

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201351

基于改进灰狼算法的 DG 接入配电网反时限过电流 保护定值优化

何思名, 袁智勇, 雷金勇, 徐全, 林跃欢, 刘胤良, 林心昊

(南方电网科学研究院, 广东 广州 510663)

摘要: 反时限过电流保护在含分布式电源的配电网中应用广泛, 但其定值整定大多依赖工程经验, 限制了实际的工程应用。为此, 提出一种基于改进灰狼算法(GWO)的 DG 接入配电网反时限过电流保护定值优化方法, 在保护动作特性方程和对保护灵敏性、速度性、选择性要求的基础上建立优化模型。为克服灰狼算法容易早熟、收敛精度低等缺陷, 在保留可调参数少这一优势的前提下, 引入了佳点集初始化、收敛因子指数衰减、变异和启发式参数确定这 4 种策略对灰狼算法做了改进。仿真算例验证了所提模型在两相和三相故障下的可行性与优越性, 并探讨了时间级差对整定的影响、将来算法优化和工程应用的方向, 为大规模 DG 接入配电网的保护定值优化问题提供了研究思路。

关键词: 反时限过电流保护; 灰狼算法; 分布式电源; 配电网; 优化

Optimal setting method of inverse time over-current protection for a distribution network based on the improved grey wolf optimization

HE Siming, YUAN Zhiyong, LEI Jinyong, XU Quan, LIN Yuehuan, LIU Yinliang, LIN Xinhao
(Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China)

Abstract: Inverse time overcurrent protection is widely used in distribution networks with distributed power sources, but its setting mostly relies on engineering experience, which limits practical engineering application. Thus an optimization method for inverse-time overcurrent protection settings for DG access to distribution networks based on the improved Gray Wolf Algorithm (GWO) is proposed. This is based on the protection action characteristic equation and the requirements for protection sensitivity, speed, and selectivity. In order to overcome the shortcomings of the gray wolf algorithm, such as easy premature maturity and low convergence accuracy, the four types of good point set initialization, convergence factor exponential decay, mutation and heuristic parameter determination are introduced on the premise of retaining fewer adjustable parameters. The simulation example verifies the feasibility and superiority of the model under two-phase and three-phase faults. We discuss the influence of the time level difference on the setting and the direction of future algorithm optimization and engineering application. This provides research ideas for the protection setting optimization problem of large-scale DG access to the distribution network.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd. (No. ZBKJXM20180057).

Key words: inverse time over-current protection; grey wolf optimizer; distributed power generation; distribution network; optimization

0 引言

近年来, 随着我国能源和环境问题的日益突出

以及电网智能化水平的日益提升, 越来越多的分布式电源(Distributed Generation, DG)接入配电网并网运行^[1-6], 如风电、光伏、燃料电池、储能等。大规模 DG 接入配电网虽然能减缓能源危机, 提高能源的利用率, 但是也会改变原有电网结构, 影响保护

基金项目: 南方电网公司科技项目 (ZBKJXM20180057)

的灵敏性，增大保护装置拒动或误动的风险^[7-9]。

目前针对这一问题，学术界主要有两种解决思路，如下述。

(1) 依靠通信信道，采集相关节点的关键电气量信息，综合处理以改善相邻保护的配合特性，提高保护的灵敏度^[10-12]。文献[10]根据逆变型分布式电源的控制策略和故障电流输出特性，提出一种配电网自适应电流速断保护方案，并基于 IEC61850 通信协议的 MMS 服务来获取功率参考值和控制参数；文献[11]提出了一种以通信为基础的反时限过电流保护方案，上级线路保护借助通信信道接收分布式电源支路的故障助增电流数据，保证了上下级保护之间的配合特性。但是这种方法过于依赖通信系统，如果通信系统崩溃，保护将失效。

(2) 改进适用于大规模 DG 接入配电网场景的保护方法，实现保护的自适应整定。反时限过电流保护因保护动作时间短和运行稳定等优点，被广泛应用于配电网保护方案^[12-15]。在诸多研究中，部分学者引入了人工智能算法，优化反时限过电流保护的定值整定，如文献[13]建立了基于改进粒子群算法的反时限过电流保护定值优化模型，计及故障线路、故障类型、故障点位置的不确定因素来建立目标函数和约束条件，但是粒子群算法可调参数过多，而参数对算法的搜索质量和效率又有着直接的影响。文献[14]在文献[13]的基础上根据微机保护装置的选相算法确定故障类型，分别针对两相短路和三相短路 2 种场景计算出 2 套定值，算例验证了分开整定比单套整定灵敏性更强，但该法同样受到粒子群算法参数过多的制约，也未对算法的初始参数做出优化。文献[15]将一种新型群体智能算法——灰狼算法引入到反时限过电流保护的定值整定问题中，研究表明灰狼算法在多不等式约束的高维非线性非凸优化问题上相比粒子群算法更具优势，但灰狼算法也存在容易早熟、收敛精度低等缺陷，具有改进空间。

针对上述研究现状，本文提出一种基于改进灰狼算法的含分布式电源的配电网反时限过电流保护定值优化方法，并引入了佳点集初始化策略、收敛因子指数衰减策略、变异策略和启发式参数确定策略对灰狼算法做了改进，在提高算法精度的同时没有引入新的参数，保留了灰狼算法可调参数少的优势。仿真算例验证了本文模型可以有效提高含分布式电源的配电网反时限过电流保护的选择性和速动性，为相应场景的工程实践提供了一种思路。

