

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200811

基于改进人工鱼群算法的大规模多目标机组组合优化

张朝炜¹, 柳云祥², 朱永利¹

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003;

2. 内蒙古电力(集团)有限责任公司阿拉善电业局, 内蒙古 阿拉善盟左旗 750300)

摘要: 大型电力系统包含众多发电机组, 且运行时需要考虑诸多方面的因素, 其机组组合优化是一个多目标多约束的非线性大规模优化问题, 现有方法存在诸多不足。人工鱼群算法在解决非线性优化问题时性能良好, 但存在寻优效率低、可能陷入局部极值等缺点。针对这些不足, 提出了改进的人工鱼群算法。该算法引入了可变视野, 对人工鱼移动策略做出了调整并与遗传算法中的变异操作相结合。构建了兼顾经济性与环保性的多目标优化模型。为了解决机组规模扩大导致的计算时间过长问题, 采用了分阶段的优化方法, 将改进后的算法应用于启停安排阶段, 确定机组启停状态后采用混合整数规划法进行负荷分配。针对最高包含 1 000 台机组的大电网机组优化算例进行了模拟实验, 实验结果表明: 改进后的优化算法的收敛性和全局搜索能力均得到了提高, 大规模机组组合的计算时间大大缩短。多目标条件下也取得了理想结果, 验证了该方法的有效性。

关键词: 机组组合; 经济调度; 人工鱼群算法; 大规模; 多目标

Large-scale multi-objective unit commitment optimization based on an improved artificial fish swarm algorithm

ZHANG Zhaowei¹, LIU Yunxiang², ZHU Yongli¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Alxa Electric Power Bureau, Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Alxa Left Banner 750300, China)

Abstract: Large-scale power systems contain a large number of generating units, and many factors need to be considered during their operation. Unit commitment optimization is a multi-objective and multi-constrained nonlinear large-scale optimization problem. Existing methods to solve this have many shortcomings. The artificial fish swarm algorithm has good performance in solving nonlinear optimization problems, but it has disadvantages such as low optimization efficiency and possibly falling into local extremes. In order to overcome these deficiencies, a modified artificial fish swarm algorithm is proposed. The algorithm introduces variable vision, adjusts the move strategy of artificial fish and combines the mutation operation in a genetic algorithm. A multi-objective optimization model considering both economy and environmental protection is constructed. A phased optimization method is adopted to solve the problem of overlong calculation time caused by the increase of unit scale. The modified algorithm is applied to the unit status arrangement phase, which determines the statuses of units. Then the mixed integer programming method is used to distribute the load. Simulation experiments are carried out for a large-scale power grid unit optimization with up to 1000 units. The experimental results show that the convergence and global search ability of the modified optimization algorithm are improved, the calculation time of large-scale unit commitment is greatly shortened, and ideal results under multi-objective conditions are also obtained. This verifies the effectiveness of the proposed method.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51677072) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 2020MS120).

Key words: unit commitment; economic dispatch; artificial fish swarm algorithm; large-scale; multi-objective

0 引言

机组组合优化指在满足电力系统负荷需求和机

组参数要求的前提下, 一般以系统发电总成本最低为目标, 制定一段调度周期内各机组的启停及出力计划^[1]。作为电力系统经济调度的基础, 机组组合优化可以创造显著的经济效益, 因此一直受到国内外学者的广泛关注。

本质上来说, 机组组合优化属于大规模混合整

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51677072); 中央高校基本科研业务费专项资金项目资助(2020MS120)

数非线性规划问题^[2], 求解思路大致可分为两类: 以优先顺序法^[3](Priority List, PL)、动态规划法^[4](Dynamic Programming, DP)、拉格朗日松弛法^[5](Lagrangian Relaxation, LR)、混合整数线性规划法^[6](Mixed Integer Linear Programming, MILP)和二阶锥规划法^[7](Second-Order Cone Planning, SOCP)为代表的数学方法, 以及包括遗传算法^[8](Genetic Algorithm, GA)、粒子群优化算法^[9](Particle Swarm Optimization, PSO)、蚁群算法^[10](Ant Colony Optimization, ACO)、人工鱼群算法^[11](Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)等算法在内的智能优化算法。传统数学方法中, PL 原理简单、便于实现, 可是由于难以选取合适的排序指标以及约束处理顺序不当等问题, 求解质量往往较差^[12]; DP 在处理小规模机组组合优化时效果良好, 然而当机组规模逐渐扩大时, “维数灾”会随之发生, 难以实际应用^[13]; LR 虽然克服了维数障碍, 但是却存在对偶间隙等问题^[14]; MILP 属于线性规划, 在处理非线性规划问题时需要将目标函数线性化, 求解大量机组的组合优化时会出现对称问题, 导致计算时间大大延长^[15]。智能优化算法由于具有广泛的适应性、并行性以及较强的稳定性, 在处理复杂非线性优化问题时体现出显著优势, 其中 AFSA 是我国李晓磊博士提出的一种仿生算法^[16], 该算法实现简单、对初值不敏感、鲁棒性较强。较 GA 而言, AFSA 避免了复杂的编解码过程, 且每次迭代产生的种群更具方向性; 与 PSO 相比, 算法在一定程度上防止了早熟现象的发生, 对参数的要求也更加宽松。然而, AFSA 也存在后期收敛速度慢、可能陷入局部极值等缺点。

