

基于 POA-GWO-CSO 算法的新能源电力系统 精准切负荷控制多目标优化方法

张建新¹, 邱建¹, 赵青春², 姜拓¹, 李建设¹, 夏尚学², 靳文星³

(1.中国南方电网有限责任公司, 广东 广州 510663; 2.南京南瑞继保电气有限公司, 江苏 南京 211102;
3.东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要:为解决新能源电力系统因功率缺额引发系统频率、电压偏移等一系列安全问题,文章提出了一种基于 POA-GWO-CSO 算法的电力系统精准切负荷控制多目标优化方法。首先,从电力系统的安全性和经济性两个方面综合考虑电力系统稳定运行和分布式电源出力特性等各项约束条件,提出一种基于负荷分类的精准切负荷控制多目标优化模型;然后,为了增强传统鹈鹕优化算法(POA)全局与局部搜索能力之间的协调关系,克服优化算法在处理复杂问题时出现收敛过早、寻优范围不够、求解精度不高等问题,引入非线性惯性权重因子、灰狼优化算法(GWO)中狼群领导者策略以及纵横交叉法(CSO),对鹈鹕新的个体的位置进行更新;最后,基于改进后的 IEEE33 节点进行实证分析。分析结果表明,利用改进的 POA-GWO 算法对紧急切负荷模型进行求解,实现了系统经济性及稳定性的协调控制。

关键词: 新能源电力系统; 精准切负荷; 鹈鹕优化算法; 灰狼优化算法; 纵横交叉法

中图分类号: TK01; TM732 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2024)09-1262-09

0 引言

近年来,可再生能源的大规模使用对电力系统的安全稳定运行造成较大的冲击,影响了供电安全性^[1,2]。保持功率平衡是电力系统稳定运行的关键,当电网发生故障导致大量功率缺失时,系统频率将急剧下降^[3],某些区域的电压也会急剧降低,这将严重威胁电力系统的稳定性。紧急切负荷控制作为电力系统的最后防线,能够有效防止系统失稳和崩溃^[4]。因此,在电力系统发生功率缺失时迅速采取紧急切负荷措施,对于保证电网的健康发展至关重要^[5]。

在电力系统中,常用灵敏度法制定最小切负荷策略^[6,7]。文献[8]针对电力系统过负荷的情况提出了一种基于节点负荷对无功功率敏感程度的紧急切负荷策略,该策略通过优先切断敏感性较高的节点应对功率缺失的切负荷问题。此类方法模型求解简单,精度较高。在上述研究的基础上,文献[9]采用失负荷价值评估切负荷所带来的社会和经济损失,并将这些损失纳入切负荷控制的考虑范围。文献[10]提出了一种跨电压等级的分层切负荷优化方法,该方法考虑了负荷线路的重

要程度。以上研究在反映电力系统内电压、功率等之间的微分关系方面提供了有效的帮助,但未考虑随着负荷成分变化而呈现出的切负荷代价的时变性。

随着计算能力的提升,人工智能得到了快速的发展,在紧急切负荷的控制中得到了初步的应用,包括利用强化学习^[11]、人工智能算法^[12-14]等搜索有效的紧急控制措施。文献[15]采用深度强化学习,考虑了发电机制动,并制定了应对紧急情况的切负荷控制方案。深度强化学习面临着可选负荷众多、切负荷量连续以及输出变量高维等问题,这些因素导致了训练过程的困难。文献[16]提出了一种基于改进后的粒子群的减载求解算法,该算法优化了各节点的切负荷量。文献[17]提出了一项切负荷的多目标优化策略,该策略基于负荷分类,并采用改进的非支配排序遗传算法进行计算。

本文提出了一种基于 POA-GWO-CSO 算法的精准切负荷控制多目标优化方法,综合考虑电力系统稳定性及分布式电源(DG)出力的特性,建立以切负荷总量、惩罚函数以及电压频率稳定为

收稿日期: 2024-04-02。

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目(000005KK52220027)。

通信作者: 靳文星(1996-),男,博士研究生,研究方向为新型电力系统分析与控制。E-mail:c2788829207c@126.com

目标的紧急切负荷优化模型;引入非线性惯性权重因子和灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimization, GWO) 中的狼群领导者策略以及纵横交叉法 (Crisscross Optimization Algorithm, CSO), 对鹈鹕优化算法 (Pelican Optimization Algorithm, POA) 的鹈鹕位置进行改进。最后利用改进的 POA-GWO 算法对电力系统紧急切负荷模型进行求解,验证了改进后的算法具有较高的运算效率。

