

# 应用于加速安全约束机组组合问题的 $K$ 最邻近算法

陈子瑞<sup>1,2</sup>, 刘明波<sup>1,2</sup>, 曾贵华<sup>1,2</sup>, 谢敏<sup>1,2</sup>, 林舜江<sup>1,2</sup>

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510640; 2. 华南理工大学广东省绿色能源技术重点实验室, 广州 510640)

**摘要:** 随着电网规模的扩大和对安全性要求的提高, 安全约束机组组合问题求解难度也在不断增加。针对安全约束机组组合问题中输电线路传输功率约束和 0-1 启停整数变量的特点, 提出了两个基于改进  $K$  最邻近算法的预测方法, 分别用于识别起作用的传输功率约束和确定部分整数变量的取值。同时考虑到负荷参数对整数变量取值的影响, 提出限制整数变量取值预测方法的作用区间以提高预测准确率。在求解问题之前, 两个预测方法能快速预测出起作用的传输功率约束和部分整数变量的取值, 利用这些信息可以构建一个简化的安全约束机组组合模型, 再应用优化求解器直接求解该模型, 缩短安全约束机组组合问题的求解时间。最后, 用标准测试系统和某实际省级电网数据验证了所提方法的正确性和有效性。

**关键词:** 安全约束机组组合; 传输功率约束; 混合整数线性规划;  $K$  最邻近算法

## $K$ -Nearest Neighbor Algorithm Applied to Accelerate Security Constrained Unit Commitment Problem

CHEN Zirui<sup>1,2</sup>, LIU Mingbo<sup>1,2</sup>, ZENG Guihua<sup>1,2</sup>, XIE Min<sup>1,2</sup>, LIN Shunjiang<sup>1,2</sup>

(1. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Guangdong Key Laboratory of Clean Energy Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** With the expansion of power grid scale and the higher requirements of security, the difficulty in solving the security constrained unit commitment (SCUC) is increasing. Aiming at the characteristics of constraints of active power over transmission lines and 0-1 on/off integer variables in the SCUC, two prediction methods are constructed based on improved  $K$ -nearest neighbor algorithm, which are used to identify the active transmission power constraints and determine the values of partial integer variables respectively. At the same time, considering the influence of load parameters on the values of integer variables, the action interval of the integer variables is limited to improve the prediction accuracy. Before solving the problem, two forecasting methods can quickly predict the active transmission power constraints and the values of partial integer variables. Using this information, a simplified SCUC model can be built, and then the optimization solver can be used to solve the model directly, shortening the solution time of the SCUC. Finally, the correctness and effectiveness of the proposed method are verified by the standard test system and an actual provincial grid data.

**Key words:** security constrained unit commitment; transmission power constraints; mixed-integer linear programming;  $K$ -nearest neighbor algorithm

## 0 引言

安全约束机组组合 (security constrained unit

commitment, SCUC)是指针对未来某个调度周期 (如日前 24 h), 以最小化系统发电成本为目标在满足各种运行约束 (如输电线路传输功率约束) 的情况下合理安排所有机组在每个时段内的开停机状态和有功出力计划<sup>[1-4]</sup>。该问题在数学上可以表示为一个混合整数线性规划 (mixed-integer linear programming, MILP) 问题。高效快速求解 SCUC 的关键在

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52077083)。

**Foundation item:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (52077083).

于如何处理大量的输电线路传输功率约束。由于大型电力系统通常包含数目众多的输电线路,每条线路都有对应的传输功率约束,求解 SCUC 时将它们全部一次性添加到模型中会大幅影响求解速度。为了保证电力系统的安全稳定运行,在实际工程计算中通常需要考虑  $N-1$  故障以及相应的故障态安全约束<sup>[5]</sup>。这给求解 SCUC 问题带来了很大的困难,大量的故障态安全约束使 SCUC 问题的规模变得非常庞大,对该大规模问题进行求解将会非常耗时,计算时间也相应变为原来的几十倍<sup>[6]</sup>。此外,SCUC 含有的大量整数变量也使问题难以得到高效求解<sup>[7]</sup>。例如,某包含 54 台机组和 186 条支路的系统所对应的 SCUC 问题直接求解时间长达 938.249 s<sup>[2]</sup>。因此,求解 SCUC 将需要庞大的计算量与相当长的计算时间。另一方面,随着电力优化调度要求的提高,以 1 h 或 15 min 为一个时段的 SCUC 要求在短时间内求解。例如,SCUC 的求解是现货市场出清的核心问题,系统运营商在收到所有投标和报价后如何在较短的出清时间窗口(如 15 min)内制定一个安全可靠且低成本的发电计划,直接关系到系统经济性与可靠性的协调水平,并对出清结果有直接影响<sup>[8-9]</sup>。这就要求必须在短时间内在许多不同的负荷场景下多次求解 SCUC,对于 SCUC 的求解速度有更高的要求。

在面對大规模电力系统 SCUC 时传输功率约束的数量太多,如果在求解时同时添加进模型中会减缓求解速度。起作用的传输功率约束(active transmission power constraints)是指在可行点处使传输功率约束成为等式的约束。根据文献[10-12]的研究,起作用的传输功率约束中占比很少,在求解过程中只需要添加这些约束就足以保证所有其余的约束都自动满足。因此,可以通过对起作用的传输功率约束进行识别,删除不起作用的约束,就能够大幅削减 SCUC 的规模从而减少求解时间。

针对传输功率约束的这一特点,目前主流的做法是采用添加-校验法对其进行处理<sup>[13]</sup>。添加-校验法在第一次求解时并不考虑传输功率约束,在获得一个初始解后对所有的传输功率约束进行校验,添加违反的传输功率约束并再次求解,迭代至所有传输功率约束均满足为止<sup>[14]</sup>。这种逻辑简单的算法能取得很好的加速效果。但是添加-校验法在首次迭代求解时并不考虑传输功率约束,因此往往不能在少数几次迭代中找出全部起作用的传输功率约束,

使得迭代次数增多,导致求解时间增加。

针对添加-校验法的改进可以分为两个方向:第一个方向是针对每一次迭代使用高效的求解算法进行加速。目前已有高效的数学方法用于求解这类 MILP 问题,包括局部搜索优化<sup>[15]</sup>、优先顺序法<sup>[16]</sup>、动态规划法<sup>[17]</sup>、拉格朗日松弛法<sup>[18-19]</sup>、Benders 分解法<sup>[20]</sup>和各种智能优化算法<sup>[21-24]</sup>等等。但是随着传输功率约束的增多求解难度大幅度提升,导致其加速效果不再突出。另一个方向是减少添加-校验法的迭代次数,通过其他方法找到起作用的传输功率约束,而不是简单的校验。例如,文献[10]给出了识别冗余传输功率约束的充分非必要条件,提出一种针对冗余传输功率约束的快速识别方法,在不影响模型计算精度的情况下成功削减了大部分的不起作用的安全约束。但是,如果出现冗余传输功率约束识别错误的情况将可能导致校验过程忽略起作用的传输功率约束,从而影响电力系统的安全稳定运行。