目前, 对机组组合优化的研究大多基于不超过 100 台机组规模的电力系统, 鲜有的几篇解决 100 台以上规模机组组合问题的文献^[15,17-18]也都仅以系统发电总成本最小为优化目标。实际上, 20 世纪以来我国的发电总装机量迅速提升, 对大规模机组组合优化的研究也得到更多重视。而且, 近年来国家和社会的环保力度逐渐加大, 低碳运行、降低污染等目标也被纳入了机组组合优化的考虑范畴。

在以上分析的基础上, 本文首先构建了兼顾经济性与环保性的多目标机组组合优化模型, 由于不同目标函数无法同时达到最优, 为了高效求解, 采用了基于线性加权法的多目标处理策略。又考虑到机组规模的扩大会导致问题复杂度显著增加, 严重影响求解效率, 因此对优化过程进行了划分, 将其分为启停安排和负荷分配两个阶段, 从而缩短了求解时间。接着, 提出了改进的人工鱼群算法: 一方面, 为了提高算法的寻优效率, 需要在迭代后期减

少聚群和追尾行为的执行次数、加强觅食行为, 同时加快人工鱼的移动速度, 因此引入可变视野, 并对人工鱼的移动策略做出调整; 另一方面, 通过结合 GA 中的变异操作, 可以增加人工鱼探索更多位置的机会, 避免算法陷入局部极值。将改进后的算法应用于启停安排阶段的求解, 得到各机组启停状态, 然后通过混合整数规划法^[19](Mixed Integer Programming, MIP)计算各机组最优出力, 实现负荷分配。最后, 为了验证本文提出方法的有效性, 进行了大规模机组组合优化仿真实验。

1 多目标机组组合问题数学模型

1.1 目标函数

经济性目标: 发电总成本最低

$$\min F = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [f(p_{it})u_{it} + S_i u_{it} (1 - u_{i(t-1)})] \quad (1)$$

其中,

$$f(p_{it}) = \alpha_i p_{it}^2 + \beta_i p_{it} + \gamma_i \quad (2)$$

$$S_i = \begin{cases} S_i^{\text{hot}} & T_{i,\min}^{\text{off}} \leq T_i^{\text{off}} < T_{i,\min}^{\text{off}} + T_i^{\text{cold}} \\ S_i^{\text{cold}} & T_i^{\text{off}} > T_{i,\min}^{\text{off}} + T_i^{\text{cold}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: F 为系统发电总成本; N 为火电机组台数; T 为调度周期时段数, 各时段均为 1 h; p_{it} 为机组 i 在时段 t 的有功出力; u_{it} 为机组 i 在时段 t 的启停状态, 0 表示停机, 1 表示运行; $f(p_{it})$ 为机组 i 在时段 t 的燃料成本; α_i 、 β_i 、 γ_i 为机组 i 的燃料成本系数; S_i 为机组 i 的启动成本; S_i^{hot} 、 S_i^{cold} 分别为机组 i 的热、冷启动成本; T_i^{off} 、 $T_{i,\min}^{\text{off}}$ 分别为机组 i 的连续、最小停机时间; T_i^{cold} 为机组 i 的冷启动时间。

环保性目标: CO_2 、 SO_2 排放量最低

$$\min E_c = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [(a_{ci} p_{it}^2 + b_{ci} p_{it} + c_{ci}) u_{it}] \quad (4)$$

$$\min E_s = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [(a_{si} p_{it}^2 + b_{si} p_{it} + c_{si}) u_{it}] \quad (5)$$

式中: E_c 为系统 CO_2 排放量; E_s 为系统 SO_2 排放量; a_{ci} 、 b_{ci} 、 c_{ci} 为机组 i 的 CO_2 排放系数; a_{si} 、 b_{si} 、 c_{si} 为机组 i 的 SO_2 排放系数。

1.2 约束条件

1) 功率上下限约束

$$p_{i,\min} \leq p_{it} \leq p_{i,\max} \quad (6)$$

式中, $p_{i,\min}$ 、 $p_{i,\max}$ 分别为机组 i 的最小有功出力、最大有功出力。

2) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^N u_{it} p_{it} = L_t \quad (7)$$

式中, L_t 为系统在时段 t 的负荷需求。

3) 旋转备用约束

为了保证供电的可靠性, 系统通常会预留部分发电容量, 本文以各时段负荷需求的 10% 作为该时段的旋转备用。

$$\sum_{i=1}^N u_{it} p_{i,\max} \dots L_t + R_t \quad (8)$$

式中, R_t 为系统在时段 t 的旋转备用。

4) 最小启停时间约束

$$\begin{cases} T_i^{\text{on}} \dots T_{i,\min}^{\text{on}} \\ T_i^{\text{off}} \dots T_{i,\min}^{\text{off}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: T_i^{on} 、 T_i^{off} 分别为机组 i 的连续开、停机时间; $T_{i,\min}^{\text{on}}$ 、 $T_{i,\min}^{\text{off}}$ 分别为机组 i 的最小开、停机时间。

5) 机组爬坡约束

$$\begin{cases} p_{it} - p_{i,t-1} \leq R_{U,i} \\ p_{i,t-1} - p_{it} \leq R_{D,i} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $R_{U,i}$ 、 $R_{D,i}$ 分别为机组 i 的最大爬坡速率、最大滑坡速率。