1 总体框架

本文围绕切负荷控制决策问题,从系统的稳定性和经济性入手,提出基于 POA-GWO-CSO 算法的精准切负荷控制多目标优化方法,总体框架如图 1 所示。以切负荷总量、惩罚函数以及电压频率稳定为目标函数,考虑电压、频率、功角、线路过载、DG 出力等约束条件建立紧急切负荷控制模型;同时对负荷进行等级分类,设置不同等级负荷的惩罚金额,并保证了重要的负荷不中断性供电;在基本的 POA 算法中引入非线性惯性权重因子以及 GWO 中的狼群领导者策略对第一阶段鹈鹕位置进行更新,利用 CSO 对第二阶段鹈鹕位置进行更新;最后利用改进的 POA-GWO 算法对紧急切负荷模型进行求解。

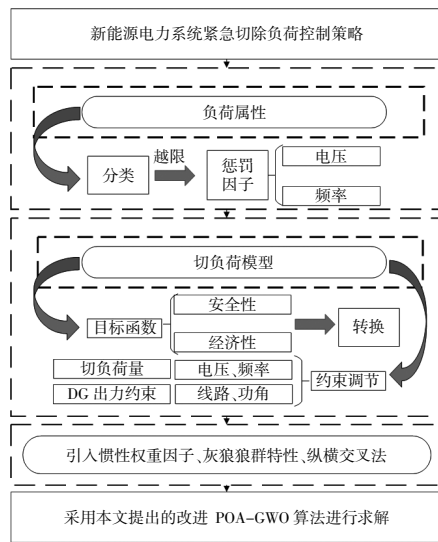


图 1 总体框架

Fig.1 Overall framework

2 紧急切负荷优化模型

电力系统发生故障时,整个系统的频率波动趋势相似。通过切除部分负荷,可以有效缓解频率的变化,并且切除负荷的具体位置与频率调整的效果具有密切关系,切除正确位置的负荷对缓

解频率变化最为有效。新能源的广泛接入可能导致电网负荷分布不均,从而影响线路的负荷承受能力,进而对电压稳定产生不利影响。因此,在进行电力系统综合分析时,必须综合考虑电压、频率、功角、线路过载等约束条件。通过综合优化决定切负荷点位置,实现系统安全稳定运行的目标。这种方法可以更有效地应对局部问题,确保系统在故障发生后能够迅速适应并维持稳定运行。

2.1 负荷分类

根据负荷参与调度的难易程度,采取不同的补偿措施可有效提高经济效益。假设 1 类负荷为不可中断的负荷,中断其供电将在政治和经济层面产生严重损失;2 类负荷为可间歇性中断,在合理的时间范围内可以切除负荷;3 类负荷是可中断负荷,在紧急功率缺额的状态下优先切除此类负荷。1 类负荷带来的经济损失无法估量,因此不设置惩罚系数;2 类负荷和 3 类负荷发生扰动后,带来一部分经济损失。因此,本文对 2 类负荷和 3 类负荷的电压、频率的越限惩罚系数进行假设,具体惩罚系数如表 1 所示。

表 1 2 类和 3 类负荷的惩罚系数

Table 1 Punishment coefficient for class 2 and 3 loads

惩罚系数	2 类负荷	3 类负荷
电压惩罚系数/万元·p.u. ⁻¹	100	80
频率惩罚系数/万元·Hz ⁻¹	90	75

2.2 目标函数

本文建立以最小化切负荷总量为目标函数,具体为

$$f_1(x) = \min \sum_{i=1}^{N_D} P_i \quad (1)$$

式中: N_D 为切负荷节点总数; P_i 为节点 i 的切负荷量。

切除负荷会使电力系统的电压和频率发生变化,影响系统中其他设备的正常运行,导致电网运行不稳定,为了确保其稳定运行,须要实行精准的切负荷策略。本文考虑一种惩罚函数来应对频率、电压越限后对其经济的惩罚,最大限度地约束切负荷量,保证电网在紧急情况下仍能以最经济且安全的方式运行。具体为

$$f_2(x) = \min(\alpha_1 \Delta U_i + \alpha_2 \Delta f_i) \quad (2)$$

式中: α_1, α_2 分别为电压、频率惩罚系数; ΔU_i 为节点 i 的电压越限量; Δf_i 为节点第 i 个机组母线的

频率越限量。

$$\Delta U_i = \sum_{i=1}^{N_k} \left| \frac{U_i - U_N}{U_N} \right| \quad (3)$$

$$\Delta f_i = \sum_{i=1}^{N_k} |f_i - f_N| \quad (4)$$

式中: N_k 为电力系统节点数; U_i 为实际电压幅值; U_N 为配电网节点的额定电压值; f_i 为实际频率幅值; f_N 为配电网节点的稳态频率值。

为了处理最小值优化问题, 本文采取一种转换策略, 将目标函数的取值范围映射到一个较大的范围, 使得最小值对应于适应度函数的最大值, 本文目标函数即可转换为一个最大值优化问题, 其中适应度值越大的个体在搜索过程中位置越好。通过这种方式, 在搜索空间中算法能够有效地寻找最小值, 并使得适应度值的增大与问题的优化目标保持一致。本文将目标函数转换为适应度函数, 如下所示:

$$f(x) = -[f_1(x) + f_2(x)] \quad (5)$$

2.3 约束条件

本文建立紧急切负荷优化模型时, 考虑了切负荷量、频率、电压、线路过载以及功角限制等多个约束条件。

①切负荷量约束

$$P_{\min i} \leq P_i \leq P_{\max i}, i=1, \dots, N_D \quad (6)$$

式中: $P_{\max i}, P_{\min i}$ 分别为节点 i 的切负荷上、下限。

②系统频率约束

$$f_{\min i} \leq f_i \leq f_{\max i}, i=1, \dots, N_B \quad (7)$$

式中: $f_{\max i}, f_{\min i}$ 分别为节点 i 的频率上、下限值; N_B 为配电网节点数。

③电压偏差

$$U_{\min i} \leq U_i \leq U_{\max i}, i=1, \dots, N_B \quad (8)$$

式中: $U_{\max i}, U_{\min i}$ 分别为节点 i 允许电压波动的上下、限值。

④线路过载

$$S_k \leq S_{\max k}, k=1, \dots, N_T \quad (9)$$

式中: S_k 为第 k 条线路传输功率; $S_{\max k}$ 为第 k 条线路上允许通过的最大功率; N_T 为线路条数。

⑤功角偏移

$$\delta_{\min i} \leq \delta_i \leq \delta_{\max i}, i=1, \dots, N_B \quad (10)$$

式中: $\delta_{\max i}, \delta_{\min i}$ 分别为节点 i 允许功角波动的上、下限值; δ_i 为节点 i 的功角量。

⑥DG 出力约束

$$\begin{cases} P_{\text{DG}}^{\min} \leq P_{i,\text{DG}}(t) \leq P_{\text{DG}}^{\max} \\ Q_{i,\text{DG}}^2(t) \leq S_{\text{inv}}^2 - P_{i,\text{DG}}^2(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $P_{\text{DG}}^{\max}, P_{\text{DG}}^{\min}$ 分别为 DG 输出有功的上、下限值; $Q_{i,\text{DG}}$ 为 DG 输出的无功功率; S_{inv} 为装机容量。

3 POA-GWO-CSO 算法

POA 是一种创新的元启发式优化算法, 与传统算法相比, POA 具有控制参数量较少、迭代效率更高等优势, 可以实现局部与全局的信息互通。这使得 POA 成为解决多种问题的强大工具, 为优化问题提供了一种高效且简单的解决方案。

3.1 基本的鹌鹑优化算法

①种群初始化

POA 的起始阶段与传统的优化算法类似, 都采用随机生成均匀分布的种群个体, 每个个体是目标函数求解的变量值。这种初始生成的群体成员为算法提供了一个多样性的起点, 使得优化过程能够从不同的方向进行探索, 以期找到更好的解决方案。假设 m 维度空间有 n 只鹌鹑, 第 i 只鹌鹑在 m 维空间的位置为 $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}]$, 则 n 只鹌鹑在 m 维空间的位置 x 为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (12)$$

鹌鹑种群的初始化是随机的, 其数学式可描述为

$$x_{ij} = l_j + \text{rand}(u_j - l_j) \quad (13)$$

式中: x_{ij} 为由第 i 个候选解指定的第 j 个变量值; rand 为 $[0, 1]$ 内的随机数; u_j, l_j 分别为求解问题在 j 维度的上、下边界。

②移向猎物阶段

此阶段为接近猎物, 鹌鹑通过确定猎物位置来靠近其所在区域。鹌鹑会在整个搜索空间中进行探索, 通过这种方式, 可以增加算法对潜在解的发现能力, 所建立的模型在这一阶段的数学表达式可以重新阐述如下。

每次迭代中, 鹌鹑的新位置为

$$x_{ij}^{p_1} = \begin{cases} x_{ij} + \delta(P_j - l x_{ij}), & f_P(x_{ij}^{p_1}) < f(x_{ij}^{p_1}) \\ x_{ij} + \delta(x_{ij} - P_j), & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $x_{ij}^{p_1}$ 为第一阶段更新后第 i 只鸚鵡在第 j 维的位置; δ 为 $[0, 1]$ 内的随机数; I 为 1 或 2 的随机整数; P_j 为猎物在第 j 维的位置; $f_P(x_{ij}^{p_1})$ 为猎物的适应度函数值; $f(x_{ij}^{p_1})$ 为鸚鵡的适应度函数值。