此外,随着机组数量的增多模型中的整数变量也会增加,求解含大量整数变量的 MILP 问题的时间大幅度增加。已有相关文献针对整数变量作出相关的处理。文献[25]基于单机组凸包理论将单机组凸包扩展到多机系统,提出一种双重凸包模型,将混合整数规划问题近似转化为线性规划问题。文献[26]提出一种约简整数变量的方法,并建立了一种选择和修正部分整数变量的方法,减少了模型中整数变量的数量。文献[27]采用了领域搜索法对部分整数变量的取值进行固定,然后应用拉格朗日松弛法进行求解。这些方法虽然能够减少整数变量的数量,但它们均没有考虑到整数变量的取值受问题参数影响,因此这些方法通常都不能利用历史数据提高算法的效果。

$K$ 最邻近算法( $K$ -nearest neighbor, KNN)是一种分类算法,其基本思想是:对于一个待分类样本计算其与训练样本的相似性,找出与待分类样本最相似的  $k$  个近邻样本,根据这  $k$  个近邻样本的类别确定待分类样本的归属。近年来, KNN 算法广泛用于风电功率短期预测<sup>[28]</sup>、负荷曲线聚类<sup>[29]</sup>、需求侧管理<sup>[30]</sup>、负荷预测<sup>[31]</sup>等问题中。文献[32]提出采用 KNN 算法预测 SCUC 问题的解和冗余约束,前者作为求解器热启动的初始解,后者则用来简化模型,有效加快了求解过程。文献[33]提出了一种基于

KNN的数据驱动方法,利用该方法筛选SCUC中的传输功率约束从而得到一个简化的SCUC模型。但是,上述文献中KNN算法只是采用简单的“少数服从多数”的邻居投票机制,因此其效果有限。

为了解决上述问题,本文提出一种基于改进KNN算法的SCUC加速方法。首先,引入邻居共识阈值对KNN算法中邻居的投票机制进行改进。然后,基于改进KNN算法提出两个预测方法分别用于识别起作用的传输功率约束和确定部分整数变量的取值。利用这些信息可以构建一个简化的SCUC模型,再应用优化求解器直接求解该模型从而缩短求解时间。

## 1 安全约束机组组合模型

### 1.1 目标函数

SCUC以最小化发电机组运行费用为目标<sup>[34]</sup>,具体表示为:

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (S_{i,t} + C_{i,t} + F_{i,t}) \quad (1)$$

式中:  $T$ 为次日调度周期总时段数量;  $N$ 为发电机组数量;  $S_{i,t}$ 和  $C_{i,t}$ 分别为第  $i$  台发电机组在第  $t$  时段的开机和停机费用;  $F_{i,t}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t$  时段的发电费用,可表示为式(2)所示二次函数形式。

$$F_{i,t} = a_i P_{i,t}^2 + b_i P_{i,t} + c_i \quad (2)$$

式中:  $a_i$ 、 $b_i$ 和  $c_i$ 分别为机组  $i$  发电费用函数的二次项、一次项和常数项系数;  $P_{i,t}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t$  时段的出力。

### 1.2 约束条件

#### 1.2.1 系统功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^N P_{i,t} = P_{\text{Load},t} \quad (3)$$

式中  $P_{\text{Load},t}$ 为第  $t$  时段的系统负荷。

#### 1.2.2 机组的开停机费用约束

开机费用约束为:

$$\begin{cases} S_{i,t} \geq K_i (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \\ S_{i,t} \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

停机费用约束为:

$$\begin{cases} C_{i,t} \geq J_i (I_{i,t-1} - I_{i,t}) \\ C_{i,t} \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $K_i$ 和  $J_i$ 分别为第  $i$  台发电机组的单次开机和停机费用;  $I_{i,t}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t$  时段的启停状态,启动状态值为1,停机状态值为0。

#### 1.2.3 机组出力上下限约束

$$I_{i,t} P_{i,\min} \leq P_{i,t} \leq I_{i,t} P_{i,\max} \quad (6)$$

式中:  $P_{i,\min}$ 和  $P_{i,\max}$ 分别为第  $i$  台发电机组的最小和最大出力;  $P_{i,t}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t$  时段的出力。

#### 1.2.4 机组爬坡和滑坡约束

$$\begin{cases} P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq r_{u,i} I_{i,t-1} + P_{i,\min} (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \\ P_{i,t-1} - P_{i,t} \leq r_{d,i} I_{i,t} + P_{i,\min} (I_{i,t-1} - I_{i,t}) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $r_{u,i}$ 和  $r_{d,i}$ 分别为第  $i$  台发电机组的爬坡率和滑坡率;  $P_{i,t-1}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t-1$  时段的出力;  $I_{i,t-1}$ 为第  $i$  台发电机组在第  $t-1$  时段的启停状态,启动状态值为1,停机状态值为0。

#### 1.2.5 机组最小开停机时间约束<sup>[35]</sup>

最小开机时间约束为:

$$\begin{cases} I_{i,t} = 1, t \in [1, U_i], U_i = \min \{ T, T_{\text{on},i} \} \\ \sum_{n=t}^{t+T_{\text{on},i}-1} I_{i,n} \geq T_{\text{on},i} (I_{i,t} - I_{i,t-1}), t \in [U_i, T - T_{\text{on},i}] \\ \sum_{n=t}^T [I_{i,n} - (I_{i,t} - I_{i,t-1})] \geq 0, t \in [T - T_{\text{on},i} + 2, T] \end{cases} \quad (8)$$

最小停机时间约束为:

$$\begin{cases} I_{i,t} = 0, t \in [1, D_i], D_i = \min \{ T, T_{\text{off},i} (1 - I_{i,0}) \} \\ \sum_{n=t}^{t+T_{\text{off},i}-1} (1 - I_{i,n}) \geq T_{\text{off},i} (I_{i,t-1} - I_{i,t}), t \in [D_i, T - T_{\text{off},i}] \\ \sum_{n=t}^T [1 - I_{i,n} - (I_{i,t-1} - I_{i,t})] \geq 0, t \in [T - T_{\text{off},i} + 2, T] \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $U_i$ 和  $D_i$ 分别为第  $i$  台发电机组在当天开始必须开机和停机的时段数量;  $T_{\text{on},i}$ 和  $T_{\text{off},i}$ 分别为第  $i$  台发电机组的最小开机时间和最小停机时间所对应的时段数量。

#### 1.2.6 旋转备用约束

单台发电机组的旋转备用约束如下。

$$\begin{cases} 0 \leq s_{u,i,t} \leq \min (P_{i,\max} I_{i,t} - P_{i,t}, r_{u,i} \Delta t I_{i,t}) \\ 0 \leq s_{d,i,t} \leq \min (P_{i,t} - P_{i,\min} I_{i,t}, r_{d,i} \Delta t I_{i,t}) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\Delta t$ 为发电机组的旋转备用响应时间,为一个时段长度(如1h或15min);  $s_{u,i,t}$ 和  $s_{d,i,t}$ 分别为发电机组  $i$  在时段  $t$  能够提供的正、负旋转备用容量。