1 配电网反时限过电流保护定值优化

1.1 动作特性方程

反时限过电流保护^[16-17]具有保护动作时间短和运行稳定等优点，在配电网中应用广泛。其保护动作特性方程为

$$t_{ij} = 0.14T_{pi} / [(I_{ij} / I_{pi})^{0.02} - 1] \quad (1)$$

式中： i 是保护设备的编号； j 是故障线路的编号； t_{ij} 是保护动作时间； T_{pi} 是保护设备 i 的时间整定系数； I_{ij} 是流经保护设备的电流； I_{pi} 是保护设备 i 的启动电流；待整定的定值就是 T_{pi} 和 I_{pi} 。

1.2 优化目标函数

与其他保护相同，反时限保护的目的是使动作时间和短路电流匹配，解决保护动作的选择性、可靠性和灵敏性，在电网故障发生时能及时切除故障线路，保护电网安全。在本文建立的优化问题中，选择性、可靠性和灵敏性通过约束条件转化为数学表达式，动作时间和短路电流的匹配性通过动作方程式和约束条件来保证。在这个前提下，总动作时间最小意味着保护的灵敏性更好，符合保护动作越快则电网损失越小的事实。因此，可以将保护定值整定的问题看作一个非线性优化问题。

文献[13-15]均采用了所有继电器的动作时间之和最小作为目标函数，本文也借鉴这些文献的做法建立优化模型，即反时限过电流保护定值优化的目标函数为

$$O = \min[\sum_{i=1}^M \sum_{a=1}^B \sum_{j=1}^L (t_{ij}^p + t_{aj}^b)] \quad (2)$$

式中： M 是主保护数目； B 是后备保护数目； L 是故障线路数目； t_{ij}^p 和 t_{aj}^b 分别表示线路 j 发生故障时主保护 i 和后备保护 a 的动作时间，继电器在该时间内必须发出跳闸信号。

1.3 主备保护配合约束

保护的相互配合十分重要，为了保证各级保护动作的选择性，它们的动作时限应当逐级配合确定。为保证电力系统安全稳定运行，主保护和后备保护的動作时间必须有合理的时间间隔，从而确保继电保护的协调性和选择性。因此，保护协调时间间隔需满足：

$$t_{ij}^p - t_{aj}^b \geq CTI, \forall i, \{j, k\} \quad (3)$$

式中， CTI 为保护协调时间间隔，也称为时间级差。时间级差是保护配合的一个非常重要的参数，缩短

时间级差可以有效加快故障的切除速度, 减轻设备损坏程度。

1.4 参数上下限约束

首先, 保护动作时间需满足如下约束条件, 以确保继电器的灵敏性、速动性。

$$t_{ij\min} \leq t_{ij} \leq t_{ij\max} \quad (4)$$

式中, $t_{ij\min}$ 和 $t_{ij\max}$ 分别是继电器的最小和最大动作时间。

其次, 时间整定系数和电流整定系数必须在允许范围内取值, 即

$$T_{p\min} \leq T_{pi} \leq T_{p\max}, \forall i \quad (5)$$

$$I_{p\min} \leq I_{pi} \leq I_{p\max}, \forall i \quad (6)$$

式中: $T_{p\min}$ 和 $T_{p\max}$ 是保护设备的时间整定系数最小值和最大值; $I_{p\min}$ 和 $I_{p\max}$ 是保护设备的启动电流最小值和最大值。

综上所述, 式(1)、式(2)是配电网反时限过电流保护定值优化模型的目标函数, 式(3)一式(6)是优化模型的约束条件。

1.5 大规模 DG 接入对配电网反时限过电流保护的影响

大规模 DG 接入配电网后, 配电系统出现双向潮流, 需要采取控制潮流和投入计划备用容量的方式补偿间歇性发电, 对配电系统保护的整定、协调带来了更大的挑战。DG 的类型、接入点、运行方式等都会对配电网反时限过电流保护产生较大的影响。

(1) DG 类型的影响。分布式电源种类繁多, 特点多样, 常见的有风电、太阳能、同步发电机、燃料电池、储能系统等。不同类型的 DG 在有功、无功调节上的方式不同, 例如风机通常为异步发电机, 没有电压调节的能力, 需要从电网中吸纳无功功率。

(2) DG 接入点的影响。随着大规模 DG 的接入, 配电网反时限过电流保护的短路电流和动作时限都会产生变化, 变化大小与接入点和故障位置有关。DG 接入虽然对上游的故障影响较小, 但是助增了下游的故障短路电流, 下游的主保护动作速度变快, 上游的远后备保护动作时间变长, 甚至可能拒动。

(3) DG 运行方式的影响。DG 可以并网运行, 也可以孤岛运行, 在 DG 切换孤岛方式时也存在多种孤岛方案。不同的运行方式有着不同的电网拓扑结构和潮流分布, 对反时限过电流保护也会产生较大的影响。