1.3 多目标处理及分阶段优化

1) 多目标处理

模型采用基于线性加权法的多目标处理策略, 该策略简单易用且效果明显, 具体步骤如下。

步骤 1 将各目标函数按式(11)进行规范化处理, 统一量纲。

$$\varphi(x) = \frac{f(x) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (11)$$

式中: $\varphi(x)$ 为规范化处理后的目标函数; $f(x)$ 为原目标函数; f_{\max} 、 f_{\min} 分别为原目标函数的最大、最小值。

步骤 2 根据各目标的重要性, 为每个目标函数 $\varphi_i(x)$ 设置对应的权重 w_i , 令 $w_i > 0$ 且 $\sum w_i = 1 (i = 1, 2, \dots, n, n \text{ 为目标函数个数})$ 。

步骤 3 按式(12)将原问题转化为单目标问题。

$$\begin{cases} \min Y = \sum [w_i \varphi_i(x)] \\ \text{s.t. } x \in X \end{cases} \quad (12)$$

式中, X 为目标函数的可行域。

按照以上步骤, 得到兼顾经济性与环保性的多目标优化函数:

$$\begin{cases} \min Y = w_1 F' + w_2 E'_c + w_3 E'_s \\ F' = \frac{F - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \\ E'_c = \frac{E_c - E_{c,\min}}{E_{c,\max} - E_{c,\min}}, E'_s = \frac{E_s - E_{s,\min}}{E_{s,\max} - E_{s,\min}} \\ \text{s.t. 式(6)一式(10)} \end{cases} \quad (13)$$

2) 分阶段优化

智能算法在求解机组组合问题时的传统方法是将机组的启停和出力情况全部确定后再计算目标函数值, 根据目标函数值的大小执行下一步操作。这种方法的计算量比较大, 在进行小规模机组组合优化时不会产生太大影响, 但随着机组数目的增多, 问题的复杂度也会成比例增加, 依然沿用该方法会导致求解时间极大延长, 使整个优化方案的实用价值明显降低。基于以上分析, 本文决定采用分阶段的优化方法, 将优化过程分为启停安排与负荷分配两个阶段。

其中, 启停安排阶段负责对各机组的启停状态进行优化。参考其他研究中以启停成本、中等负荷平均燃料成本和旋转备用剩余量三者的加权求和作为该阶段的优化目标^[20], 本文将其拓展至多目标情况, 采用中等负荷平均目标函数值 MLAFV (Medium Load Average Function Value) 替换中等负荷平均燃料成本, 各机组的平均目标函数值计算方法如式(14)所示。

$$y_a(p_i) = \frac{w_1 f(p_i) + w_2 e_c(p_i) + w_3 e_s(p_i)}{p_i} \quad (14)$$

其中,

$$e_c(p_i) = a_{ci} p_i^2 + b_{ci} p_i + c_{ci} \quad (15)$$

$$e_s(p_i) = a_{si} p_i^2 + b_{si} p_i + c_{si} \quad (16)$$

式中: $y_a(p_i)$ 为机组 i 的平均目标函数值; $e_c(p_i)$ 为机组 i 的 CO_2 排放量; $e_s(p_i)$ 为机组 i 的 SO_2 排放量。

进而得到启停安排阶段的优化目标, 如式(17)所示。

$$\begin{cases} \min Y_1 = C_s + 1.5 \times AFV_M + 0.5 \times \sum_{t=1}^T R_{S,t} \\ C_s = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N S_i u_{it} (1 - u_{i(t-1)}) \\ AFV_M = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N u_{it} y_a(p_i) \Big|_{p_i=(p_{i,\min} + p_{i,\max})/2} \\ R_{S,t} = \sum_{i=1}^N u_{it} p_{i,\max} - L_t - R_t \\ \text{s.t. 式(8)、式(9)} \end{cases} \quad (17)$$

式中: C_s 表示启停成本; AFV_M 表示中等负荷平均目标函数值; $R_{S,t}$ 表示时段 t 的旋转备用剩余量。

负荷分配阶段在启停安排阶段完成后进行, 以总目标函数式(13)为优化目标, 为各机组分配出力。不同于传统方法中每次迭代要反复计算, 该阶段在前一阶段已确定启停状态的基础上只需执行一次, 因此大大缩短了求解时间。

相应地, 约束处理也被分为两部分, 分别在不同阶段执行。其中, 启停安排阶段的约束处理由以下两个步骤组成。

步骤 1 检查该时段是否满足旋转备用约束, 若未满足, 则随机启动可用机组, 直至达到要求;

步骤 2 检查当前运行机组最小有功出力之和是否低于该时段负荷需求, 以免违反功率平衡约束, 若高于, 则随机关闭运行机组, 直到满足条件。

反复执行两个步骤, 直至条件全部满足, 则继续处理下一时段。需要注意的是, 上述步骤中启动或关闭机组时需同时考虑启停时间约束, 要求机组在不改变之前时段状态的条件下, 对后续时段做出调整以满足式(9), 若无法满足则跳过该机组。

负荷分配阶段进行约束处理时需要依次对各时段执行如下操作: 首先将所有运行机组出力设置为其最小有功出力以满足功率下限约束, 接着在不超过功率上限的前提下, 按目标函数值微增率^[21]由低到高的顺序为运行机组分配负荷, 直到符合功率平衡约束要求。若需要考虑爬坡约束, 还应检查当前时段出力相较于前一时段是否满足式(10), 若不满足则相应地增加或减少出力。

