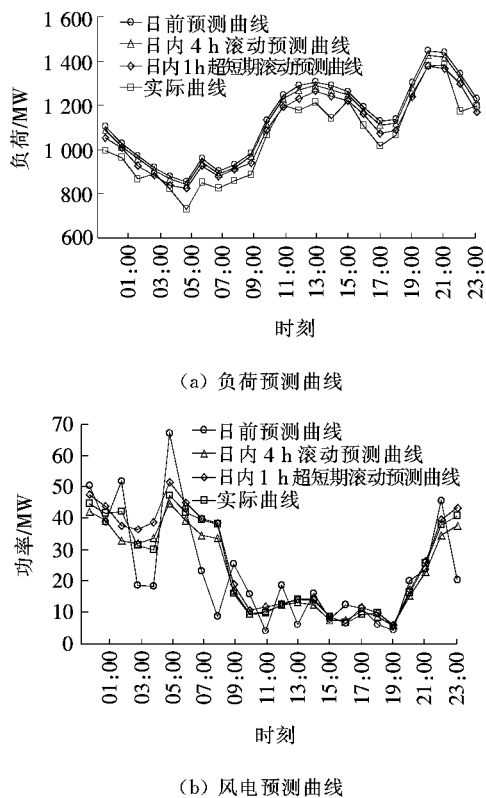


图 3 不同尺度下的负荷、风电预测曲线

Figure 3 Forecasting curves of load and wind power at different scales

段模型计算得出。在计算第 1 阶段模型时,约束模糊性 α_C 取极端情形下的 0.6。

4.2 日前预测机组组合计算结果

按照日前预测曲线计算。优化结果(部分)如表 2、3 所示;1~5 号机的出力计算结果如图 4~8 所示。精确模型给出的费用目标优化结果为 548 914 \$,模糊约束条件后优化结果为 562 001 \$,提升了 2.38%。由于风电预测(计划)出力不确定水平高(预测误差大, δ_{C4} 显著大),造成风电机组弃风量较大的情形也对应较高的模糊水平,第 1 阶段的模型事实上评估了一种风电消纳情况很差的极端情形。相应的常规机组要承担更多的出力任务,因而常规机组的耗量上升。

由图 4~8 可见,较前 2 种方案,最终阶段的模糊解不再追求理论上的经济性和风电消纳量最优,而是寻求一种更为可信(模糊度之和最大)的结果。较精确优化结果与第 1 阶段的优化结果,最终阶段的解具有调峰机组不再频繁启停、爬坡速率减小的特点(如机组 4、5 的 0:00—9:00 时刻出力)。这与日前、日内机组组合的运行实际也相吻合。最终阶

段的模糊优化均衡机组组合中的各类不确定性,优化方案更加折中,相对而言最接近真实情况。相应的,模糊参数的选取必须合理,前 2 个阶段的计算因此是必要的。

为了增强与文献[4]的可比性,算例系统中的风电机组出力很小,除去风机承担的部分,剩余负荷与文献[4]处于同一水平。同时,计算燃料费用时不涉及风电。对比结果如表 4 所示。

文献[4]的隶属度函数参数 Z_{0F_1} 、 Z_{1F_1} 根据运行经验确定,该文的 Z_{0F_1} 由精确模型计算得出,较文献减小 2.84%, Z_{1F_1} 由第 1 阶段模型(仅模糊约束条件)计算得出,较文献减小 2.36%。燃料费用的隶属区间增大了 23%,目标的模糊隶属区间有所

延伸。因此,在计及风电接入不确定性问题凸显的系统中,优化时模糊约束条件十分必要。该文较文献模糊参数数量增多,各约束条件 24 个时段平均模糊度下降 0.28,但理论的优化结果减小 1.76%。可以看出,模糊目标的优化结果与给出的目标隶属区间关系密切,而两阶段模型能够给出符合实际运行经验的隶属区间估计。

表 2 优化目标计算结果

Table 2 Calculation results of the optimal targets

模型阶段	目标 $F_1/\$$	目标 F_2/MW
精确模型	548 914	628.749 0
第 1 阶段	562 001	541.256 0
第 2 阶段	556 900	590.677 5

表 3 日前机组组合方案计算结果(部分)

Table 3 Day-ahead scheduling plan calculation results(partial)