需要指出的是, 在定值优化模型计算中, 定值

是基于含 DG 接入的配电网拓扑结构求解优化问题计算得出的, 实际上拓扑结构已经涵盖了大部分影响因素。也就是说, 无论 DG 以何种类型、何种运行方式从何种接入点接入, 接入规模如何, 面对的定值优化问题都可以建立相似的数学优化模型, 只不过在根据拓扑图求解时有所不同, 这也就使得本文对定值优化算法的研究有了通用性意义。此外, 当 DG 接入超过一定容量时, 上述优化问题可能找不到解, 这意味着反时限过电流保护并不适用此种场景, 需要更换其他合适的保护类型。

2 基本灰狼算法

灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)是 Mirjili 等在 2014 年提出的一种群体智能算法, 通过模拟灰狼种群的等级关系和狩猎行为实现优化搜索, 具有优化稳定、调节参数少等优点^[18-21]。该算法仿照灰狼的社会结构(如图 1 所示), 按地位高低分为 α 狼、 β 狼、 δ 狼、 ω 狼, α 狼是种群领导者; β 狼和 δ 狼是中层, 起到辅佐 α 狼和管理 ω 狼的作用; ω 狼是底层, 其职能是侦查和捕食; 它们分别对应智能算法的最优解、次优解、次次优解和搜索种群。灰狼算法的寻优过程就是高优先级的狼指导低优先级的狼搜索目标的过程, 当达到最大迭代次数时, α 狼就是待求的最优解。

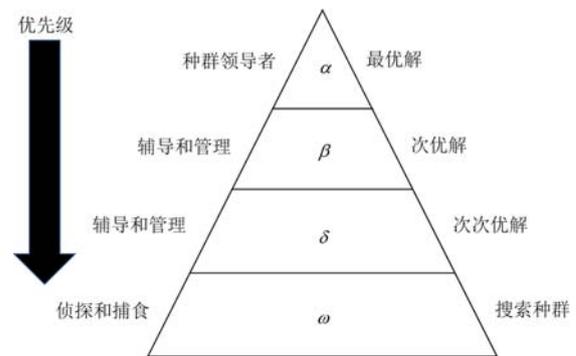


图 1 灰狼算法等级制度

Fig. 1 Hierarchy of GWO

灰狼狩猎会以围住猎物的方式找到最优的狩猎路线, 该行为的建模方程为

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_p(m) - \vec{X}(m) \right| \quad (7)$$

$$\vec{X}(m+1) = \vec{X}_p(m) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (8)$$

式中: \vec{X}_p 是当前猎物的位置; \vec{X} 是灰狼的位置; m 是本轮迭代次数; \vec{A} 和 \vec{C} 是协同向量; \vec{D} 是灰狼和猎物的距离。式(8)代表灰狼狩猎过程的位置更新公

式。协同向量 \bar{A} 和 \bar{C} 满足

$$\bar{A} = 2\bar{a} \cdot \bar{r}_1 - \bar{a} \quad (9)$$

$$\bar{C} = 2 \cdot \bar{r}_2 \quad (10)$$

式中： \bar{r}_1 和 \bar{r}_2 的模值是介于[0,1]的随机数； \bar{a} 是收敛因子，其值随迭代次数的增多由 2 线性减小到 0。

灰狼狩猎行为由高等级狼主导、 ω 狼跟随，随着狩猎行为的不断进行， ω 狼逐渐向高等级狼靠拢。借鉴灰狼狩猎的这种特征，灰狼算法的迭代寻优过程可进一步表述如下。

$$\begin{cases} \bar{D}_\alpha = |\bar{C}_1 \cdot \bar{X}_\alpha - \bar{X}| \\ \bar{D}_\beta = |\bar{C}_2 \cdot \bar{X}_\beta - \bar{X}| \\ \bar{D}_\delta = |\bar{C}_3 \cdot \bar{X}_\delta - \bar{X}| \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \bar{X}_1 = \bar{X}_\alpha - \bar{A}_1 \cdot \bar{D}_\alpha \\ \bar{X}_2 = \bar{X}_\beta - \bar{A}_2 \cdot \bar{D}_\beta \\ \bar{X}_3 = \bar{X}_\delta - \bar{A}_3 \cdot \bar{D}_\delta \end{cases} \quad (12)$$

$$\bar{X}(m+1) = \frac{\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \bar{X}_3}{3} \quad (13)$$

式中： \bar{X}_α 、 \bar{X}_β 和 \bar{X}_δ 分别表示本次迭代中 α 狼、 β 狼和 δ 狼的位置； \bar{X} 表示 ω 狼的位置； \bar{D}_α 、 \bar{D}_β 和 \bar{D}_δ 分别表示本次迭代中 α 狼、 β 狼、 δ 狼与 ω 狼之间的距离； \bar{A}_1 、 \bar{A}_2 、 \bar{A}_3 、 \bar{C}_1 、 \bar{C}_2 、 \bar{C}_3 为协同系数； $\bar{X}(m+1)$ 表示下一次迭代时 ω 狼的位置。

3 改进灰狼算法

和其他智能算法一样，灰狼算法也面临容易早熟、易陷入局部最优的问题^[22-23]，限制了算法的精度，具有较大的改进空间。本文引入了佳点集初始化策略、收敛因子指数衰减策略、变异策略和启发式参数确定策略对灰狼算法做了改进，在提高算法精度的同时没有引入新的参数，保留了灰狼算法可调参数少的优势。