整个系统的旋转备用约束如下。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N s_{u,i,t} \geq P_{\text{Load},t} \Delta u \\ \sum_{i=1}^N s_{d,i,t} \geq P_{\text{Load},t} \Delta d \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\Delta u$ 和  $\Delta d$ 分别为负荷预测的上偏差和下偏差。

### 1.2.7 输电线路传输功率约束

$$-\bar{P}_l \leq P_{l,t} \leq \bar{P}_l, l = 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

式中:  $L$  为输电线路总数量;  $l$  为需要进行安全校验的支路编号;  $P_{l,t}$  为线路  $l$  在第  $t$  时段的传输功率, 可根据直流潮流模型计算;  $\bar{P}_l$  为支路  $l$  的传输功率限值。

### 1.2.8 $N-1$ 故障下输电线路传输功率约束

$$-\tilde{P}_l \leq P_{l,t}^k \leq \tilde{P}_l, l = 1, 2, \dots, L, k \in C \quad (12)$$

式中:  $P_{l,t}^k$  为第  $k$  个故障下线路  $l$  在第  $t$  时段的传输功率;  $\tilde{P}_l$  为支路  $l$  短期允许的传输功率限值;  $C$  为  $N-1$  故障集合。

## 2 求解安全约束机组组合的算法框架

第 1 节中描述 SCUC 的 MILP 模型的目标函数写成式(14)所示形式。

$$\min f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为整数决策变量;  $\mathbf{y}$  为连续决策变量。

式(14)的等式约束为:  $h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 0$ , 即式(3)系统的功率平衡约束。

式(14)的不等式约束为:  $g(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq 0$ 。

对于大规模 SCUC 而言, 输电线路数目庞大, 在求解 SCUC 的工程实践中, 仅添加起作用的传输功率约束的 MILP 算法获得了广泛应用。该方法的基本思路为: 首先, 求解一个不考虑传输功率约束

的简化 SCUC 模型。然后, 检测出来所有违反的传输功率约束, 并添加到 SCUC 模型中, 再次求解对应的优化问题。再次检测传输功率约束是否被违反, 重复上述过程, 直到所有传输功率约束被满足为止算法的框架如图 1 所示。

事实上, 起作用的传输功率约束一般占比很少。如果能提前识别出起作用的传输功率约束, 就无需在求解过程中同时考虑此类约束, 计算效率将会大幅提高。本文的思路之一就是引入邻居共识阈值  $p$  来改进 KNN 算法, 并基于此提出一个针对传输功率约束的预测方法, 用来预测出起作用的传输功率约束。此外, SCUC 含有大量的整数变量也是问题难以高效求解的原因, 故本文的另一个思路就是提出一个针对整数变量取值的预测方法, 并挑选某些可靠的取值进行固定, 从而减少问题的整数变量数目。综上, 本文的算法框架如图 2 所示。

## 3 预测起作用的传输功率约束

KNN 算法的原理是提取训练数据集中最相似的  $k$  个样本作为代表, 进行简单的少数服从多数的投票, 最终利用投票结果判断出新样本的属性。换句话说, 就是对于给定的  $n$  个样本  $(\eta_1, h_1), \dots, (\eta_n, h_n)$ , 其中  $\eta_i (i=1, 2, \dots, n)$  是描述第  $i$  个样本的参数,  $h_i (i=1, 2, \dots, n) \in \{0, 1\}$  是对应样本的属性。当需要

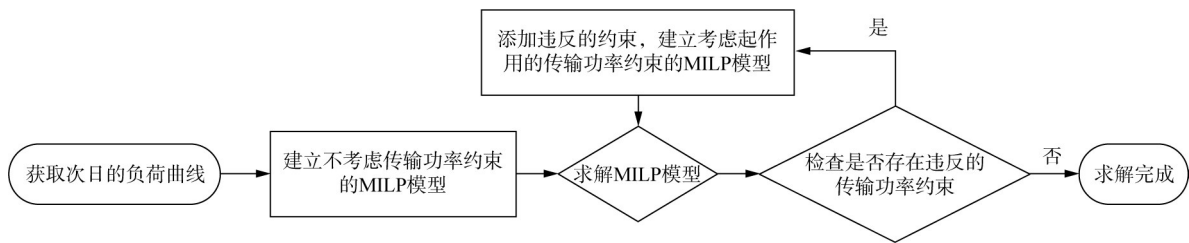


图 1 传统添加法的算法框架

Fig. 1 Algorithm framework of traditional addition method

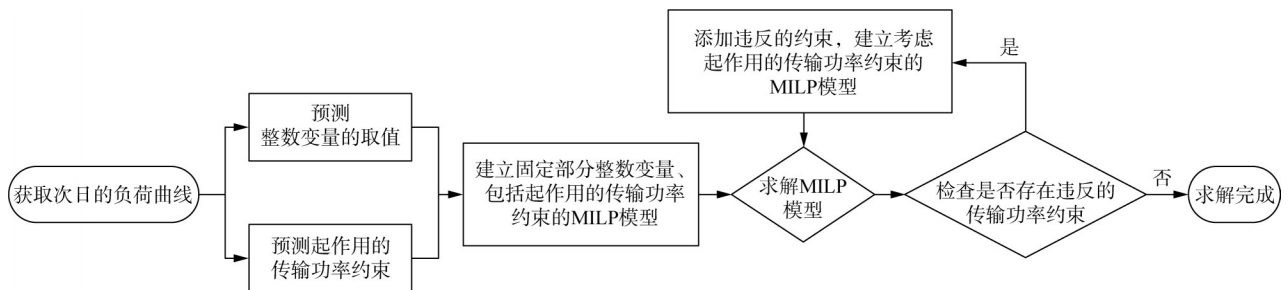


图 2 基于改进 KNN 算法的 SCUC 加速框架

Fig. 2 Accelerated framework for SCUC based on improved KNN algorithm

判断一个新样本  $\eta^{\sim}$  的属性时, 首先计算新样本与已有样本之间的距离  $\|\eta^{\sim} - \eta_i\|$ , 然后根据距离由小到大排序返回一个由前  $k$  个样本组成的序列  $(\eta'_1, h'_1), \dots, (\eta'_k, h'_k)$ 。最后, 如果  $(h'_1 + h'_2 + \dots + h'_k)/k > 0.5$ , 那么新样本  $\eta^{\sim}$  的属性被判断为 1, 否则其属性被判断为 0。