Table 3 Day-ahead scheduling plan calculation results(partial)												MW
时刻	模型阶段	功率										风电
		1 号机	2 号机	3 号机	4 号机	5 号机	6 号机	7 号机	8 号机	9 号机	10 号机	
10:00	精确模型	414.55	440.29	127.95	126.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.62
	第 1 阶段	449.73	423.48	0.25	122.14	126.26	3.37	0.00	0.00	0.00	0.00	8.42
	第 2 阶段	333.05	406.19	87.12	78.96	45.47	51.41	52.84	19.59	2.43	0.00	7.75
11:00	精确模型	448.66	445.93	129.14	129.38	0.00	0.00	67.05	0.00	0.00	0.00	11.79
	第 1 阶段	471.90	417.93	124.60	127.56	89.53	5.86	0.00	0.00	0.00	0.00	9.28
	第 2 阶段	449.41	313.18	67.69	80.78	92.99	67.32	72.39	36.53	0.00	1.10	8.63
12:00	精确模型	385.11	417.76	121.67	115.73	147.64	0.00	70.93	0.00	0.00	0.00	12.52
	第 1 阶段	434.51	462.59	135.87	95.48	146.54	1.66	0.00	0.00	0.00	0.00	12.08
	第 3 阶段	425.44	403.77	115.21	129.86	51.27	47.01	25.62	0.71	16.18	0.10	12.09
13:00	精确模型	402.13	437.65	106.62	123.10	145.81	0.00	59.29	0.00	0.00	0.00	14.05
	第 1 阶段	443.24	463.52	135.87	127.80	119.09	4.71	0.00	0.00	0.00	0.00	12.07
	第 2 阶段	441.04	447.46	82.22	74.63	111.94	32.98	51.33	5.43	3.16	0.14	15.94
14:00	精确模型	409.06	394.58	109.37	128.08	153.35	0.00	62.27	0.00	0.00	0.00	13.93
	第 1 阶段	446.43	429.87	114.17	131.09	151.42	3.53	0.00	0.00	0.00	0.00	12.13
	第 2 阶段	404.86	441.39	116.74	58.91	126.63	16.47	27.75	2.42	0.00	33.75	9.09
15:00	精确模型	425.16	441.35	123.76	116.78	114.70	12.28	0.00	1.07	0.00	0.00	8.57
	第 1 阶段	432.75	425.65	129.44	124.99	137.92	3.41	0.00	0.00	0.00	0.00	7.39
	第 2 阶段	417.44	320.96	118.47	88.55	127.70	30.06	75.76	0.00	0.00	33.48	9.72
16:00	精确模型	429.50	405.53	118.65	124.78	88.20	2.21	0.00	0.00	0.00	0.00	6.61
	第 1 阶段	434.38	467.91	120.80	113.06	46.01	5.45	0.00	0.00	0.00	0.00	5.17
	第 2 阶段	365.20	452.26	108.74	85.13	111.51	73.63	0.48	42.93	1.56	16.60	9.65
17:00	精确模型	398.71	396.82	102.09	69.71	133.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	11.29
	第 1 阶段	466.86	397.63	112.66	127.25	7.17	5.69	0.00	0.00	0.00	0.00	9.15
	第 2 阶段	407.03	402.01	91.31	42.83	119.53	37.69	5.07	3.68	1.79	17.32	5.59