2 人工鱼群算法的改进

为了弥补 AFSA 后期寻优效率较低、可能陷入局部极值的缺陷, 本文提出了改进的人工鱼群算法 (Modified Artificial Fish Swarm Algorithm, MAFSA), 从以下 3 个方面做出了改进。

2.1 引入可变视野

AFSA 将视野设为固定值, 这在优化初期有助于人工鱼迅速地通过聚群和追尾行为集中于极值点附近, 但在优化后期, 视野范围过大会导致人工鱼的觅食行为被抑制, 因而无法准确发现最优解的位置^[22]。

本文按式(18)更新每次迭代过程中的视野, 使其在优化初期保持不变, 随着迭代次数的增加而不断衰减, 直至最小值, 并在优化后期保持最小, 以实现极值点周围的细致寻优。

$$\begin{cases} \text{Visual} = a \times \text{Visual}_0 + (1-a) \times \text{Visual}_{\min} \\ a = \exp\left(-\frac{d^{s+1}}{d_{\max}^s}\right) \end{cases} \quad (18)$$

式中: Visual 表示迭代过程中的视野; Visual_0 为初始视野; Visual_{\min} 为最小视野, 本文取 1; d 为当前迭代次数; d_{\max} 为最大迭代次数; s 为参数, 取值会影响 Visual 的衰减速率。当 $\text{Visual}_0 = 100, d_{\max} = 100,$ s 取不同值时, 视野变化曲线如图 1 所示。

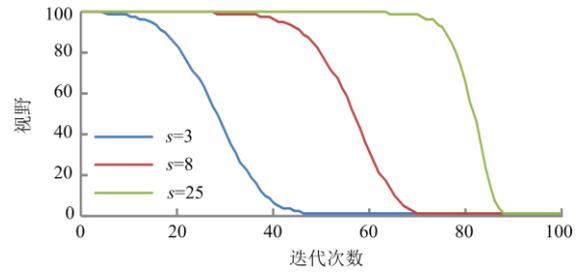


图 1 视野变化曲线

Fig. 1 Varying curves of visual

2.2 调整移动策略

AFSA 中, 人工鱼的每次移动都采用随机步长的方式, 这有利于人工鱼发掘更多潜在的可行解, 但由于 MAFSA 引入了可变视野, 在算法运行后期, 人工鱼有充足时间探索极值点附近的可行解, 若依然采用随机步长, 反而会阻碍人工鱼向极值点的聚集, 削弱算法的收敛性能。因此, MAFSA 将移动策略调整为: 人工鱼一旦发现优于自身状态的解, 即直接移动到该位置, 无须随机前进。

2.3 结合变异操作

随着迭代的进行, 人工鱼将逐渐集中于少数极值点附近, 为了防止算法陷于局部最优, 本文结合了 GA 中的变异操作, 使人工鱼有机会跳出局部极值, 从而提高算法的全局搜索能力。

变异操作的原理是: 如果算法经过一定次数的迭代, 公告牌中记录的最优状态始终没有得到更新, 则认为算法陷入了局部最优, 此时以一个较小变异概率初始化人工鱼; 继续迭代, 若公告牌依然未更新, 则逐渐提高变异概率并继续初始化, 直至公告牌更新或迭代结束。具体实现步骤如下。

步骤 1 设置参数及变量: c_{\max} 为允许公告牌未更新的最大迭代次数; m_{\min} 为最小变异概率; 当前公告牌未更新次数 $c = 0$; 当前变异概率 $m = m_{\min}$ 。

步骤 2 每完成一次迭代后, 判断公告牌是否更新。若更新, 则将 c 重置为 0, m 重置为 m_{\min} ; 否则, 令 $c = c + 1$ 。

步骤 3 判断是否达到变异条件, 即 $c \geq c_{\max}$ 。若是, 执行步骤 4; 否则跳转至步骤 5。

步骤 4 依次为每条人工鱼生成一个 $0 \sim 1$ 范围内的随机数 $r_i (i = 1, 2, \dots, n, n$ 为人工鱼条数), 若 $r_i < m$, 则初始化对应人工鱼, 更新其食物浓度, 并按式(19)调整 m 。

$$\begin{cases} m = a \times m_{\min} \\ a = \frac{c}{c_{\max}} \end{cases} \quad (19)$$

步骤 5 判断是否达到算法终止条件。若达到，则输出最优解；否则继续迭代，返回步骤 2。

3 MAFSA 在机组组合优化中的应用

本文采用 MAFSA 对第 1 节所建模型中的启停安排阶段进行求解，为了使算法可以应用于机组组合优化，对编码和部分行为规则做出了以下调整。

3.1 编码

使用一个 $N \times T$ 二进制矩阵表示各机组的启停状态，即

$$U_{N,T} = \begin{bmatrix} U_1 \\ \vdots \\ U_i \\ \vdots \\ U_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{1,1} & \dots & u_{1,t} & \dots & u_{1,T} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ u_{i,1} & \dots & u_{i,t} & \dots & u_{i,T} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ u_{N,1} & \dots & u_{N,t} & \dots & u_{N,T} \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中：每行元素表示某机组在各时段的启停状态；每列元素表示某时段中各机组的启停状态。