然而, 传统的少数服从多数的投票机制有时候并不合理, 特别是针对 SCUC 中起作用的传输功率约束的识别和整数变量取值的确定。为此, 本文引入邻居共识阈值  $p$  来改进 KNN 算法中邻居的投票机制。邻居共识阈值  $p$  的含义为: 只有满足至少  $pk$  个邻居投票为 1 时, 新样本  $\eta^{\sim}$  的属性才会被判断为 1。显然, 引入了邻居共识阈值  $p$  会导致邻居的投票机制发生变化, 当  $p < 0.5$  时, 新样本  $\eta^{\sim}$  的属性更容易被判断为 1, 反之则更容易被判断为 0, 当邻居共识阈值  $p = 0.5$  时, 算法与传统的 KNN 算法一致, 执行简单的少数服从多数的投票机制。

本文针对 SCUC 中起作用的传输功率约束在全部传输功率约束中占比少的特点, 提出一个预测起作用的传输功率约束方法。对于给定的  $n$  个样本  $(\eta_1, h_1), \dots, (\eta_n, h_n)$ , 其中  $\eta_i = (\eta_{i,1}, \dots, \eta_{i,t}, \dots, \eta_{i,T}), \eta_{i,t}$  为第  $i$  个样本第  $t$  个时段的系统负荷, 即  $P_{\text{load}, i, t}$ ;  $h_i = (h_{i,1,1}, \dots, h_{i,1,t}, \dots, h_{i,1,T}), h_{i,l,t}$  为第  $i$  个样本的第  $l$  条线路的传输功率约束在第  $t$  个时段是否起作用的属性值, 本文将起作用的属性设为 1, 不起作用的设为 0。

需要判断待求解的 SCUC 问题的某个传输功率约束是否起作用时, 首先计算新样本与已有样本之间的距离  $\|\eta^{\sim} - \eta_i\|$ , 即待求解 SCUC 问题的系统负荷与样本的系统负荷的相似程度, 据此对  $n$  个样本由小到大进行排序, 返回一个由前  $k$  个样本组成的序列  $(\eta'_1, h'_1), \dots, (\eta'_k, h'_k)$ , 然后计算  $(h'_{1,l,t} + h'_{2,l,t} + \dots + h'_{k,l,t})/k$  的值, 若大于  $p$  则认为此传输功率约束是起作用的, 即  $h_{l,t}^{\sim} = 1$ ; 反之则认为其不起作用, 即  $h_{l,t}^{\sim} = 0$ 。具体算法如表 1 所示。

如果成功预测出全部起作用的传输功率约束, 那么算法只需要一次迭代即可完成求解。如果无法准确预测全部起作用的传输功率约束, 算法可能需要额外的迭代, 但是仍然可以得出正确的解, 从而保证了算法的正确性。

需要注意的是, 错误地识别约束为起作用(假阳性)的成本通常比错误地识别约束为不起作用的

表 1 算法 1 步骤

Tab. 1 Steps of the algorithm 1

| 算法 1 预测起作用的传输功率约束                                                                                                                                                                                                                           |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 步骤 1: 获取系统负荷 $P_{\text{load}, i, t}$ 和总时段数 $T$ , 构建 $\eta^{\sim} = (\eta_1^{\sim}, \dots, \eta_T^{\sim})$ ;                                                                                                                                 |
| 步骤 2: 计算新样本与已有样本之间的距离 $\ \eta^{\sim} - \eta_i\ $ , 并由小到大进行排序;                                                                                                                                                                               |
| 步骤 3: 返回一个由前 $k$ 个样本组成的序列 $(\eta'_1, h'_1), \dots, (\eta'_k, h'_k)$ ;                                                                                                                                                                       |
| 步骤 4: 对所有 $(l, t) \in (L \times T)$ 计算 $(h'_{1,l,t} + h'_{2,l,t} + \dots + h'_{k,l,t})/k$ 的值。若大于 $p$ , 则 $h_{l,t}^{\sim} = 1$ , 即认为第 $l$ 条线路的传输功率约束在第 $t$ 个时段是起作用的; 若小于 $p$ , 则 $h_{l,t}^{\sim} = 0$ , 即认为第 $l$ 条线路的传输功率约束在第 $t$ 个时段是不起作用的。 |

(假阴性)的成本要小得多。因为出现假阳性的情况下, 问题的约束数量只是比最优的情况稍微增加了, 对于加速效果的影响不大; 但是在出现假阴性的情况下, 求解问题可能需要进行额外的迭代, 从而大幅影响加速效果。所以预测起作用的传输功率约束时, 邻居共识阈值  $p$  的设置应该尽量小。

#### 4 预测整数变量的取值

SCUC 含有大量的整数变量, 也是影响求解时间的另一大因素, 求解器在求解过程中很大一部分时间都用在寻找一个可行的整数解。因此, 本文的另一个思路就是提出一个针对整数变量取值的预测方法, 把部分整数变量的取值固定下来, 求解器只需要确定剩余的整数变量和所有的连续变量的值就可以完成求解。对于给定的  $n$  个样本  $(\eta_1, h_1), \dots, (\eta_n, h_n)$ , 其中  $\eta_i$  同第 3 节, 即第  $i$  个样本的系统负荷;  $h_i = (h_{i,1}, \dots, h_{i,m}, \dots, h_{i,M}), h_{i,m}$  为第  $i$  个样本的第  $m$  个整数变量的取值;  $M$  为整数变量的数量。

需要判断待求解的 SCUC 问题的第  $m$  个整数变量取值时, 首先计算新样本与已有样本之间的距离  $\|\eta^{\sim} - \eta_i\|$ , 即待求解问题的系统负荷与样本的系统负荷的相似程度, 据此对  $n$  个样本由小到大进行排序, 返回一个由前  $k$  个样本组成的序列  $(\eta'_1, h'_1), \dots, (\eta'_k, h'_k)$ , 然后计算  $(h'_{1,m} + h'_{2,m} + \dots + h'_{k,m})/k$  的值, 若其大于等于  $p$  则固定第  $m$  个整数变量的值为 1; 若其小于  $p$  且大于  $1-p$ , 意味着该整数变量的取值不够可靠, 则不会固定该整数变量的取值; 若其小于等于  $1-p$  则固定其值为 0。具体算法如表 2 所示。

当  $p = 0.5$  时, 该策略相当于传统的 KNN 方法, 将会对所有整数变量进行固定, 使问题变为一个不包含整数变量的优化问题, 此时求解问题的速度虽会有大幅提高, 但少数服从多数的投票机制使得部

表 2 算法 2 步骤

Tab. 1 Steps of the algorithm 2

| 算法 2 预测整数变量的取值                                                                                                                                                                                                                 |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 步骤 1: 获取系统负荷 $P_{load,t}$ 和总时段数 $T$ , 构建 $\tilde{\eta}=(\eta_1^-, \cdots, \eta_t^-, \cdots, \eta_T^-)$ ;                                                                                                                       |
| 步骤 2: 计算新样本与已有样本之间的距离 $\ \tilde{\eta}-\eta_i\ $ , 并由小到大进行排序;                                                                                                                                                                   |
| 步骤 3: 返回一个由前 $k$ 个样本组成的序列 $(\eta_1', h_1'), \cdots, (\eta_k', h_k')$ ;                                                                                                                                                         |
| 步骤 4: 对所有 $m \in (1, 2, \cdots, M)$ 计算 $(h_{1,m}' + h_{2,m}' + \cdots + h_{k,m}')/k$ 的值。若大于等于 $p$ , 则 $h_m^- = 1$ , 并固定第 $m$ 个整数变量为 1, 若小于 $p$ 且大于 $1-p$ , 则不会固定第 $m$ 个整数的取值, 若小于等于 $1-p$ , 则 $h_m^- = 0$ , 并固定第 $m$ 个整数变量为 0。 |