更新后第 i 只鸚鵡在第 j 维的位置, 符合正态分布要求:

$$x_{ij}^{p_1} \sim N(x_{ij}^{p_1}, \sigma^2) \quad (15)$$

式中: N, σ 分别为正态分布的符号、方差。

如果目标函数值在该位置得到改善, 则按照式(16)更新位置。通过目标函数值的改善来更新位置, 算法能够自适应地调整搜索策略, 更加聚焦于潜在的最佳解附近, 提高搜索效率。

$$X_i = \begin{cases} X_i, f_i(x_{ij}^{p_1}) < f(x_{ij}^{p_1}) \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $X_i^{p_1}$ 为第一阶段第 i 个鸚鵡的新位置; $f_i(x_{ij}^{p_1})$ 为第一阶段更新后第 i 个鸚鵡在新位置的适应度值。

③掠过水面阶段

鸚鵡采用掠过水面的方法能够更有效地捕捉猎物。通过对鸚鵡捕食行为的建模, 可以设计出更具针对性和高效率的优化算法, 提高目标函数的导向性、适应性、探索与利用的平衡性。从数学角度来看, 该算法可以通过检查鸚鵡当前位置附近的其他可能位置来实现。其数学建模如下。

每次迭代中, 鸚鵡的新位置为

$$x_{ij}^{p_2} = x_{ij} + Y(1 - \frac{t}{T}) \left(\frac{1}{Y} \beta - 1 \right) x_{ij} \quad (17)$$

式中: $x_{ij}^{p_2}$ 为第二阶段更新后第 i 只鸚鵡在第 j 维的位置; Y 为 $0 \sim 1$ 内的非 0 数; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; β 为 1 或 2 的整数。

第二阶段更新后, 第 i 只鸚鵡在第 j 维的位置符合正态分布要求:

$$x_{ij}^{p_2} \sim N(x_{ij}^{p_2}, \sigma^2) \quad (18)$$

如果目标函数值在该位置得到改善, 则更新位置为新发现的位置:

$$X_i = \begin{cases} X_i, f_i(x_{ij}^{p_2}) < f(x_{ij}^{p_2}) \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $X_i^{p_2}$ 为第二阶段第 i 个鸚鵡的新位置; $f_i(x_{ij}^{p_2})$ 为第二阶段更新后第 i 个鸚鵡在新位置的适应度值。

3.2 改进鸚鵡优化算法

①引入非线性惯性权重因子

本文采用一种特定的计算方式, 确保非线性惯性权重因子 w 能够根据当前搜索状态的需要进行适度的动态调整, 以提高算法的适应性和灵活性, 从而更好地适应复杂的搜索空间。具体计算式为

$$w(t) = \frac{w_{\max} - w_{\min}}{1 + \exp\left[-c\left(t - \frac{T}{2}\right)\right]} + w_{\min} \quad (20)$$

式中: $w(t)$ 为迭代次数在 t 时刻的权重值; w_{\max} 为最大权重因子; w_{\min} 为最小权重因子; c 为非线性惯性权重系数。

②引入 GWO 中狼群领导者策略

在优化算法中引入 GWO 狼群领导者策略, 模拟灰狼社会中的领导者行为。该策略的主要目标是通过调整个体在搜索空间中的移动方式, 提高算法的全局搜索范围。在 GWO 中, α, β 以及 δ 狼 3 个角色分别对应群体中的领导者, 狼群在它们的带领下不断靠近猎物, 通过调整群体中个体的位置进行搜索。

$$\begin{cases} K_1 = I_\alpha - A_1 \cdot |C_1 \times I_\alpha(t) - I(t)| \\ K_2 = I_\beta - A_2 \cdot |C_2 \times I_\beta(t) - I(t)| \\ K_3 = I_\delta - A_3 \cdot |C_3 \times I_\delta(t) - I(t)| \end{cases} \quad (21)$$

$$K = (K_1 + K_2 + K_3) / 3 \quad (22)$$

式中: K_1, K_2, K_3 分别为 α, β, δ 狼与其他狼之间的影响; A_1, A_2, A_3 为随机数; C_1, C_2, C_3 为扰动系数参数; $I_\alpha, I_\beta, I_\delta$ 为猎物当前位置; $I(t)$ 为灰狼个体经过 t 次迭代后的位置。

灰狼算法的领导者策略既可以保证算法的收敛性, 又不会降低种群多样性, 其更新公式为

$$x_t^1 = \begin{cases} F_t + K[(ub - lb)a_1 + lb], a_2 \geq 0.5 \\ F_t - K[(ub - lb)a_1 + lb], a_2 < 0.5 \end{cases} \quad (23)$$

式中: x_t^1 为个体在 t 维的位置; F_t 为食物在 t 维的位置; ub, lb 分别为寻优位置的上、下限值; a_1, a_2 为随机数。

基于上述研究, 将式(14)改写为

$$x_{ij}^{p_1} = \begin{cases} wx_{ij} + \frac{x_i^1 - F_t}{(1+a_2) \cdot ub} (P_j - Ix_{ij}), & F_p < F \text{ 且 } a_2 \geq 0.5 \\ wx_{ij} + \frac{F_t - x_i^1}{(1+a_2) \cdot ub} (x_{ij} - P_j), & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