3.1 佳点集初始化策略

对群体智能优化算法而言，初始化种群的质量好坏对全局优化效果、收敛速度等有很大的影响。在基本 GWO 算法中，初始种群是基于随机初始化产生的，难以保证良好的种群多样性。因此本文采用佳点集策略^[24]初始化种群分布，在取点数相同的前提下，佳点集初始化的序列更加均匀，产生的初始种群遍历性更强，在没有新增算法参数的前提下，有利于算法的全局寻优。佳点集由华罗庚等提出，其基本定义和构造表述如下：

设 G_s 为 s 维欧氏空间单位立方体，当 $r \in G_s$ 时

形为 $P_n(k) = \{(\{r_1^{(n)} \cdot k\}, \{r_1^{(n)} \cdot k\}, \dots, \{r_s^{(n)} \cdot k\}), 1 \leq k \leq n\}$ 的偏差 $\varphi(n)$ 满足：

$$\varphi(n) = C(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon} \quad (14)$$

式中， $C(r, \varepsilon)$ 是仅与 r 和 ε 有关的常数，则称 $P_n(k)$ 为佳点集， r 为佳点。

3.2 收敛因子指数衰减策略

收敛因子 \bar{a} 影响算法的全局搜索能力，引入指数函数计算收敛因子 \bar{a} ，替代基本 GWO 算法的线性衰减策略^[25]。

$$\bar{a} = 2(1 - \frac{m^2}{M^2}) \quad (15)$$

式中： m 为当前迭代次数； M 为最大迭代次数。由式(15)可知，随着迭代次数的增加，收敛因子 \bar{a} 非线性动态衰减，有助于平衡 GWO 算法的全局搜索能力和局部优化能力。

3.3 变异策略

为解决 GWO 算法容易早熟、收敛精度低等问题，同时不引入新的参数，增加参数初始化的复杂度，本文采用高斯变异策略，对式(13)的灰狼位置迭代给予相应的高斯变异算子，如式(16)所示。

$$\bar{X}(m+1) = \bar{X}(m+1) \cdot [1 + \frac{\bar{a}}{2} \cdot N(0,1)] \quad (16)$$

式中： \bar{a} 是式(15)的指数衰减收敛因子； $N(0,1)$ 为标准高斯分布。这种设置可以使 GWO 在算法初期获得足够的扰动以增加算法的全局搜索能力，而在算法末期减少扰动以避免最优解的动荡，加快收敛速度。

3.4 启发式参数确定策略

GWO 算法的参数(种群规模、最大迭代次数)往往对算法的搜索质量、效率有直接的影响，然而，目前整个启发式搜索策略算法都没有简单、直观且通用的参数确定方法。文献[26]采用先验经验设置法直接给定灰狼算法和比较算法的参数，虽然可以验证目标算法的优越性，但在采用目标算法解决具体问题时先验经验设置法显得过于武断，缺乏不同参数设定下的比较。本文采用参数启发式调整策略，分两阶段确定参数：

1) 依据其他文献建议的参数范围，先验地设定种群规模为 10~50，最大迭代次数取 100~1 000。随机选取一组参数并进行优化计算。

2) 借鉴控制变量法的思想，采用启发式参数确定策略(即依据 GWO 算法参数对算法的影响)调整初始参数，对比不同参数下的优化结果，其中最优结果对应的参数即为最优参数。一般来说，种群规

模越大, 最大迭代次数越多, 越能找到全局最优解, 但优化时间更长。

本文提出的改进 GWO 算法的优越性之一在于: 在改进过程中没有引入新的参数, 保留了灰狼算法可调参数少的优势, 相比参数多的粒子群优化算法、和声搜索算法等, 在启发式参数确定环节的工作量大大减少。

4 建模过程

本文以式(1)、式(2)作为目标函数, 式(3)~式(6)作为约束条件, 基于一定的电力配电网拓扑结构, 建立基于改进 GWO 的含分布式电源的配电网反时限过电流保护定值优化模型。改进 GWO 模型结构图如图 2 所示, 其建模过程如下述。