分整数变量的固定不准确, 因此预测整数变量取值时需要设置较高的邻居共识阈值  $p$ , 此时固定的整数变量个数将会减少, 但是固定的整数变量取值可靠性会提高。因此预测整数变量取值时, 邻居共识阈值  $p$  应该取得尽量大, 以得到可靠的预测值。

## 5 算例分析

### 5.1 计算环境及工具介绍

选取 IEEE 54 机 118 节点标准系统和某实际 213 机 874 节点电力系统进行测试, 利用 Gurobi 9.1 作为优化求解器, 验证算法加速 SCUC 求解的效果。计算机硬件平台为 Intel Core i7-11 700 K 16 核处理器, CPU 主频为 3.60 GHz, 内存为 32 G。本文使用 Python 3.6 开发程序, 核心计算程序采用 Pycharm 2021 实现。

### 5.2 54 机 118 节点系统的测试结果

采用拉丁超立方抽样对真实的负荷数据进行抽样, 抽样区间取 5%, 并在抽样完成后检查它们的可行性, 生成与之对应的起作用传输功率约束和机组启停变量, 构成 500 个样本。参数设置如下: 时段数  $T$  设置为 96, 邻居数  $k$  设置为 100, 预测传输功率约束(预测方法 1)的邻居共识阈值设置为 0.1, 预测整数变量取值(预测方法 2)的则设置为 0.99。此外, 为了避免测试数据的偶然性共测试了 300 个不同负荷情况下的 SCUC 模型, 结果如图 3 和表 3 所示。

由表 3 可知, 针对 300 个不同负荷情况下的 SCUC 模型, 两种方法的目标值相对误差接近于 0, 因此可以认为本文算法成功预测出对应的起作用的传输功率约束和部分整数变量的取值, 并最终得到和传统添加法一样的目标函数值。此外, 本文算法在求解时间上能有明显优势, 有超过一个数量级的

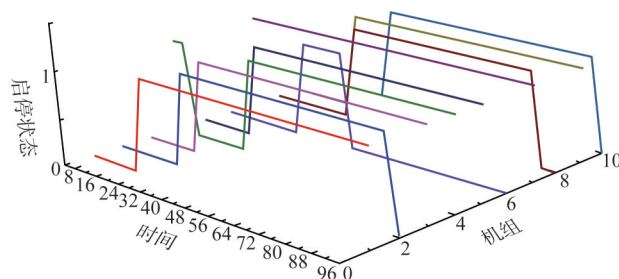


图 3 IEEE 54 机 118 节点系统部分机组启停计划

Fig. 3 Starting and stopping status of some units of IEEE 54-unit 118-bus system

表 3 IEEE 54 机 118 节点系统加速效果对比

Tab. 3 Comparison of acceleration effect of IEEE 54-unit 118-bus system

| 比较项           | 本文算法                  | 传统添加法  |
|---------------|-----------------------|--------|
| 平均迭代次数/次      | 1.383                 | 2.477  |
| 平均总时间/s       | 5.385                 | 66.866 |
| 平均加速比         | 12.417                |        |
| 平均添加传输功率约束数/个 | 16.017                | 7.387  |
| 平均固定整数变量数/个   | 4 319.206             |        |
| 目标值平均相对误差     | $7.95 \times 10^{-7}$ |        |

差别。

### 5.3 实际 213 机 874 节点系统的测试结果

从某实际电力系统的调度数据中选取 7 个典型日负荷数据, 如图 4 所示。

采用拉丁超立方抽样对每个典型日负荷数据以 5% 的区间抽取 500 个样本, 剔除不可行的样本后, 共生成 3 124 个样本, 考虑了 286 条支路的  $N-1$  故障开断, 共包含 187 808 个传输功率约束, 在 200 个不同负荷情况下对 SCUC 模型进行测试。传统添加法平均迭代 9.79 次, 平均用时 1 672.61 s, 平均添加 1 286.88 个传输功率约束, 而本文算法平均迭代 1.26 次, 平均用时 124.67 s, 平均添加 2 273.27 个传输功率约束。结果如图 5 和表 4 所示。

由表 2 可知, 本文算法在面对系统规模较大的算例时, 同样得到和传统添加法一样的目标函数值, 进一步说明本算法的有效性。同时, 面对规模较大的算例本算法在求解时间上仍能保持一个数量级的优势。

#### 5.3.1 起作用的传输功率约束预测效果分析

本小节对预测方法 1 的邻居共识阈值的取值对加速效果的影响进行分析,  $p$  从 0.1 增加至 0.9, 间隔为 0.1。图 6 为不同  $p$  值下预测方法 1 的预测结