算法的初始化即为种群中所有个体随机生成一个上述矩阵，并分别进行约束处理。

3.2 行为规则调整

MAFSA 通过比较不同人工鱼个体的状态矩阵来计算人工鱼之间的距离，如式(21)。

$$distance(A, B) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N |u_{it,A} - u_{it,B}| \quad (21)$$

式中： $distance(A, B)$ 表示人工鱼 A 、 B 之间的距离； $u_{it,A}$ 、 $u_{it,B}$ 分别表示人工鱼 A 、 B 状态矩阵中第 i 行第 t 列的元素。

在实现人工鱼的聚群行为时，算法的执行步骤如下：

步骤 1 找出人工鱼视野范围内的其他人工鱼 $K_i (i=1, 2, \dots, n, n$ 为视野中人工鱼条数)；

步骤 2 分别计算 K_i 自身状态中各机组的目标函数值；

步骤 3 分别选出使各机组目标函数值最小的状态，构成中心人工鱼对应机组的状态；

步骤 4 对中心人工鱼进行约束处理；

步骤 5 判断是否满足移动条件，若满足，则移动至中心人工鱼位置，否则执行觅食行为。

执行觅食行为时，算法采取的策略是随机在人工鱼的状态矩阵中选取 m 个状态为 1 的元素 (m 为不大于步长的随机正整数)，将它们的状态修改为 0，接着进行约束处理并判断是否满足移动条件，若满足则移动，否则重复以上操作；若重复最大尝试次数后仍未满足条件，则执行随机游动。

图 2 为采用 MAFSA 求解启停安排阶段的流程图。

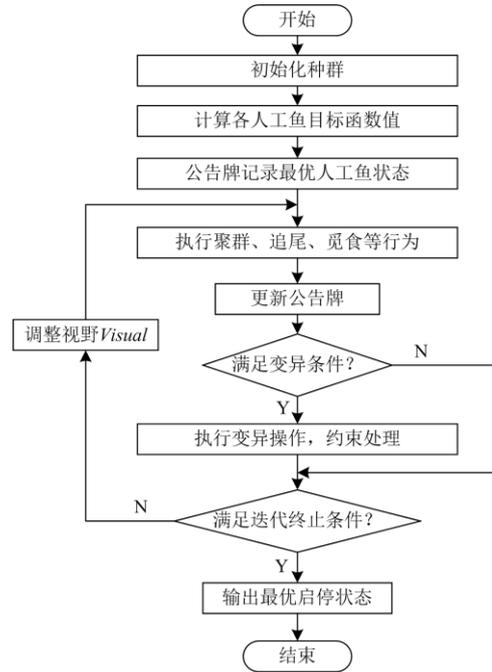


图 2 MAFSA 求解启停安排阶段流程图

Fig. 2 Flow chart of MAFSA solving unit status arrangement phase

4 仿真测试

本文采用算例为经典算例，时段数取 24，系统参数和负荷需求数据取自文献[23]，其中未包含爬坡约束相关参数。为了验证所提算法求解大规模机组组合优化问题的有效性，本文基于 100 台机组的数据，以 200 台为增量，分别将机组规模拓展至 200 台、400 台、600 台、800 台和 1 000 台，同时按比例调整系统负荷。启停安排阶段采用 MAFSA 进行求解，算法参数设置如下：种群规模 pop 通过下文实验确定，最大迭代次数 $g_{max} = 100$ ，最大觅食次数 $try_num = 15$ ，步长 $step = 1$ ，可变视野参数 $s = 3$ ，变异操作参数 $c_{max} = 10, m_{min} = 0.1$ ，初始视野 $Visual_0$ 的取值按式(22)计算。

$$Visual_0 = N \times 6 \quad (22)$$

式中， N 为机组台数。

算法达到最大迭代次数或两次公告牌记录的最优值之差小于收敛精度 1×10^{-5} 时算法终止。求得启停状态后，通过 PICOS 接口调用 CPLEX MIP 求解器实现负荷分配阶段的优化，计算得到各机组出力情况和发电总成本、CO₂ 排放量、SO₂ 排放量等各项数据。所有仿真实验均采用 Python3.7 编程，运行环境为 Intel i5-8250U 1.60 GHz CPU，8.00 GB

RAM, 仿真结果均取 5 次实验中的最优结果。

各项参数中, 种群规模的大小对算法的求解质量和收敛时间有着明显影响。因此, 为了确定最佳的种群规模, 本文首先在仅考虑经济性目标的条件下, 分别测试了不同种群规模下 200 台、400 台和 800 台机组组合的优化效果, 如表 1 所示。

表 1 不同种群规模下的优化效果

机组数/台	pop	发电总成本/美元			平均耗时/s
		最优	最差	平均	
200	20	11 220 633	11 225 145	11 223 326	64
	50	11 219 321	11 223 083	11 221 439	119
	80	11 219 289	11 222 199	11 221 385	187
400	20	22 435 017	22 441 369	22 438 908	164
	50	22 434 184	22 438 435	22 436 238	277
	80	22 434 061	22 438 465	22 436 079	438
800	20	44 865 723	44 868 018	44 866 405	391
	50	44 864 352	44 866 918	44 865 681	513
	80	44 863 879	44 864 713	44 864 019	627