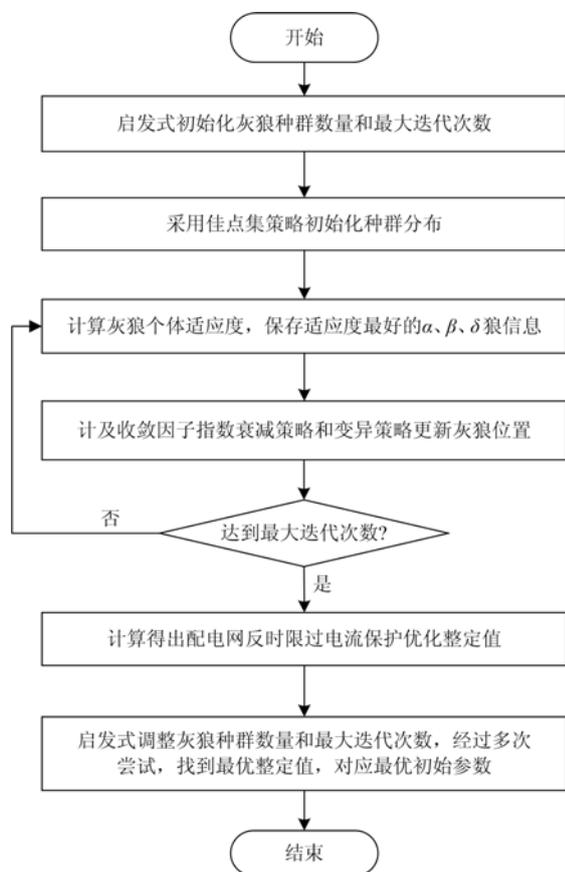


图 2 改进 GWO 算法流程图

Fig. 2 Improved GWO algorithm flowchart

(1) 启发式初始化灰狼种群数量和最大迭代次数。

(2) 采用佳点集策略初始化种群分布。

(3) 计算灰狼个体适应度, 保存适应度最好的 α 狼、 β 狼、 δ 狼信息。

(4) 计及收敛因子指数衰减策略和变异策略, 更

新灰狼位置。

(5) 若未达到最大迭代次数, 跳到步骤 3 继续优化; 若达到最大迭代次数, 结束优化, 得到优化整定值。

(6) 启发式调整灰狼种群数量和最大迭代次数, 经过多次尝试, 通过对比, 找到最优整定值, 该组初始参数即最优初始参数。

5 算例及结果分析

5.1 算例描述

为验证本文方法的有效性, 选取文献[14]提出的算例, 并将改进 GWO 方法与该文所提整定方法以及其他几种方法进行对比。对如下含 DG 的 IEEE 15 节点配电网进行保护整定, 如图 3 所示。

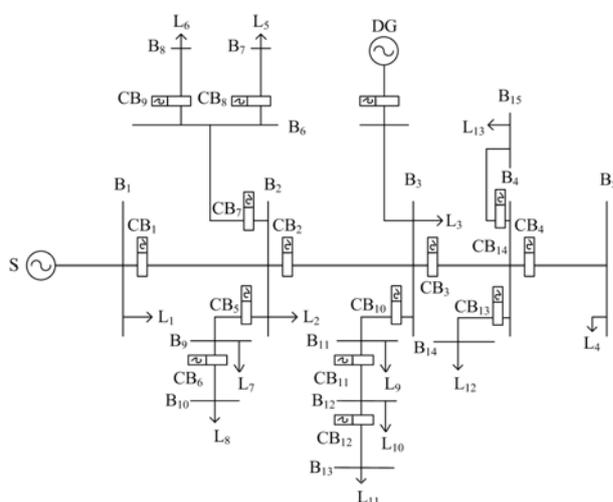


图 3 含 DG 的 IEEE 15 节点配电网

Fig. 3 IEEE 15-bus distribution network with DG

其中, DG 的最大功率为 480 kVA 且处于最大出力状态; 式(3)中 CTI 为 0.5 s, 式(4)中 $t_{ij\min}$ 为 0.1 s, $t_{ij\max}$ 为 4 s, 式(5)中 $T_{p\min}$ 为 0.1 s, $T_{p\max}$ 为 0.4 s, 式(6)中 $I_{p\min}$ 为 100 A, $I_{p\max}$ 为 500 A。当 CB_1 为主保护时, 没有后备保护; 其他情况下每个主保护对应 1 个后备保护。负载参数如表 1 所示。

为验证本文方法的有效性, 选取文献[13]的改进粒子群优化算法(PSO)、文献[14]的改进和声搜索算法(HSA)、文献[15]的基本灰狼算法 GWO 和布谷鸟线性规划优化算法(COA-LP)作为对照组, 与本文所提改进 GWO 算法进行同一算例的优化求解, 求解时区分两相短路和三相短路两种场景, 保护定值按末端短路电流整定。各优化算法面对相同的系统拓扑图、相同的保护方法、相同的目标函数与约束条件、相同的约束条件上下限设定, 而不同的是优化

表 1 负载参数

Table 1 Parameters of loads

负载	有功功率/MW	无功功率/Mvar	负载	有功功率/MW	无功功率/Mvar
1	0.4	0.15	8	0.05	0.02
2	0.1	0.2	9	0.2	0.08
3	0.25	0.1	10	0.1	0.1
4	0.3	0.2	11	0.25	0.09
5	0.1	0.05	12	0.1	0.05
6	0.3	0.07	13	0.3	0.2
7	0.1	0.05			

算法本身，借鉴控制变量法的思想，优化结果的优劣主要取决于优化算法的优劣。如果本文方法的优化结果优于对照组方法，则可以证明改进 GWO 算法在解决反时限过电流保护整定问题时的有效性和优越性。

5.2 各算法求解结果对比

两相短路场景下各算法求解结果如表 2 所示。由表 2 可以看出，比较发生两相短路时所有保护的总动作时间，本文改进 GWO 算法得到的最优解为 23.162 s，小于其他 4 种算法，并且对 PSO、HSA、基本 GWO、COA-LP 算法的改进程度分别为 24.83%、5.74%、11.92% 和 19.35%。

表 2 两相短路时各算法求解结果

Table 2 Results of five algorithms when two-phase short circuit happens

算法	所有保护总动作时间/s	改进程度/%
PSO	30.812	24.83
HSA	24.573	5.74
基本 GWO	26.298	11.92
COA-LP	28.720	19.35
本文改进 GWO	23.162	—