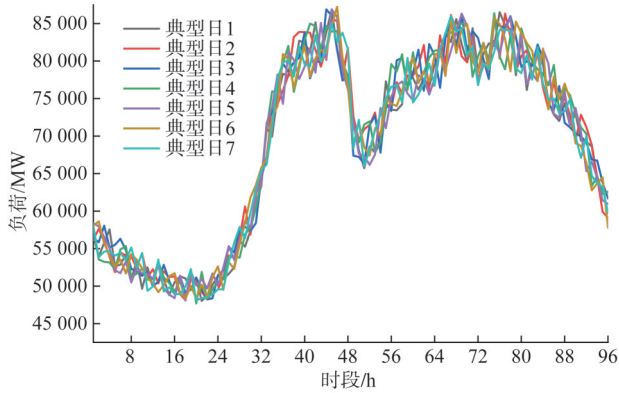


图4 实际电力系统典型日负荷曲线

Fig. 4 Typical daily load curves of the actual power system

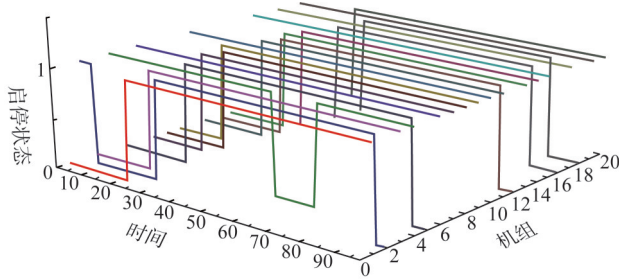


图5 实际电力系统部分机组启停计划

Fig. 5 Starting and stopping status of some units of the actual power system

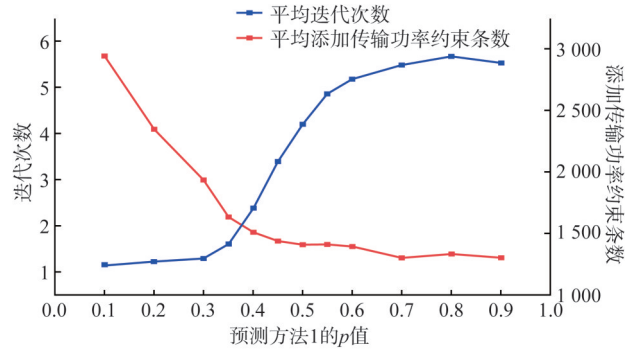
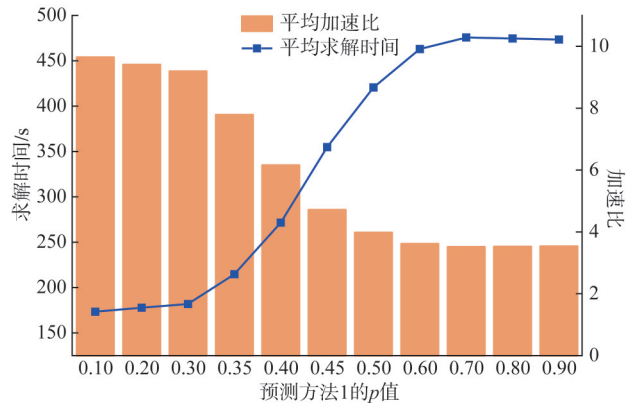
表4 实际电力系统加速效果对比

Tab. 4 Comparison of acceleration effect of the actual power system

| 比较项           | 本文算法                  | 传统添加法    |
|---------------|-----------------------|----------|
| 平均迭代次数/次      | 1.26                  | 9.79     |
| 平均总时间/s       | 124.67                | 1 672.61 |
| 平均加速比         | 13.42                 |          |
| 平均添加传输功率约束数/个 | 2 273.27              | 1 286.88 |
| 平均固定整数变量数/个   | 12 036.12             |          |
| 目标值平均相对误差     | $9.24 \times 10^{-5}$ |          |

果。随着 $p$ 值增加,每个传输功率约束需要获得更多的邻居投票才能被添加在首次迭代中,提高了预测方法1的假阴性率,即更可能无法预测出全部起作用的传输功率约束,从而需要额外的迭代。图7不同 $p$ 值下预测方法1的加速效果。

由图6可知, $p$ 值增加至0.3时预测方法1给出的传输功率约束数从2 941减少到1 936,但迭代次数仍维持在1.2次左右,说明此时预测方法1能在大部分情况下预测出全部起作用的传输功率约束。当 $p$ 值增加至0.7时,预测方法1给出的传输功率

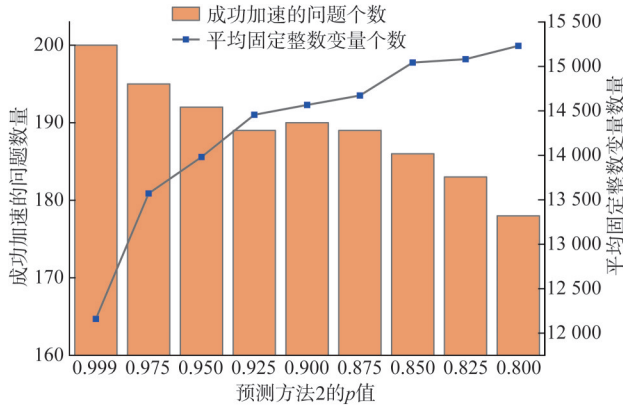
图6 不同 $p$ 值下预测方法1的预测结果Fig. 6 Results of prediction method 1 under different  $p$ 图7 不同 $p$ 值下预测方法1的加速效果Fig. 7 Acceleration effect of prediction method 1 under different  $p$  values

约束数减少到1 304,已经接近传统添加法平均添加的1 286个,因此迭代次数增加至5.5次左右。当继续增加 $p$ 值至0.9时,预测方法1给出的传输功率约束个数和迭代次数基本不再变化。结合图7可知, $p$ 值取0.1至0.3时,预测方法1的平均求解时间在200 s以内,加速比能达到10左右。因此,为降低预测方法1的假阴性率,减少迭代次数,提高加速比,预测方法1的 $p$ 值应设置在0.3以下。

### 5.3.2 整数变量取值预测效果分析

本小节对预测方法2的邻居共识阈值的取值对加速效果的影响进行分析, $p$ 从0.8增加至0.999,间隔为0.025。图8为不同 $p$ 值下预测方法2的预测结果。

由图8可知,随着 $p$ 值下降,更多整数变量会被固定下来,但同时会使得部分固定的整数变量取值不准确,出现部分问题无法成功加速,为此选取整数变量预测不准确所对应的日负荷曲线,统计每个时段下对应预测不准确的整数变量,结果如图

图 8 不同  $p$  值下预测方法 2 的预测结果Fig. 8 Results of prediction method 2 under different  $p$  values

9 所示。

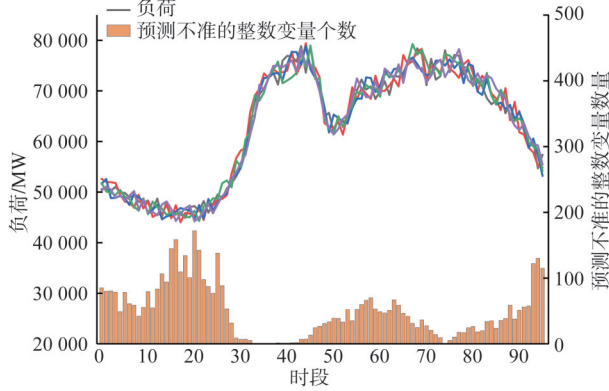


图 9 对应预测不准确的整数变量分布

Fig. 9 Distribution of integer variables corresponding to inaccurate prediction

由图 9 可知, 对于高负荷时段预测方法 2 的结果较准确, 不准确的整数变量固定大多发生在低负荷时段。因此, 为提高预测的准确率将预测方法 2 的作用范围限定在高负荷时段(60 GW 以上)。下面将修改预测方法 2 作用范围, 使其仅在高负荷时段起作用。最终预测效果对比如图 10 所示, 可见修改了预测方法 2 的作用时段后, 预测成功率有所提高。另一方面, 对于预测方法 2 的  $p$  值, 应尽量取大一些以保证能够得到可靠的整数变量预测值。

图 11 为修改预测方法 2 作用时段前后加速效果对比, 可见被固定的整数变量数目减少了 2/5 左右, 这必然导致每次迭代的求解时间有所增加, 随之带来的就是加速比的下降, 但即使预测方法 2 的作用减弱了, 加速比仍为 8 左右。