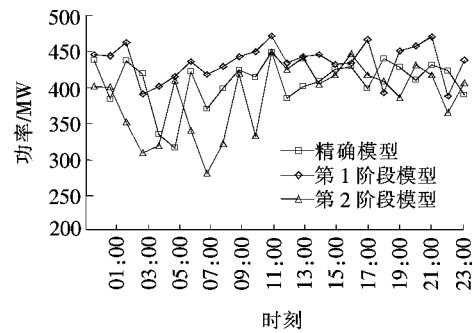


图 4 1 号机不同阶段的计算曲线
Figure 4 Curves of unit 1 at different stages

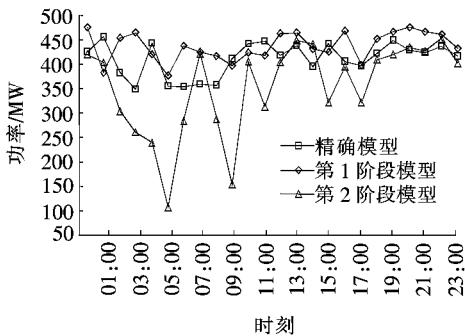


图 5 2 号机不同阶段的计算曲线
Figure 5 Curves of unit 2 at different stages

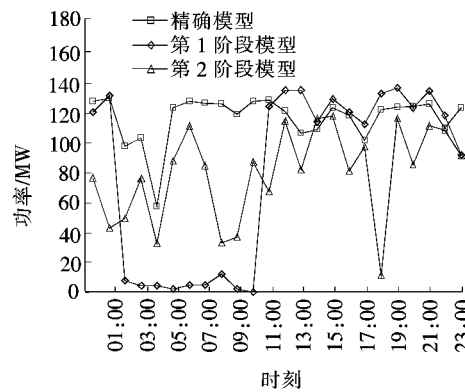


图 6 3 号机不同阶段的计算曲线
Figure 6 Curves of unit 3 at different stages

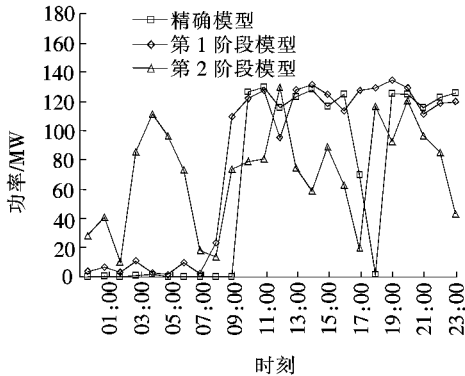


图 7 4 号机不同阶段的计算曲线
Figure 7 Curves of unit 4 at different stages

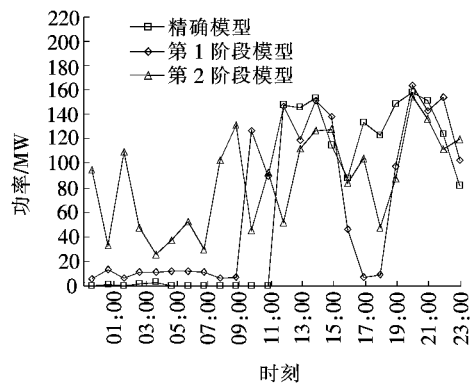


图 8 5 号机不同阶段的计算曲线
Figure 8 Curves of unit 5 at different stages

表 4 计算结果对比

出处	$Z_{0F_1} /$	$Z_{1F_1} /$	$(Z_{1F_1} - Z_{0F_1}) /$	平均模	$Z_{F_1} /$
	\$	\$	\$	糊度	\$
文献	564 942	575 580	10 638	0.816	566 880
该文	548 914	562 001	13 087	0.555	556 900

4.3 预测精度对计算结果的影响

随着预测滚动的进行,预测精度提升。在各种预测尺度下均可采用两阶段对称模糊优化方法计算。以 17:00 时的情形为例,说明预测精度对优化结果的影响计算结果,如表 5 所示(括号内的数值为与实际值相比该数值的误差)。

分析表 5 可知,随着预测时间尺度不断缩减,预测分辨率和精度相应提升。模糊解的模糊度也相应提高(表中列举了主要的几项)。由表可见,模糊解确定的出力误差比预测误差略小,这表明模糊优化在一定程度上能够缩减因预测误差而引起的最优机组组合误差,因而适用于不确定性较强的系统机组组合场合。另外,采用两阶段对称模糊优化能给出更为丰富的机组组合预案,并通过模糊量化各种方案对应的不确定性。随着滚动预测的不断进行,预测精度提高,隶属度参数 δ 缩减,反映可信度的模糊度提升,逐渐逼近真实机组组合情形;同时,根据地区历史特性总结日前预测、日内 4 h 滚动预测与超短期滚动预测的模糊参数,也有利于提升机组组合精度。

该例对称模糊优化模型共涉及 28 个变量,完成每一时刻的机组组合方案计算(遗传算法迭代 2 800 次)需时约 36.19 s。减小迭代次数能够显著缩减运行时间。事实上,算例的 10 级系统在 500 次迭代时已经能获得令人满意的结果,平均单次耗时仅为 6 s 左右。