两相短路场景下本文改进 GWO 算法求得各保护整定值结果如表 3 所示，各保护的動作时间结果如表 4 所示。由表 3 和表 4 可见，本文算法求得的保护故障动作时间满足时间级差的约束，在保证选择性和可靠性的同时，相比其他算法减少了故障持续的时间。

同理，三相短路场景下各算法求解结果如表 5 所示。由表 5 可以看出，在三相短路时本文改进 GWO 算法得到的所有保护总动作时间仍然最小，优于其他 4 种算法。由此可以分析得出如下结论：

(1) 本文所提佳点集初始化策略、收敛因子指数衰减策略、变异策略和启发式参数确定策略可以有效改进灰狼算法的精度。

(2) 无论是发生了两相短路还是三相短路，本文

所提的改进 GWO 算法相比其他 4 种对比算法的优化效果更好。

表 3 两相短路时保护整定值

Table 3 Protection setting value when two-phase short circuit happens

保护	T_p	I_p/A	保护	T_p	I_p/A
CB ₁	0.379	276.1	CB ₈	0.101	113.7
CB ₂	0.301	193.2	CB ₉	0.109	114.1
CB ₃	0.172	203.5	CB ₁₀	0.203	232.5
CB ₄	0.099	104.7	CB ₁₁	0.192	126.2
CB ₅	0.202	182.0	CB ₁₂	0.105	103.9
CB ₆	0.108	106.9	CB ₁₃	0.112	102.3
CB ₇	0.143	246.6	CB ₁₄	0.097	101.9

表 4 两相短路时故障保护动作时间

Table 4 Fault protection action time when two-phase short circuit happens

故障点	主保护动作时间/s	后备保护动作时间/s	故障点	主保护动作时间/s	后备保护动作时间/s
B ₁ -B ₂	1.119	—	B ₆ -B ₇	0.344	0.909
B ₂ -B ₃	1.027	1.539	B ₆ -B ₈	0.357	0.868
B ₃ -B ₄	0.623	1.238	B ₃ -B ₁₁	0.832	1.376
B ₄ -B ₅	0.326	0.879	B ₁₁ -B ₁₂	0.773	1.271
B ₂ -B ₉	0.602	1.411	B ₁₂ -B ₁₃	0.446	0.958
B ₉ -B ₁₀	0.310	0.851	B ₄ -B ₁₄	0.359	0.913
B ₂ -B ₆	0.656	1.932	B ₄ -B ₁₅	0.307	0.826

表 5 三相短路时各算法求解结果

Table 5 Results of five algorithms when three-phase short circuit happens

算法	所有保护总动作时间/s	改进程度/%
PSO	31.272	29.90
HSA	23.579	7.02
基本 GWO	25.195	12.99
COA-LP	28.209	22.28
本文改进 GWO	21.923	—

5.3 算法启发式参数调整分析

求解最优化问题的算法参数直接影响到算法的搜索质量和效率，值得一提的是，灰狼算法只有 2 个可调参数，相比 PSO、HSA 等方法在参数调整环节可以节省许多工作量。本文根据启发式参数确定策略对种群数量和最大迭代次数做了优化调整，将狼群数量设置为 10、20、30、40、50 这 5 组，每组的最大迭代次数先按照 1 000 来设置，分别进行 30 次优化，在牺牲时间效率的情况下保证算法的搜索能力，以此确定最优狼群数量。同时在优化时观察最优狼群数量下目标值的下降速率，确定最优迭代次数。

两相短路时启发式参数优化结果如表 6 所示。由表 6 可以看出, 当种群数量为 30 时, 保护总动作时间的最小值、平均值和标准差均最小, 说明种群数量为 30 最合适, 且鲁棒性最优。

观察种群数量为 30 时优化目标值的下降速率, 可以发现在 30 次优化过程中, 迭代次数平均达到 112 次时基本收敛, 因此设置最大迭代次数为 150 次。

表 6 两相短路时启发式参数调整结果

Table 6 Results of heuristic parameter adjustment when two-phase short circuit happens

种群数量	最大迭代次数	保护总动作时间最小值/s	保护总动作时间平均值/s	保护总动作时间标准差
10	1 000	23.118	26.682	7.091
20	1 000	23.561	25.780	4.219
30	1 000	22.977	23.561	0.762
40	1 000	23.201	24.975	3.803
50	1 000	23.379	24.683	3.625

同理, 设置三相短路时种群数量为 30, 由于迭代次数平均达到 73 次时基本收敛, 最大迭代次数设置为 100 次。经过启发式参数调整后, 确定的算法参数具有更优的有效性和鲁棒性, 可以进一步提升优化质量。

5.4 时间级差的分析

本文在算例中对时间级差 CTI 做了简化, 统一设置为 0.5 s。然而, 需要指出的是, 尽管 0.5 s 是保护配合的常用时间级差设定值, 但它并不是最优的。根据 DL/T 559-2007《220 kV~750 kV 电网继电保护装置运行整定规程》^[27]第 5.5.4 条之规定:“继电保护在满足选择性的条件下, 应尽量加快动作时间和缩短时间级差。可以针对不同的保护配合关系和选用的时间元件性能, 选取不同的时间级差。”所以, 在实际工程实践中, 一味刻板地把所有级差设置为 0.5 s 是不合理的, 应当在保证继电保护选择性、可靠性的前提下, 尽量缩短时间级差。由于时间级差要满足一定客观条件的约束而不能过小, 因此在实际工程中, 需要根据实际系统结构和保护类型, 结合保护厂家和工程人员的经验, “一保一策”, 设置不同的时间级差值。