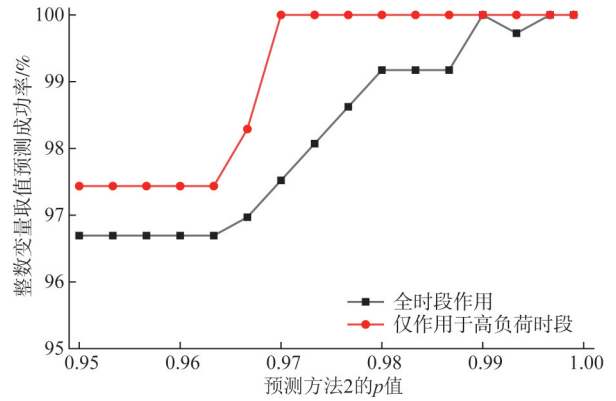


图 10 修改预测方法 2 作用时段后效果对比

Fig. 10 Comparison of effects after modifying the action period of prediction method 2

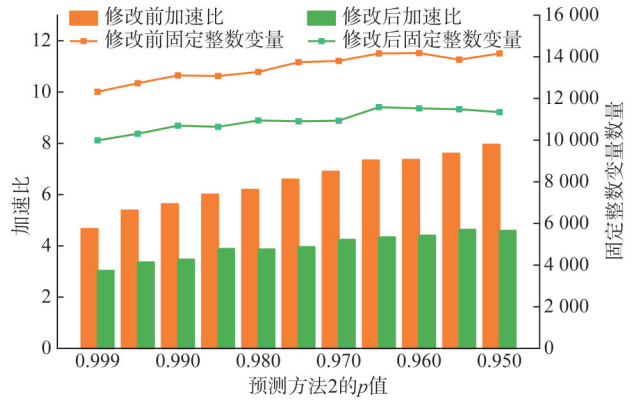
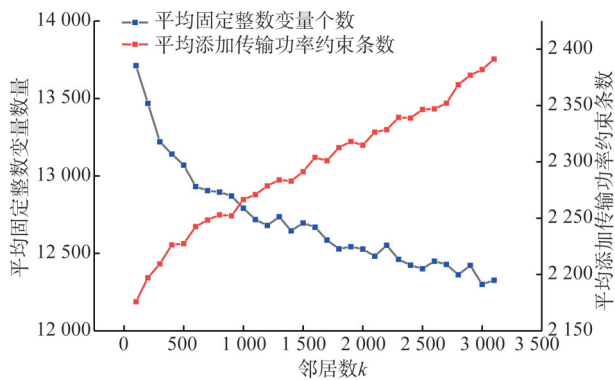
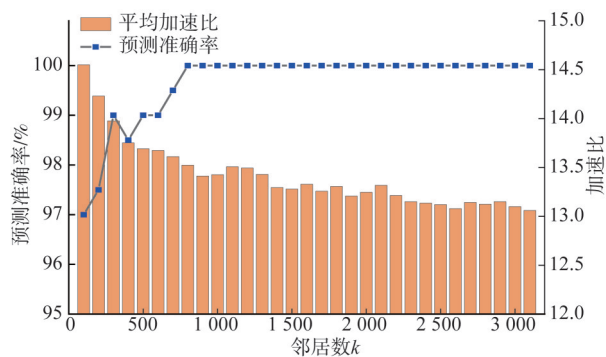


图 11 修改预测方法 2 后加速效果对比

Fig. 11 Comparison of acceleration effects after modifying the prediction method 2

### 5.3.3 SCUC 加速效果分析

本节分析邻居数的取值对加速效果的影响,  $k$  从 100 增加至 3 400 取值, 间隔为 100。图 12 为两种预测方法在不同  $k$  值下的预测结果, 随着  $k$  值增加, 预测方法 1 给出的起作用的传输功率约束变多, 而预测方法 2 固定的整数变量变少, 这导致了求解过程中要考虑更多的传输功率约束和整数变量。如图 13 所示, 由于  $k$  值的增加导致求解过程中要考虑更多的传输功率约束和整数变量, 因此加速比会随着  $k$  值的增加从 14.5 下降到 13 左右。而  $k$  值过小会导致整数变量预测不准, 因此预测准确率会随着邻居数  $k$  值的增加而增加,  $k$  大于 1 000 时, 预测正确率稳定在 100%。因此, 为保证算法的预测正确率同时考虑加速效果, 算法的  $k$  值应设置 1 000 左右。

图 12 不同  $k$  值情况下的两种预测方法结果Fig. 12 Results of two prediction methods under different  $k$  values图 13 不同  $k$  值情况下的预测正确率和加速效果Fig. 13 Prediction accuracies and acceleration effects under different  $k$  values

## 6 结论

为了加速求解 SCUC 问题, 本文提出两个基于改进  $K$  最邻近算法的预测方法, 分别用于识别起作用的传输功率约束和确定部分整数变量的取值。得出结论如下。

1) 两种基于改进  $K$  最邻近算法的预测方法能充分考虑到负荷参数对起作用的传输功率约束和整数变量取值的影响, 其加速效果会随着样本数量的积累而提升。因而本文算法可以在长期使用过程中通过历史数据的不断积累来提升算法的加速效果。

2) 采用标准测试系统和某实际电网数据验证了本文方法的正确性和有效性。在两个系统的测试中本算法均能识别出全部起作用的传输功率约束和部分整数变量的取值, 且均能在 1~2 次迭代中得到与传统添加法一样的解, 平均求解时间有一个数量级的优势。

3) 针对实际电力系统对本文算法中的邻居数和

邻居共识阈值对算法加速效果进行分析。随着邻居数量的增加, 求解过程中要考虑更多的传输功率约束和整数变量, 求解总时间会随着邻居数量的增加而增加, 加速比有所下降。对于起作用传输功率约束的预测方法, 邻居共识阈值应设置较低的数值以降低预测的假阴性率, 减少添加法所需的迭代次数, 获得较好的加速效果。对于整数变量取值的预测方法, 由于负荷较小时机组的开停机状态存在多种组合, 整数变量的取值预测难度增大, 因此在实际应用中可以限制本文算法作用区间在高负荷时段, 提高预测的准确率。

## 参考文献

- [1] 谢东, 刘明波, 徐立新. 含分布式能源电力系统输配协调优化研究综述及展望[J]. 南方电网技术, 2023, 17(4): 25–37.  
XIE Dong, LIU Mingbo, XU Lixin. Review and prospect of transmission-distribution co-optimization of power systems with distributed energy resources [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(4): 25–37.
- [2] 付聪, 王砚平, 刘俊磊, 等. 基于辅助优化问题的安全约束机组组合约束削减方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 9–17.  
FU Cong, WANG Yanping, LIU Junlei, et al. Constraint reduction method for security-constrained unit commitment based on an auxiliary optimization problem [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 9–17.
- [3] 张智, 陈艳波, 刘芳, 等. 计及运行风险和响应需求的两阶段鲁棒机组组合模型[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(3): 961–973.  
ZHANG Zhi, CHEN Yanbo, LIU Fang, et al. Two-stage robust unit commitment model considering operation risk and demand response [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(3): 961–973.
- [4] JEONG J, PARK S. A robust contingency-constrained unit commitment with an  $N-\alpha k$  security criterion [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2020(123): 106148.
- [5] NAN L, LIU Y, WU L, et al. Graph theory based  $N-1$  transmission contingency selection and its application in security-constrained unit commitment [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(6): 1458–1467.
- [6] 王砚平, 鲍威, 李赢, 等. 考虑  $N-1$  故障的安全约束机组组合模型及约束削减方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(7): 167–175.  
WANG Yanping, BAO Wei, LI Ying, et al. Model and constraint-reduction method for security-constrained unit commitment considering  $N-1$  contingency [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(7): 167–175.
- [7] 耿建, 徐帆, 姚建国, 等. 求解安全约束机组组合问题的混合整数规划算法性能分析[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(21): 24–27.  
GENG Jian, XU Fan, YAO Jianguo, et al. Performance analysis of mixed-integer programming based algorithm for