③纵横交叉

CSO 涵盖了横向和纵向两种交叉方式。通过采用横向交叉搜索鹈鹕的位置,有助于减少搜索盲点,从而增强算法在全局搜索方面的表现,这种策略能够更全面地探索搜索空间,提高对全局优化目标的发现能力。横向交叉是在第二阶段两个不同鹈鹕位置进行算术交叉,首先对鹈鹕位置进行随机匹配,具体计算式为

$$\begin{cases} Zx_{i1j}^{p_2} = r_1 x_{ij}^{p_2} + (1-r_1)x_{ik}^{p_2} + c_1(x_{ij}^{p_2} - x_{ik}^{p_2}) \\ Zx_{i2j}^{p_2} = r_2 x_{ik}^{p_2} + (1-r_2)x_{ij}^{p_2} + c_2(x_{ik}^{p_2} - x_{ij}^{p_2}) \end{cases} \quad (25)$$

式中: $Zx_{i1j}^{p_2}, Zx_{i2j}^{p_2}$ 为横向交叉后的子代鹈鹕位置; $x_{ik}^{p_2}$ 为除 j 维度上其他任意维度的鹈鹕位置; $x_{ij}^{p_2}$ 为父代鹈鹕位置; r_1, r_2 为(0,1)内均匀分布的随机数; c_1, c_2 为(-1,1)内均匀分布的随机数。

为了解决迭代过程中停滞维度导致智能算法过早收敛的问题,本文采用 CSO 会有助于激发种群中某些停滞维度的活跃,防止其过早收敛,从而使算法更有可能跳出局部最优解,更好地进行全局搜索。纵向交叉是在第二阶段所有鹈鹕位置进行算术交叉,具体计算式为

$$Xx_{ij}^{p_2} = r_3 x_{ij}^{p_2} + (1-r_3)x_{ik}^{p_2} \quad (26)$$

通过纵横交叉生成的后代适应度值与父代适应度值进行比较,取两组适应度值较大的鹈鹕位置更新原始位置,组成新的鹈鹕位置 $x_{ij}^{p_2}$ 。

基于 POA-GWO-CSO 优化算法的具体实施步骤如下:

步骤 1:设置种群大小 N 、最大迭代次数 T ;

步骤 2:采集电力系统瞬时潮流数据,输入到模型中,计算鹈鹕种群的适应度值,从而确定目标函数的初始值;

步骤 3:随机生成猎物;

步骤 4:利用改进后鹈鹕位置公式对第一阶

段鹈鹕位置 $x_i^{p_1}$ 进行更新;

步骤 5:将此位置代入适应度函数中,判断适应度值在该位置是否得到改善,即目标函数是否改善;

步骤 6:更新第二阶段第 i 只鹈鹕在第 j 维的位置 $x_i^{p_2}$;

步骤 7:将此位置代入适应度函数中,判断适应度值在该位置是否得到改善,即目标函数是否改善;

步骤 8:判断是否满足最大迭代次数,满足则跳转至下一步,否则跳转至步骤 3;

步骤 9:根据最后的适应度函数值,确定鹈鹕的位置值,即可得到可切负荷量。

基于 POA-GWO-CSO 优化算法的流程如图 2 所示。

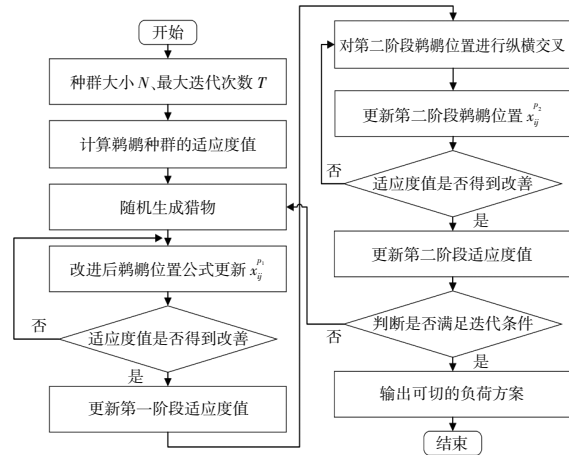


图 2 基于 POA-GWO-CSO 优化算法流程
Fig.2 Flow chart based on POA-GWO-CSO optimization algorithm

4 算例

本文采用改进的 IEEE33 节点系统进行算例分析,如图 3 所示。该系统包括 33 条支路、5 条联络线和一个无穷大电网网络,在改进的 IEEE33 节点测试系统中加入 2 台风力发电机组(WT)、2 台光伏发电单元(PV)、2 台燃料机组(G),分布式电源容量与并网点位置如表 2 所示。