从表 1 中可以看出, 对 200 台和 400 台机组组合优化来说, 种群规模从 20 提高至 50 能够显著降低平均发电总成本, 由 50 提高至 80 则几乎对结果没有影响, 但后者平均耗时的增长幅度却超过了前者。而机组数为 800 时, $pop = 80$ 得到的平均成本却大幅低于 $pop = 50$, 可见随着机组规模的扩大, 种群的多样性也应适当增加。因此, 本文选取 50 作为 500 台以下机组优化时的种群规模, 对于超过 500 台机组的情况, 则将种群规模设置为 80。

图 3 为在仅考虑经济性目标的条件下, 分别采用 AFSA 和 MAFSA 求解 100 台机组启停安排阶段时 Y_1 的收敛曲线。显然, 与原始人工鱼群算法相比, 改进后算法的寻优效率更高, 陷入局部极值时能够及时跳出, 且在迭代后期依然具有较强的收敛能力。

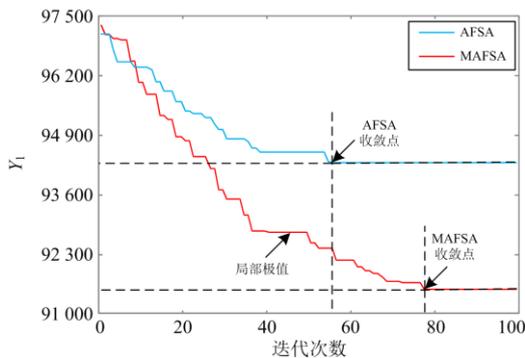


图 3 AFSA 和 MAFSA 求解 100 台机组启停安排阶段时 Y_1 收敛曲线

Fig. 3 Y_1 convergence curves of AFSA and MAFSA solving unit status arrangement phase for 100 units

由此可见, 本文提出的改进策略可以有效弥补原始算法存在的不足。

在仅考虑经济性目标的条件下, 分别对 100~1 000 台机组进行分阶段优化和整体优化, 其中整体优化指采用 MAFSA 将每次迭代中机组的启停和出力情况全部确定后再根据总成本的大小执行操作, 比较两种优化方法的计算时间, 结果如图 4 所示。从图中可以看出, 相较于整体优化, 分阶段优化极大地缩短了计算时间, 更适用于大规模机组组合优化。

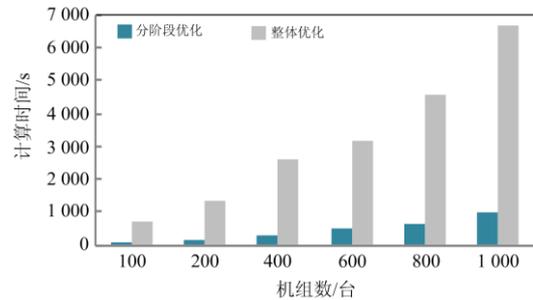


图 4 分阶段优化和整体优化计算时间对比

Fig. 4 Comparison of calculation time between phased optimization and integrated optimization

在仅考虑经济性目标的条件下, 对 100~1 000 台机组规模系统进行优化, 得到不同规模下启动成本、燃料成本及发电总成本如表 2 所示。

表 2 不同机组规模系统优化结果

机组数/台	启动成本/美元	燃料成本/美元	发电总成本/美元
100	45 620	5 562 637.69	5 608 257.69
200	94 520	11 124 801.22	11 219 321.22
400	184 260	22 249 923.97	22 434 183.97
600	285 130	33 363 071.74	33 648 201.74
800	374 100	44 489 778.91	44 863 878.91
1 000	473 710	55 607 841.87	56 081 551.87

为了验证本文方法的求解效果, 将发电总成本和计算时间与 GA^[23]、EP^[24]、SA^[25]、QEA-UC^[26]、EPL^[27]、MILP^[17]、IA^[15]和 PI-ADP^[18]这 8 种方法进行对比, 结果如表 3、表 4 所示。

通过表 3、表 4 数据可知, 除 1 000 台机组规模系统外, 本文方法的实验结果均优于其他求解方法。虽然 IA 在优化 1 000 台机组时得到了更低的成本, 但其求解时间远长于 MAFSA; 用时方面, 本文方法比其他智能算法的耗时更短, 适用于大规模系统。综上, 相较于其他方法, 本文方法在进行大规模机组组合优化时具有一定优势。

表 3 不同方法优化后发电总成本对比

Table 3 Comparison of total generation cost optimized by different methods

机组数/台	GA	EP	SA	QEA-UC	EPL	MILP	IA	PI-ADP	本文方法
100	5 627 437	5 633 800	5 617 876	5 609 550	5 608 440	5 619 115	5 634 435	5 611 509	5 608 258
200	—	—	—	—	—	11 231 001	11 293 907	11 221 056	11 219 321
400	—	—	—	—	—	22 456 368	22 550 605	22 438 522	22 434 184
600	—	—	—	—	—	—	33 856 539	33 653 734	33 648 201
800	—	—	—	—	—	—	45 167 260	44 870 597	44 863 879
1 000	—	—	—	—	—	—	55 916 000	56 091 207	56 081 552

表 4 不同方法计算时间对比

Table 4 Comparison of calculation time by different methods

机组数/台	GA	EP	SA	QEA-UC	EPL	MILP	IA	PI-ADP	本文方法
100	16 733	6 120	696	80	65	9	12	5	58
200	—	—	—	—	—	27	50	14	115
400	—	—	—	—	—	62	243	75	279
600	—	—	—	—	—	—	516	172	494
800	—	—	—	—	—	—	816	386	680
1 000	—	—	—	—	—	—	1 222	662	958