为了进一步验证上述分析, 表 7 是不同时间级差下本文改进 GWO 算法求解的两相短路保护动作结果。由表 7 可知: 减小时间级差可以减小求解的保护总动作时间, 佐证了 DL/T 559-2007 第 5.5.4 条之规定的合理性。但该规定还有一个前提, 那就是需要满足选择性, 对于长延时误差的保护类型, 时间级差要设置比较大的值。而延时误差取决于保护装置型号、时间继电器特性等, 该值的设置应当参

考工程经验。

表 7 两相短路时不同时间级差求解结果

Table 7 Different time difference solution results when two-phase short circuit occurs

时间级差 CTI/s	所有保护总动作时间/s
0.4	22.381
0.45	22.739
0.5	23.162
0.55	24.073
0.6	24.833
0.65	25.690
0.7	27.196

6 结论

本文提出了一种基于改进灰狼算法(GWO)的含分布式电源的配电网反时限过电流保护定值优化方法。根据保护动作特性方程和保护对灵敏性、速度性、选择性的要求, 建立了配电网反时限过电流保护定值优化模型。为克服传统 GWO 算法容易早熟、收敛精度低等问题, 引入了佳点集初始化策略、收敛因子指数衰减策略、变异策略和启发式参数确定策略。这些策略并没有引入新的参数, 保留了灰狼算法可调参数少的优势, 相比参数多的粒子群优化算法、和声搜索算法等, 在启发式参数确定环节的工作量大大减少。仿真结果表明, 无论是针对两相短路还是三相短路, 本文所提方法具有更优的有效性和鲁棒性, 具有良好的应用价值。尽管如此, 本文所提方法仍然具有改进空间。将来, 更进一步的研究可以从结合实际改进反时限保护的動作特性方程、将时间级差作为约束条件和优化参数的一部分以及探索提出更好的目标函数和约束条件三个方向开展。

在工程应用中, 可以搭建一套反时限过流保护定值整定的“半自动”软件系统, 该系统可以由工程人员根据现场实际情况方便地绘制系统拓扑图, 根据经验设置合适的参数, 交由计算机搭建算法模型计算定值, 再由工程人员复核后将整定值输入保护装置。将来, 随着国产化自主可控系统的推进和二次装置的智能化, 甚至可以预想到由计算机自动读取组网拓扑结构, 根据专家知识库设置参数, 计算定值后自动校核, 并下发修改定值指令到对应装置, 实现“全自动”的人工智能定值整定, 这也是将来的研究方向。

参考文献

- [1] HE J, LIU L, DING F, et al. A new coordinated backup protection scheme for distribution network containing

- distributed generation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(1): 102-110. DOI: 10.1186/s41601-017-0043-3.
- [2] TSIMTSIOS A M, KORRES G N, NIKOLAIDIS V C. A pilot-based distance protection scheme for meshed distribution systems with distributed generation[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 105: 454-469.
- [3] RAZAVI S E, RAHIMI E, JAVADI M S, et al. Impact of distributed generation on protection and voltage regulation of distribution systems: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 105: 157-167.
- [4] BEHESHTAEIN S, CUZNER R, SAVAGHEBI M, et al. Review on microgrids protection[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(6): 743-759.
- [5] 彭业, 金震, 陈宏山, 等. 含分布式电源的合环配电网保护策略[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(10): 90-95, 102. PENG Ye, JIN Zhen, CHEN Hongshan, et al. Protection strategy for closed-loop distribution network with distributed generation[J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(10): 90-95, 102.
- [6] 窦小晶, 薛钊, 叶日新, 等. 10 kV 分布式电源并网对配电网继电保护的影响分析[J]. 智慧电力, 2019, 47(12): 117-122. DOU Xiaojing, XUE Zhao, YE Rixin, et al. Influence of 10 kV DG integration on relay protection in distribution network[J]. Smart Power, 2019, 47(12): 117-122.
- [7] 袁智勇, 雷金勇, 周长城, 等. 考虑配网网络结构的分散式风电最大准入容量研究[J]. 南方电网技术, 2020, 14(9): 73-79. YUAN Zhiyong, LEI Jinyong, ZHOU Changcheng, et al. Research on maximum allowable capacity of dispersed wind farm in distribution network considering network structure[J]. Southern Power System Technology, 2020, 14(9): 73-79.
- [8] 江友华, 常建, 唐忠. 含 DG 的配电网系统谐波分布特性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 38-44. JIANG Youhua, CHANG Jian, TANG Zhong. Research on harmonic distribution characteristics of distribution network with DG[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 38-44.
- [9] 张孟琛, 牛益国, 宣文华. 含 DG 配电网分层分区协同故障定位隔离技术[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23): 115-121. ZHANG Mengchen, NIU Yiguo, XUAN Wenhua. Hierarchical zoning collaborative fault location and isolation technology for distribution networks containing DG[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23): 115-121.
- [10] 曾德辉, 王钢, 郭敬梅, 等. 含逆变型分布式电源配电网自适应电流速断保护方案[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(12): 86-92. ZENG Dehui, WANG Gang, GUO Jingmei, et al. Adaptive current protection scheme for distribution network with inverter-interfaced distributed generators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(12): 86-92.
- [11] 郭煜华, 姜军, 范春菊, 等. 改进的配电网反时限过电流保护[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(10): 45-50. GUO Yuhua, JIANG Jun, FAN Chunju, et al. Improved inverse-time over-current protection for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 45-50.
- [12] 刘兴杰, 邬旭东, 王凯龙, 等. 含大量 DPVS 的配电网反时限电流保护研究[J]. 太阳能学报, 2017, 38(1): 231-238. LIU Xingjie, WU Xudong, WANG Kailong, et al. Study on inverse time current protection for distribution feeders with high penetration of DPVs[J]. Acta Energetica Sinica, 2017, 38(1): 231-238.
- [13] 郭蕊. 基于改进粒子群算法的反时限过电流保护定值优化研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2019. GUO Rui. Research on optimization of inverse time overcurrent protection based on improved particle swarm optimization algorithm[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2019.
- [14] 杨克杰, 黄纯. 配电网反时限过电流保护优化整定方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(3): 163-168. YANG Kejie, HUANG Chun. Optimal setting method of inverse time over-current protection for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 163-168.
- [15] 易江. 考虑多拓扑结构的微网反时限过流保护定值优化研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019. YI Jiang. Research on optimal coordination of directional overcurrent relays in microgrids considering different network topologies[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2019.
- [16] 刘玉娟, 卫志农, 孙国强, 等. 低阻抗加速反时限过电流保护[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3424-3431. LIU Yujuan, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. Low impedance acceleration inverse-time over-current protection[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3424-3431.
- [17] 喻锬, 林湘宁, 李浩, 等. 考虑分布式电源稳定助增效应的电压修正反时限过电流保护方案[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 716-726.