按照负荷的重要程度,将每个节点上的可切除负荷划分为 1,2,3 类,并分别赋予不同的切负荷惩罚系数,各个区域负荷分布情况见表 3。

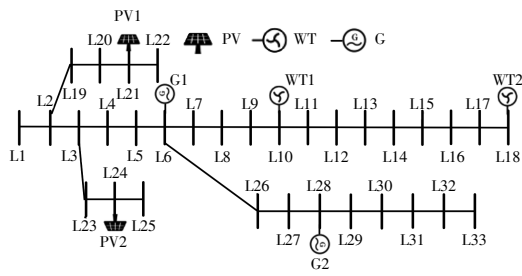


图 3 改进的 IEEE33 节点拓扑

Fig.3 Improved IEEE33 node topology

表 2 分布式电源容量与并网节点位置

Table 2 Distributed power capacity and grid-connected point location

分布式电源类型	节点	功率因数	容量/MW
PV1	21	0.85	0.750
PV2	24	0.90	0.800
WT1	10	0.90	0.600
WT2	18	0.90	0.750
G1	6	0.85	1.700
G2	28	0.90	1.990

表 3 负荷分布

Table 3 Load distribution table

1 类负荷	2 类负荷	3 类负荷
1, 14, 17, 23, 32	4, 6, 15, 18, 19, 21, 25, 28, 29, 33	其他

4.1 瞬时故障

在 10 s 时, 电力系统中电源 G2 突然发生故障导致功率缺额, 造成系统稳定性波动。为了验证本文所提方法的优越性, 将本文方法与文献[3]和文献[7]方法进行对比。

方案 1: 本文方法。

方案 2: 文献[3]提出了基于负荷分类的紧急负荷切除方法, 此方法未实质性考虑负荷量的切除。

方案 3: 文献[7]提出利用综合灵敏度指标实现最小负荷的切除, 未考虑负荷越限的惩罚系数。

方案 1、方案 2 和方案 3 的优化切负荷策略的结果对比如表 4 所示。

表 4 不同方案的优化切负荷策略对比

Table 4 Comparison of optimal load shedding strategies for different schemes

方案	切负荷量/kW	切负荷的节点数	惩罚金额/万元
方案 1	0.815	20	0.221
方案 2	1.206	15	2.262
方案 3	0.420	5	4.664

由表 4 可知: 3 种方案中, 方案 3 切负荷量最

少, 由于方案 3 没有考虑指标越限后的惩罚, 导致惩罚金额最大, 其次, 由于方案 3 是考虑将灵敏度较高的节点进行切除, 所以切负荷的个数较为集中; 相比于方案 3, 方案 2 考虑了惩罚因子, 惩罚金额明显降低, 但是此方法未考虑最小切负荷量, 导致切负荷量较大; 方案 1 充分考虑了惩罚因子和最小切负荷量, 惩罚金额相对较少, 参与切负荷的节点有 20 个, 切负荷量占整个配电网可切负荷量的 50% 以上, 尽可能多地让可切除负荷参与其中, 避免了某些节点约束条件较弱的情况, 缩小了不同节点处切负荷量的差异性。经过负荷切除后, 3 种方案优化后的电压对比如图 4 所示, 频率对比如图 5 和表 5 所示。

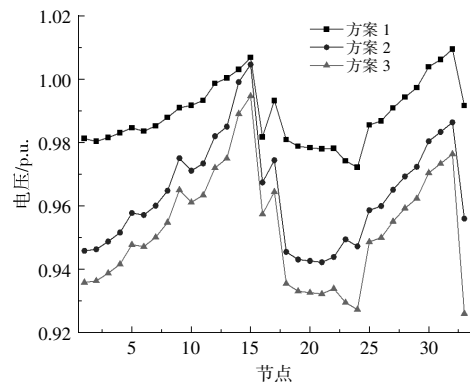


图 4 不同方案的电压对比

Fig.4 Voltage comparison diagram of different schemes

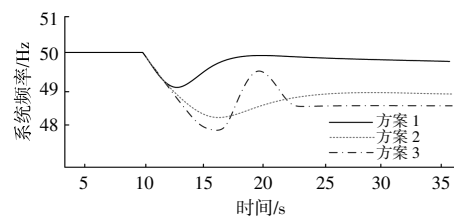


图 5 不同方案的频率对比

Fig.5 Frequency comparison diagram of different schemes

表 5 不同方案的频率优化结果

Table 5 Frequency optimization results of different schemes

方案	最低频率/Hz	稳态频率/Hz
方案 1	49.250	49.778
方案 2	48.159	48.656
方案 3	47.968	48.385

由图 4 可知: 方案 1 在设计中充分综合了各种因素, 确保了每个节点都能够维持在安全稳定的电压范围内; 方案 2 与方案 3 均有电压越过安全范围, 给电力系统的安全运行带来了危害。由图 5 和表 5 可知: 方案 1 所提方法能更快地应对系