下面测试所提方法在多目标条件下的优化效果, 气体排放参数取自文献[28], 对 100~1 000 台机组系统进行仿真, 目标函数权重 w_1 、 w_2 、 w_3 分别设置为 0.5、0.25、0.25, 将结果与上文中单目标优化结果做对比, 如表 5 所示。与单目标优化相比, 多目标优化虽然导致各系统的发电总成本增加, 但同时使 CO_2 、 SO_2 排放总量显著下降, 达到了环保性目标。

表 5 单目标和多目标机组组合优化结果对比

Table 5 Comparison of single objective and multi-objective unit commitment optimization results

机组数/台	只考虑经济性		考虑经济性和环保性	
	发电总成本/美元	CO_2 、 SO_2 排放总量/kg	发电总成本/美元	CO_2 、 SO_2 排放总量/kg
100	5 608 258	2 623 646	5 621 856	2 608 720
200	11 219 321	5 258 737	11 235 740	5 220 050
400	22 434 184	10 528 086	22 459 978	10 420 582
600	33 648 201	15 794 186	33 686 164	15 628 216
800	44 863 879	21 063 850	44 938 703	20 914 446
1 000	56 081 552	26 332 848	56 212 694	25 963 826

以上仿真实验并未考虑机组的爬坡约束, 但在实际工作中, 火电机组的出力会受其限制。因此, 本文将各机组出力上限的 25% 设为该机组的最大爬坡速率和最大滑坡速率, 分别进行单目标和多目标优化, 结果见表 6。与表 5 相比较可以看出, 考虑爬坡约束后, 单目标和多目标条件下的发电总成本及 CO_2 、 SO_2 排放总量均有所增加。

表 6 考虑爬坡约束时的优化结果

Table 6 Optimization results considering ramp constraints

机组数/台	只考虑经济性		考虑经济性和环保性	
	发电总成本/美元	CO_2 、 SO_2 排放总量/kg	发电总成本/美元	CO_2 、 SO_2 排放总量/kg
100	5 632 798	2 637 284	5 643 571	2 600 095
200	11 288 824	5 292 423	11 315 833	5 218 583
400	22 602 679	10 609 971	22 655 791	10 458 315
600	33 925 527	15 929 903	34 004 238	15 701 219
800	45 289 191	21 270 453	45 393 107	20 967 367
1 000	56 548 365	26 554 618	56 679 580	26 179 155

5 结论

本文构建了基于线性加权法的多目标机组组合优化模型, 同时考虑了经济性和环保性两个目标, 为了适应大规模机组, 将优化过程分为了启停安排和负荷分配两个阶段。提出了一种改进的人工鱼群算法, 该算法引入了可变视野, 调整了人工鱼的移动策略并与遗传算法中的变异操作相结合。应用改进后的算法求解启停安排阶段, 得到机组的启停状态后, 采用 MIP 实现负荷分配。通过对 100~1 000 台机组的大规模组合进行仿真实验, 结果表明:

- 1) 改进人工鱼群算法弥补了原始算法的不足, 提高了寻优效率, 加强了全局搜索能力;
- 2) 分阶段的优化方法大大缩短了计算时间, 可以有效求解大规模机组组合问题;
- 3) 多目标优化模型能够显著降低电力系统的