表 5 不同预测尺度下的模糊解

Table 5 Fuzzy solutions under different forecasting scales

预测 尺度	预测负 荷/MW	预测风 电/MW	常规机组出 力模糊解 之和/MW	风电出 力模糊 解/MW	费用目 标模糊 度 α_1	消纳风电 目标模 糊度 α_2	供求平衡 约束模 糊度 α_3	出力上下 限约束模 糊度 α_5
日前预测	1 126.41(10.8%)	11.022(19.6%)	1 101.709(9.3%)	10.484	0.990	0.872	0.874	0.663
4 h 滚动预测	1 110.86(9.3%)	10.272(11.5%)	1 080.439(7.2%)	10.117	0.990	0.998	0.819	0.650
1 h 超短期滚动预测	1 072.60(5.5%)	11.290(22.5%)	1 049.957(4.2%)	10.753	0.999	0.875	0.889	0.632
实际值	1 016.75	9.214	1 007.533	9.214	—	—	—	—

5 结语

该文建立起同时模糊约束与目标的两阶段对称模糊优化模型,用模糊集理论描述机组组合决策阶段系统负荷特性、可再生能源机组的出力特性、系统的费用与经济性等因素的不确定性。

1)因目标模糊化后的解与模糊参数息息相关,给出合理的模糊参数至关重要。该文模型的第1阶段给出了一套确定模糊参数的可操作流程。仅模糊约束得到极端情形下的解,不仅丰富了模糊解的内容,也为模糊目标提供了良好的参数估计。

2)第2阶段计算接近运行实际的模糊解和对应的模糊水平。模糊解对应的模糊度随预测精度的提升而提高;模糊优化能够一定程度上缩减因预测误差而引起的机组组合误差;滚动预测的不断进行,预测精度提高,隶属度参数 δ 缩减,反映可信度的模糊度提升,逐渐逼近真实机组组合情形;总结模糊度的分布规律修正模糊参数,有利于提升机组组合精度。微小比例的功率优化所改善的经济效益也是十分可观的,具有一定的实际指导与应用价值。

3)为处理引入模糊变量较多造成的求解复杂问题,该文提出相应的简化求解步骤,算例测试的10机系统计算耗时在分钟级别。进一步优化运算耗时、提升优化精度,将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] 康重庆,夏清,徐玮. 电力系统不确定性分析[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [2] 姚良忠,朱凌志,周明,等. 高比例可再生能源电力系统的协同优化运行技术展望[J]. 电力系统自动化,2017,41(9): 36-43.
YAO Liangzhong, ZHU Lingzhi, ZHOU Ming, et al. Technology prospect of collaborative optimization of high proportion renewable energy power system[J].

Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 36-43.

- [3] 康重庆,姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. 电力系统自动化,2017,41(9): 2-11.
KANG Chongqing, YAO Liangzhong. Key scientific problems and theoretical research framework of high proportion renewable energy power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 2-11.
- [4] 翟俊义,任建文,周明,等. 含风电电力系统的多时间尺度模糊机会约束动态机组组合模型[J]. 电网技术, 2016, 40(4): 1094-1099.
ZHAI Junyi, REN Jianwen, ZHOU Ming, et al. Multi-time-scale fuzzy chance constrained dynamic economic dispatch model for wind power systems[J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1094-1099.
- [5] 张程飞,刘纯,王跃峰,等. 基于模糊多目标优化的电网日前风电接纳能力评估模型[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 426-431.
ZHANG Chengfei, LIU Chun, WANG Yuefeng, et al. An evaluation model of wind power receptivity based on fuzzy multi-objective optimization[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 426-431.
- [6] 艾欣,刘晓,孙翠英. 含风电场电力系统机组组合的模糊机会约束决策模型[J]. 电网技术, 2011, 35(12): 202-207.
AI Xin, LIU Xiao, SUN Cuiying. Fuzzy chance constrained decision model for unit commitment of power system including wind farm[J]. Power System Technology, 2011, 35(12): 202-207.
- [7] 熊虎,向铁元,陈红坤,等. 含大规模间歇式电源的模糊机会约束机组组合研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 36-44.
XIONG Hu, XIANG Tiejue, CHEN Hongkun, et al. Study on combination of fuzzy chance constrained units with large-scale intermittent power source[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 36-44.