统频率扰动问题,方案 1 在发生频率扰动后,系统频率最低点为 49.250 Hz,下降幅度为 0.750 Hz 左右,应用切除负荷方案后,曲线稳定于 49.778 Hz,下降幅度为 0.222 Hz 左右;方案 1 优化的稳态频率相比于方案 2 和方案 3 分别提高了 2.3%, 2.8%,方案 1 在应对系统缺额时展现出更优的紧急切负荷性能。

4.2 连续故障

假设在 10~20 s 天气突然转阴,光照强度急剧削弱的情况下,分布式光伏发电量骤减,对整个电力系统的供电能力造成严重影响,引发系统稳定性问题。为了保证一级负荷的持续供电,须要紧急采取切负荷策略,本文设置 4 种算法应对此过程中发生的紧急情况:

- 方案 1:本文方案;
- 方案 2:基于传统的 POA 算法;
- 方案 3:基于传统的 GWO 算法;
- 方案 4:无 CSO 改进的 POA-GWO 算法。

将 4 种方案进行对比,扰动过程中系统的平均母线电压结果如图 6 所示。

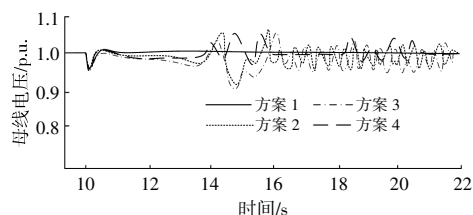


图 6 平均母线电压波动情况
Fig.6 Average bus voltage fluctuation

由图 6 可知:方案 1 仅在刚刚转变为阴天的过程中出现了短暂的电压偏移,总体来看,按照方案 1 的方法,电压的偏移能够迅速发生转变,并且能够长时间稳定在标准电压附近;相比于方案 1,方案 2 和方案 3 在面临持续的阴影情况下,电压产生的偏移较大;方案 4 的方法尽管对电压的稳定有一定作用,但由于缺乏 CSO 的加入,导致在求解过程中陷入了局部最优解,可能会出现短暂的波动,造成母线电压无法持续平稳。系统的恢复结果如表 6 所示。

由于扰动发生得较为缓慢,各种方案均能有效应对功率缺额问题。由表 6 可知,相比于其他方法,方案 1 在最低频率指标和稳态频率指标方面均比较优越。方案 1 在响应时间指标上用时最长,这是由于方案 1 经过算法的改进,算法的流程

表 6 扰动后系统恢复结果

Table 6 The results of system recovery after disturbance

方案	切负荷量/kW	最低频率/Hz	稳态频率/Hz	响应时间/s
方案 1	0.715	49.421	49.912	0.025
方案 2	1.056	49.255	49.437	0.012
方案 3	1.020	49.258	49.445	0.013
方案 4	0.785	49.255	49.756	0.021

相比其他算法更加复杂。方案 2 和方案 3 由于采用了传统算法,内部结构流程较为简单,因此计算时间较短;相比之下,方案 4 的算法有所改进,内部结构流程更为复杂,因此响应时间较长。

为了进一步验证本文提出方法的优越性,将本文方法与其他方法的适应度标么值进行比较,不同算法的适应度标么值如图 7 所示。

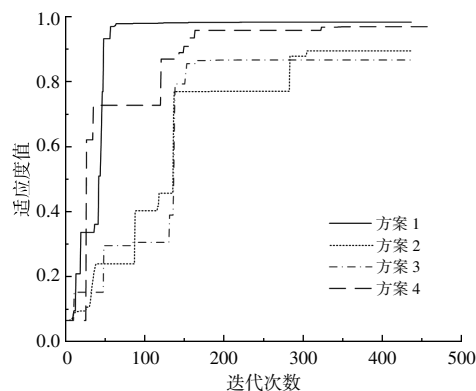


图 7 不同算法的适应度标么值

Fig.7 The fitness per unit value of different algorithms

由图 7 可知,本文所提的方案 1 算法在相同迭代次数下适应度函数值较大。相比于其他方法,本文提出的方法具有更快的求解速度,符合在故障情况下能够安全、快速地满足切除负荷的要求,凸显了 POA-GWO-CSO 算法在高效解决切负荷控制问题上的优越性。

5 结论

①在传统 PAO 算法的基础上进行改进,通过动态地调整非线性惯性权重因子能够更灵活地应对早期训练阶段的学习需求。

②通过模拟 GWO 算法中狼群领导者的行为,能够在解空间中进行更广泛的搜索,有助于找到全局最优解。

③使用 CSO 算法更新第二阶段鹌鹑的位置,增强对全局优化目标的发现能力,克服了早期出现过早收敛的问题。

④本文以改进的 IEEE33 节点系统为例,最

终得到了高效的优化模型求解方法,并验证了紧急切负荷优化模型和 PAO-GWO-CSO 算法的有效性。

参考文献:

- [1] 李吉峰,唐克,王孜航,等.计及多源互补特性的新型电力系统分布式电源承载能力评估[J].东北电力大学学报,2023,43(1):62-68.
- [2] 李庆生,李震,孙斌,等.计及不确定性的主动配电网分布式能源多时间尺度消纳方法 [J]. 可再生能源,2023,41(5):692-698.
- [3] 章昊,田宏强,丁超,等.一种集中协调-实时分布控制的低频低压减载方法 [J]. 电网与清洁能源,2022,38(4):37-44,53.
- [4] 王玉坤,张慕婕,石梦璇,等.考虑风电频率响应的电力系统低频减载控制策略研究[J].可再生能源,2023,41(9):1247-1254.
- [5] Le Nghia T, Anh Huy Quyen, Nguyen Au N, et al. Application of dual artificial neural networks for emergency load shedding control [J]. Journal Article, 2020, 4(11): 74-82.
- [6] Zhang Z, Yang H, Yin X G, et al. A load-shedding model based on sensitivity analysis in on-line power system operation risk assessment [J]. Energies, 2018, 11(4): 72.
- [7] 孙玉巍,马敏,付超.基于电力电子变压器负荷灵敏度辨识的直流微网切负荷方法[J].高电压技术,2020,46(7):2340-2349.
- [8] 穆云飞,郭向伟,刘志彬,等.基于灵敏度分析的电气耦合综合能源系统最小切负荷方法[J].高电压技术,2023,49(10):4172-4181.
- [9] Shekari T, Gholami A, Aminifar F, et al. An adaptive wide-area load shedding scheme incorporating power system real-time limitations [J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(1): 759-767.
- [10] 王增平,朱劲璇,王彤,等.受端电网分层优化切负荷策略[J].电工技术学报,2020,35(5):1128-1139.
- [11] Li O, Xu Y, Ren C. A hierarchical data-driven method for event-based load shedding against fault-induced delayed voltage recovery in power systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(1): 699-709.
- [12] 王彤,刘九良,朱劲璇,等.基于随机森林的电力系统暂态稳定评估与紧急控制策略[J].电网技术,2020,44(12):4694-4701.
- [13] 胡姝博,马欣彤,付尧,等.考虑风火协同的电网低频减载在线整定策略 [J]. 可再生能源,2023,41(11):1547-1553.
- [14] 刘萌,徐陶阳,李常刚,等.基于粒子群算法的受端电网紧急切负荷优化 [J]. 山东大学学报(工学版),2019,49(1):120-128.
- [15] Huang Q, Huang R, Hao W, et al. Adaptive power system emergency control using deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 11(2): 1171-1182.
- [16] 钱敏慧,居蓉蓉,姜达军,等.基于自适应惯性权重混沌粒子群算法的多机系统低频减载整定算法[J].电气自动化,2020,42(2):44-48.
- [17] 李雯鑫,赵启,张路,等.基于负荷分类的紧急减负荷控制多目标优化方法[J].电气自动化,2023,45(6):4-6.

A multi-objective optimization method for precise load shedding control of power system based on POA-GWO-CSO algorithm

Zhang Jianxin¹, Qiu Jian¹, Zhao Qingchun², Jiang Tuo¹, Li Jianshe¹, Xia Shangxue², Jin Wenxing³
(1.China Southern Power Grid Co.,Ltd., Guangzhou 510663, China; 2.Nanjing Nari-Relays Electric Co.,Ltd., Nanjing 211102, China; 3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In order to solve a series of security problems such as system frequency and voltage offset caused by power shortage in power system, this paper proposes a multi-objective optimization method for precise load shedding control based on POA-GWO-CSO algorithm. Firstly, a multi-objective optimization model of precise load shedding control based on load classification is proposed from the aspects of safety and economy of power system, considering the constraints of stable operation of power system and output characteristics of distributed generation. In order to enhance the coordination relationship between global and local search in the traditional pelican optimization algorithm (POA), and to overcome the problems of premature convergence, insufficient optimization range and low accuracy of the optimization algorithm in dealing with complex problems. In this paper, the nonlinear inertia weight factor, the wolf group leader strategy in the grey wolf optimization algorithm (GWO) and the crisscross optimization (CSO) are introduced to update the position of the new individual of the pelican. Finally, based on the empirical analysis of the modified IEEE33 node, the improved POA-GWO-CSO algorithm proposed in this paper is used to solve the emergency load shedding model, and the system coordinated control of economy and stability is realized.

Keywords: new energy power system; precise load shedding; pelican optimization algorithm; grey wolf optimization; crisscross optimization algorithm