- YU Kun, LIN Xiangning, LI Hao, et al. A voltage correction based inverse-time overcurrent protection scheme considering distributed generation stable infeed effect[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 716-726.
- [18] 周长城, 袁智勇, 雷金勇, 等. 基于灰狼算法的分散式风电接入配电网优化规划[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(11): 73-80.
- ZHOU Changcheng, YUAN Zhiyong, LEI Jinyong, et al. Optimal planning of integration of decentralized wind power into distribution network based on grey wolf optimizer algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(11): 73-80.
- [19] 张欣, 裴立耕, 王永庆, 等. 基于灰狼算法的多目标配电网重构[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(3): 34-41.
- ZHANG Xin, PEI Ligeng, WANG Yongqing, et al. Multi-objective distribution network reconfiguration based on grey wolf algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(3): 34-41.
- [20] 吴亚雄, 高崇, 曹华珍, 等. 基于灰狼优化聚类算法的日负荷曲线聚类分析[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 68-76.
- WU Yaxiong, GAO Chong, CAO Huazhen, et al. Clustering analysis of daily load curves based on GWO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 68-76.
- [21] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 30-38.
- ZHANG Xiaofeng, WANG Xiuying. Comprehensive review of grey wolf optimization algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 30-38.
- [22] 孙宁杰, 王德林, 魏久林, 等. 基于SDM-Prony和改进GWO算法的多机PSS参数最优设计[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 88-95.
- SUN Ningjie, WANG Delin, WEI Jiulin, et al. Optimal design of multi-machine PSS parameters based on SDM-Prony and improved GWO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 88-95.
- [23] 冯璋, 裴东, 王维. 基于改进灰狼算法优化支持向量机的人脸识别[J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(6): 1057-1063.
- FENG Zhang, PEI Dong, WANG Wei. Face recognition by support vector machine optimized by an improved grey wolf algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2019, 41(6): 1057-1063.
- [24] 张海南, 游晓明, 刘升. 动态进化与交互学习机制融合的蚁群算法[J]. 信息与控制, 2020, 49(3): 297-305.
- ZHANG Hainan, YOU Xiaoming, LIU Sheng. Ant colony algorithm based on dynamic evolution and interactive learning mechanism[J]. Information and Control, 2020, 49(3): 297-305.
- [25] MITTAL N, SINGH U, SOHI B S. Modified grey wolf optimizer for global engineering optimization[J]. Applied Computational Intelligence and Soft Computing, 2016, 2016: 1-16.
- [26] 谈发明, 赵俊杰, 王琪. 一种改进非线性收敛方式的灰狼优化算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(5): 89-95.
- TAN Faming, ZHAO Junjie, WANG Qi. A grey wolf optimization algorithm with improved nonlinear convergence[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(5): 89-95.
- [27] 电力行业继电保护标准化委员会. 220 kV~750 kV 电网继电保护装置运行整定规程: DL/T 559—2007[S]. 北京: 中华人民共和国国家发展和改革委员会, 2007.
- Electric Power Industry Relay Protection Standardization Committee. 220 kV~750 kV power grid relay protection device operation regulation: DL/T 559—2007[S]. Beijing: National Development and Reform Commission of People's Republic of China, 2007.

收稿日期: 2020-11-05; 修回日期: 2021-01-18

作者简介:

何思名(1997—), 男, 硕士, 从事智能配电终端及传感技术研究工作。E-mail: hesm@csg.cn

(编辑 魏小丽)