CO₂、SO₂排放量,从而达到环保性目标。

然而,基于线性加权法的多目标处理策略仍然具有一定的局限性,权重分配无法考虑所有情况,有必要研究新的多目标处理方案。

参考文献

- [1] BO H, HE W, SEN Y. Optimal economic operation of isolated community microgrid incorporating temperature controlling devices[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(1): 70-80. DOI: 10.1186/s41601-017-0037-1.
- [2] 张军, 王红敏. 含多种可再生能源和冷储能装置的冷电联供系统经济优化调度模型研究[J]. 上海电力学院学报, 2019, 35(5): 486-492.
ZHANG Jun, WANG Hongmin. Economic optimization scheduling of cogeneration system with multiple renewable energy sources and coaling energy storage devices[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2019, 35(5): 486-492.
- [3] 刘娅, 刘东升. 基于改进优先顺序法电力市场日调度计划研究[J]. 东北电力技术, 2010, 31(6): 43-46.
LIU Ya, LIU Dongsheng. Study on daily dispatching scheduling of electric market based on priority list method[J]. Northeast Electric Power Technology, 2010, 31(6): 43-46.
- [4] 王承民, 郭志忠, 于尔铿. 确定机组组合的一种改进的动态规划方法[J]. 电网技术, 2001, 25(5): 20-24.
WANG Chengmin, GUO Zhizhong, YU Erkeng. An improved dynamic programming method for determining unit commitment[J]. Power System Technology, 2001, 25(5): 20-24.
- [5] ERLON C, MURILO R. A comparative analysis of different dual problems in the Lagrangian relaxation context for solving the hydro unit commitment problem[J]. Electric Power Systems Research, 2014, 107: 221-229.
- [6] 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.
- [7] 桑丙玉, 姚良忠, 李明杨, 等. 基于二阶锥规划的含大规模风电接入的直流电网储能配置[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 86-94.
SANG Bingyu, YAO Liangzhong, LI Mingyang, et al. Research on energy storage system planning of DC grid with large-scale wind power integration[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 86-94.
- [8] BASU M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2008, 30(2): 140-149.
- [9] 邓强, 詹红霞, 杨孝华, 等. 考虑风电不确定性和大用户直购电的电力系统经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 131-139.
DENG Qiang, ZHAN Hongxia, YANG Xiaohua, et al. Power system economic dispatching considering the uncertainty of wind power and large consumers direct purchasing[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 131-139.
- [10] 王威, 李颖浩, 龚向阳, 等. 多种群蚁群算法解机组组合优化[J]. 机电工程, 2012, 29(5): 572-575.
WANG Wei, LI Yinghao, GONG Xiangyang, et al. Unit commitment solved by multi colony ant optimization algorithm[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2012, 29(5): 572-575.
- [11] 王昕, 黄柯, 郑益慧, 等. 改进的人工鱼群算法在电力系统经济负荷分配中的应用[J]. 水电能源科学, 2015, 33(9): 205-208.
WANG Xin, HUANG Ke, ZHENG Yihui, et al. Application of an improved artificial fish swarm algorithm in economic load dispatch of power systems[J]. Water Resources and Power, 2015, 33(9): 205-208.
- [12] 江粟, 袁杨, 周全, 等. 适用于大规模系统的两阶段机组组合优化方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(16): 7-12.
JIANG Li, YUAN Yang, ZHOU Quan, et al. Two-stage optimization method for unit commitment of large-scale system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(16): 7-12.
- [13] 王贺. 风电短期功率预测与并网多目标调度优化研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.
WANG He. Study of short-term prediction and multi-objective optimal dispatching of grid-connected wind power[D]. Wuhan: Wuhan University, 2014.
- [14] 王楠, 张粒子, 谢国辉. 求解机组组合问题的改进混合整数二次规划算法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(15): 28-32.
WANG Nan, ZHANG Lizhi, XIE Guohui. An improved mixed integer quadratic programming algorithm for unit commitment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(15): 28-32.
- [15] 欧阳晨曦. 基于改进混合整数线性算法的多能源电网的优化[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2019.
OUYANG Chenxi. The optimization of hybrid power

- system based on improved mixed integer linear programming[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2019.
- [16] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
LI Xiaolei. A new intelligent optimization method-artificial fish school algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [17] 苏济归. 火电机组组合分步求解策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2010.
SU Jigui. Study on step solving strategy of thermal power unit commitment[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2010.
- [18] 韦化, 龙丹丽, 黎静华. 求解大规模机组组合问题的策略迭代近似动态规划[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(25): 4420-4429.
WEI Hua, LONG Danli, LI Jinghua. Policy iteration-approximate dynamic programming for large scale unit commitment problems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(25): 4420-4429.
- [19] 沈琛云, 王明俭, 李晓明. 基于风-光-蓄-火联合发电系统的多目标优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(11): 74-82.
SHEN Chenyun, WANG Mingjian, LI Xiaoming. Multi-objective optimal dispatch based on wind-solar-pumped storage-thermal combined power system[J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(11): 74-82.
- [20] 朱永利, 刘刚, 黄政, 等. 基于二进制微分进化算法和目标函数分解的大规模机组组合求解[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(10): 150-156.
ZHU Yongli, LIU Gang, HUANG Zheng, et al. Large-scale unit commitment solution based on binary differential evolution algorithm and objective function decomposition[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 150-156.
- [21] 韩晓辉, 高远, 颜丽, 等. 基于模拟退火算法的电源规划[J]. 上海电力大学学报, 2020, 36(3): 245-250, 258.
HAN Xiaohui, GAO Yuan, YAN Li, et al. Power supply planning based on simulated annealing algorithm[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2020, 36(3): 245-250, 258.
- [22] XIAO J, ZHENG X, WANG X, et al. A modified artificial fish-swarm algorithm[C] // 2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 21-23, 2006, Dalian, China: 3456-3460.
- [23] KAZARLIS S, BAKIRTZIS A, PETRIDIS V. A genetic algorithm solution to the unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1996, 11(1): 83-92.
- [24] JUSTE K, KITA H, TANAKA E, et al. An evolutionary programming solution to the unit commitment problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1999, 14(4): 1452-1459.
- [25] SIMOPOULOS D, KAVATZA S, VOURNAS C. Unit commitment by an enhanced simulated annealing algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(1): 68-76.
- [26] LAU T, CHUNG C, WONG K, et al. Quantum-inspired evolutionary algorithm approach for unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(3): 1503-1512.
- [27] SENJYU T, SHIMABUKURO K, UEZATO K, et al. A fast technique for unit commitment problem by extended priority list[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(2): 882-888.
- [28] 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 Jinqun, CHEN Xingying. Multi-objective unit commitment fuzzy modeling and optimization for energy-saving and emission reduction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(22): 71-76.

收稿日期: 2020-07-09; 修回日期: 2020-08-30

作者简介:

张朝炜(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统机组组合优化; E-mail: zhang39919@163.com

柳云祥(1989—), 男, 工程师, 研究方向为电网电气设备检修管理; E-mail: 332429653@qq.com

朱永利(1963—), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为网络化监控与智能信息处理。E-mail: yonglipw@163.com

(编辑 魏小丽)