- security constrained unit commitment [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2009, 33(21): 24–27.
- [8] 蔡葆锐, 梁彦杰. 考虑跨省优先计划及输电费的南方区域电力现货市场出清模型设计[J]. *南方电网技术*, 2023, 17(12): 42–51.
- CAI Baorui, LIANG Yanjie. Electricity spot market clearing model designing of southern China region considering inter-provincial plan and transmission cost [J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(12): 42–51.
- [9] 吴云亮, 李豹, 罗会洪, 等. 面向现货市场出清的条件断面约束模型化处理办法[J]. *电网技术*, 2020, 44(8): 2819–2831.
- WU Yunliang, LI Bao, LUO Huihong, et al. Conditional section constraints modeling in spot market clearing [J]. *Power System Technology*, 2020, 44(8): 2819–2831.
- [10] ZHAI Q, GUAN X, CHENG J, et al. Fast identification of inactive security constraints in SCUC problems [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(4): 1946–1954.
- [11] XAVIER Á S, QIU F, WANG F, et al. Transmission constraint filtering in large-scale security-constrained unit commitment [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(3): 2457–2460.
- [12] 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): 39–47.
- LU Yi, LU Yuan, LIANG Junwen, et al. Mixed integer linear programming algorithm for solving security constrained unit commitment problem of power grid with pumped storage hydro [J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(3): 39–47.
- [13] 黄丽平, 王逸飞, 郭俊韬, 等. 考虑电网载荷均衡度及  $N-1$  安全约束的防灾经济调度[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(13): 56–63.
- HUANG Liping, WANG Yifei, GUO Juntao, et al. Economic dispatch for disaster prevention considering load rate homogeneity of power grid and  $N-1$  security constraints [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(13): 56–63.
- [14] DHALIWAL J S, DHILLON J S. A synergy of binary differential evolution and binary local search optimizer to solve multi-objective profit based unit commitment problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2021(107): 106148.
- [15] 张尚, 王涛, 顾雪平, 等. 基于输电网结构优化的电网安全均匀调度[J]. *电网技术*, 2017, 41(9): 2957–2963.
- ZHANG Shang, WANG Tao, GU Xueping, et al. Power grid homogeneous dispatch based on transmission topology optimization [J]. *Power System Technology*, 2017, 41(9): 2957–2963.
- [16] TSALAVOUTIS V A, VRIONIS C G, TOLIS A I. Optimizing a unit commitment problem using an evolutionary algorithm and a plurality of priority lists [J]. *Operational Research*, 2021, 21(1): 1–54.
- [17] REOLON S M, CRISTIAN F E, FRANGIONI A. Solving stochastic hydrothermal unit commitment with a new primal recovery technique based on Lagrangian solutions [J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2021(127): 106661.
- [18] YUAN W, ZHAI Q, LI P, et al. Fast solution method for TCUC with long time horizon based on horizon splitting [J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2021(112): 61–69.
- [19] LI X, ZHAI Q, GUAN X. Robust transmission constrained unit commitment: a column merging method [J]. *IET Generation, Transmission and Distribution*, 2020, 15(14): 2968–2975.
- [20] FU Y, SHAHIDEHPOUR S M. Fast SCUC for large-scale power systems [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, 22(4): 2144–2151.
- [21] 张朝炜, 柳云祥, 朱永利. 基于改进人工鱼群算法的大规模多目标机组组合优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(8): 100–108.
- ZHANG Zhaowei, LIU Yunxiang, ZHU Yongli. Large-scale multi-objective unit commitment optimization based on an improved artificial fish swarm algorithm [J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(8): 100–108.
- [22] AGARWAL A, PAL K. Optimization of unit commitment problem using genetic algorithm [J]. *International Journal of System Dynamics Applications*, 2021, 10(3): 21–37.
- [23] PAN J, HU P, CHU S. Binary fish migration optimization for solving unit commitment [J]. *Energy*, 2021(226): 120329.
- [24] TERKI A, BOUBERTAKH H. A New hybrid binary-real coded cuckoo search and Tabu search algorithm for solving the unit-commitment problem [J]. *International Journal of Energy Optimization and Engineering*, 2021, 10(2): 104–119.
- [25] 曲明, 丁涛, 李立, 等. 从 NP-Hard 到多项式时间算法的大规模机组组合近似线性规划: 双重凸包模型[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(9): 3261–3276.
- QU Ming, DING Tao, LI Li, et al. An approximate linear program from an NP-hard to a polynomial time complexity for a large-scale unit commitment: dual convex hull model [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(9): 3261–3276.
- [26] LI X, ZHAI Q, ZHOU J, et al. A variable reduction method for large-scale unit commitment [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(1): 261–272.
- [27] TAKESHI S, NOBUO Y, KAORU K. New local search methods for improving the Lagrangian-relaxation-based unit commitment solution [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(1): 272–283.
- [28] 何建强, 张玉萍, 滕志军. 基于  $K$ -means 和改进 KNN 算法的风电功率短期预测系统[J]. *计算机测量与控制*, 2022, 30(5): 156–162.
- HE Jianqiang, ZHANG Yuping, TENG Zhijun. Wind power short-term forecasting system based on  $K$ -means and improved KNN algorithm [J]. *Computer Measurement and Control*, 2022, 30(5): 156–162.
- [29] 姚黄金, 雷霞, 付鑫权, 等. 基于改进自适应密度峰值算法的日负荷曲线聚类分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(3): 121–130.
- YAO Huangjin, LEI Xia, FU Xinquan, et al. Cluster analysis of daily load curves based on an improved self-adaptive density peak clustering algorithm [J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(3): 121–130.
- [30] KAROL L L, CHRISTIAN G, MARC-ANDRÉ G, et al. Demand-side management using deep learning for smart charging of electric vehicles [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(3): 2683–2691.
- [31] 徐先峰, 陈雨露, 王研, 等. 考虑多因素的深度学习融合方法实现负荷预测[J]. *电气自动化*, 2020, 42(5): 61–63.
- XU Xianfeng, CHEN Yulu, WANG Yan, et al. Load forecasting in the deep learning fusion method considering multiple factors [J]. *Power System and Automation*, 2020, 42(5): 61–63.

(下转第 78 页 Continued on Page 78)