- [8] 卢艺,卢苑,梁俊文,等. 含抽水蓄能电网安全约束机组组合问题的混合整数线性规划算法[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(3): 45-53.
- LU Yi, LU Yuan, LIANG Junwen, et al. Mixed-integer linear programming algorithm for unit commitment problem with pumped storage power grid security constraints[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(3): 45-53.
- [9] 张晓花,赵晋泉,陈星莺. 节能减排多目标机组组合问题的模糊建模及优化[J]. 中国电机工程学报,2010,30(22): 71-76.
- ZHANG Xiaohua, ZHAO Jinqian, CHEN Xingying. Fuzzy modeling and optimization of multi-target unit commitment problems for energy-saving and emission reduction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(22): 71-76.
- [10] 艾琳,华栋. 基于模糊优化和内点法的水火电系统短期机组组合[J]. 电力自动化设备,2008,28(8): 46-50.
- AI Lin, HUA Dong. Short-term economic dispatch of hydropower system based on fuzzy optimization and interior point method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(8): 46-50.
- [11] 邓创,鞠立伟,刘俊勇,等. 基于模糊 CVaR 理论的水火电系统随机机组组合多目标优化模型[J]. 电网技术,2016,40(5): 1447-1454.
- DENG Chuang, JU Liwei, LIU Junyong, et al. Stochastic CVaR-based multi-objective optimization model for stochastic dispatch of hydropower system[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1447-1454.
- [12] 李整,谭文,秦金磊. 一种用于机组组合问题的改进双重粒子群算法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(25): 189-195.
- LI Zheng, TAN Wen, QIN Jinlei. An improved double particle swarm optimization algorithm for unit commitment[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(25): 189-195.
- [13] 陈志杰,李凤婷,赵新利,等. 考虑源荷特性的双层互动优化调度[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(1): 141-147.
- CHEN Zhijie, LI Fengting, ZHAO Xinli, et al. Two-tier interactive optimal dispatch considering source-load characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 141-147.
- [14] 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机组组合方法研究[J]. 电网技术,2014,38(9): 2434-2440.
- WANG Kui, ZHANG Buhan, YAN Dawei, et al. Study on multi-time scale rolling coordination scheduling of power system with large-scale wind power[J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2434-2440.
- [15] 吴巍,汪可友,李国杰,等. 提升风电消纳区间的鲁棒机组组合[J]. 电工技术学报,2018,33(3): 523-532.
- WU Wei, WANG Keyou, LI Guojie, et al. Robust unit commitment to improve wind power consumption interval[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(3): 523-532.
- [16] 孙建军,张世泽,曾梦迪,等. 考虑分时电价的主动配电网柔性负荷多目标优化控制[J]. 电工技术学报,2018,33(2): 401-412.
- SUN Jianjun, ZHANG Shize, ZENG Mendi, et al. Multi-objective optimization control of flexible load in active distribution network considering time-of-use electricity price[J]. Transactions of the China Electrotechnical Society, 2018, 33(2): 401-412.
- [17] 诸斐琴,杨中平,林飞,等. 城轨交通牵引供电系统参数与储能系统容量配置综合优化[J]. 电工技术学报,2019,34(3): 135-144.
- ZHU Feiqin, YANG Zhongping, LIN Fei, et al. Comprehensive optimization of urban rail transit traction power supply system parameters and energy storage system capacity configuration[J]. Transactions of the China Electrotechnical Society, 2019, 34(3): 135-144.
- [18] 张志旺,高广霞,邹海林. 不确定性多目标优化的数据挖掘理论及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2015.
- [19] Wang S J, Shahidehpour S M, Kirschen D S, et al. Short-term generation scheduling with transmission and environmental constraints using an augmented Lagrangian relaxation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(3): 1294-1301.
- [20] 邓鋈芃,郑洁云,陈旷,等. 考虑可靠性及电压稳定性的主动配电网多目标分层规划[J]. 电力科学与技术学报,2018,33(4): 3-12.
- DENG Junpeng, ZHENG Jieyun, CHEN Kuang, et al. Multi-objective hierarchical planning for active distribution networks considering reliability and voltage stability[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(4): 3-12.
- [21] 周任军,刘志勇,闵雄帮,等. 不确定性优化方法在电力系统研究中的应用[J]. 电力科学与技术学报,2014,29(2): 21-29.
- ZHOU Renjun, LIU Zhiyong, MIN Xiongbang, et al. Application of uncertainty optimization method in power system research[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(2): 21-29.