

doi: 10.7690/bgzdh.2025.03.011

# 基于改进狼群算法的含分布式电源的配电网故障定位

朱 智<sup>1</sup>, 张 鑫<sup>2</sup>, 刘 凯<sup>2</sup>

(1. 南京理工大学自动化学院, 南京 210000; 2. 国网山东省电力公司单县供电公司, 山东 菏泽 274300)

**摘要:** 针对灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)在配电网节点数目较多的情况下进行故障定位时, 存在容易陷入局部最优陷阱等缺点, 提出一种基于改进狼群算法的配电网故障定位算法。通过引入天牛须算法和改进灰狼算法(beetle grey wolf optimizer, BGWO), 提高灰狼算法的性能, 并以33节点的配电网为仿真算例验证。结果表明, 该算法在定位分布式电源接入的配电网中的故障区段时具有高可靠性与高容错性。

**关键词:** 配电网; 故障定位; 容错性; 改进灰狼算法

**中图分类号:** TM727 **文献标志码:** A

## Fault Location of Distribution Network with Distributed Generation Based on Improved Wolfpack Algorithm

Zhu Zhi<sup>1</sup>, Zhang Xin<sup>2</sup>, Liu Kai<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Nanjing University of Technology and Science, Nanjing 210000, China;

2. Shanxian Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company, Heze 274300, China)

**Abstract:** The gray wolf algorithm (grey wolf optimizer, GWO) is easy to fall into the trap of local optimum when it is used for fault location in distribution network with a large number of nodes. The performance of gray wolf algorithm is improved by introducing longicorn whisker algorithm and improving gray wolf algorithm (beetle grey wolf optimizer, BGWO), and a 33-node distribution network is taken as a simulation example to verify the effectiveness of the algorithm. The results show that the algorithm has high reliability and high fault tolerance when locating the fault section in the distribution network with distributed generation.

**Keywords:** distribution network; fault location; fault tolerance; improved gray wolf algorithm

## 0 引言

分布式电源因其对环境友好、供电方式灵活多变等优点, 为我国能源结构优化做出很大的贡献, 但在一定程度上会影响配电网的安全稳定运行。分布式电源的大规模并网, 改变了配电网的功率方向, 使功率方向由单向流动变成了多向流动, 故障电流的特性也随之改变, 传统的故障定位方法精确度与稳定性也大打折扣。

近年来, 伴随配电自动化技术的快速发展, 配电网中接入了大量的自动化控制装置(FTU、DTU、TTU), 自动化主站侧可以通过远方控制器中的无线通讯模块获取电气量的信息, 进行数据分析后再下发动作指令, 将故障区段迅速隔离。基于FTU、DTU的故障定位方法研究可分为2大类: 人工智能算法与矩阵算法。矩阵算法是根据馈线终端设备FTU、DTU回传的故障信息矩阵形成判定矩阵, 该方法简单迅速、应用广泛, 但该算法对FTU、DTU回传数据的稳定性要求较高, 当FTU、DTU受到各种外界

干扰(如电磁波干扰、雷电反击)时, 致使FTU、DTU回传至自动化主站侧的电压、电流信息可能出错或遗漏关键信息, 出现畸变的状况, 上传错误的故障信息, 数据造成失真, 可能造成对配电网非故障区域误判的后果, 这种算法的容错性相对而言比较差。相对于矩阵法来说, 人工智能算法在容错性以及在运算量上都优于矩阵法; 因而, 基于人工智能算法的故障定位方法成为近年来众多学者的研究热点。目前研究的故障定位算法多采用具有高容错性能, 通用性强的人工智能算法, 主要包括: 灰狼算法、BP神经网络、人工蜂群算法、遗传算法、天牛须算法等<sup>[1]</sup>。文献[2]以选择逼近的方式建立了评价函数, 利用遍历法推写出相应的开关函数表达式, 首先将人工智能算法与故障定位技术进行融合, 但最终的结果并不理想, 会出现误判现象, 这是由于其构建的评价函数不完善造成的, 该方法仅适用于单电源网络, 应用范围较为单一。

文献[3]对评价函数进行了改进, 在文献[2]的基

收稿日期: 2024-07-09; 修回日期: 2024-08-13

第一作者: 朱 智(1991—), 男, 江苏人, 硕士。

础上采用了“最小集”的方法,解决了故障定位误判的问题。然而同文献[2]一样,这种方法仍然不适用于多电源开环网络,而且在定位过程中存在多次重复定位的问题,其准确性、时效性均有所下降,很难直接定位出故障区段。文献[4]在文献[3]“最小集”的基础上增加潜在等式约束条件改进评价函数,拓宽了适用范围,即使是在多电源开环网络中,也不必多次进行重复定位。文献[5]在文献[4]在解决多电源网络无法直接定位故障的基础上又对评价函数进行了优化,简化了故障定位的评价函数。文献[6]提出了适用于分布式电源接入配电网的开关函数,但没有对分布式电源的投切问题加以深入研究,其构建出的开关函数过于简单,只适合用在结构简单的分布式电源接入的配电网,有很大的局限性。文献[7]首次在配电网故障定位中拓展应用了灰狼优化算法,并对文献[6]的开关函数进行完善。文献[8]把灰狼优化算法与遗传算法中交叉和变异操作相结合,增加了灰狼算法(GWO)的种族多样性,提高了灰狼算法全局寻优的能力。但是在FTU、DTU受到外界干扰后,产生畸变信息多的情况下,故障定位的准确性则很难得到保障。

## 1 改进狼群算法

### 1.1 天牛须算法优化灰狼算法

GWO是Mirjalili等学者在2014年提出的一种群体智能优化算法,以自然界灰狼群体协同围猎为依据寻找最优解算法。GWO结构简单、容易实现、需要调整的参数少,因此极大地提升了问题的求解精度和收敛速度。虽然GWO利用了狼群协同狩猎行为来寻找最优解,但由于狼的多样性不足,其存在迭代停滞的风险。另一个问题是,狼的社会等级优势可能导致GWO陷入局部最优,错过全局最优。

笔者引入了天牛的一对触须策略来优化 $\alpha$ 狼的捕猎和捕食过程,混合成一种改进狼群算法(BGWO),并加入了一种新的进化算子余弦函数改变了GWO的线性更新机制和提高了收敛精度和速度。

天牛触须策略可贯穿灰狼狩猎全过程,从仿生学上来说,天牛须策略赋予了 $\alpha$ 狼2只耳朵,使其可以感知猎物,从而帮助其准确定位猎物并带领低阶层的狼去捕捉猎物;因此,它在猎食过程中的位置非常重要,当第一代领头狼 $\alpha$ 产生时,其可以根据双耳探听猎物与其的相对距离,并能够使用左耳和右耳不同位置的声音来确定是否更新它和猎物的相对位置。在 $\alpha$ 狼可选择的情况下,可以围绕最优

解来加强整个狼群的迭代,避免陷入局部最优,从而提高算法的全局搜索能力<sup>[9]</sup>。

领头狼 $\alpha$ 的归一化随机搜索行为可以被定义为:

$$\overrightarrow{\text{dir}} = \text{random}(k, 1) / \|\text{random}(k, 1)\|. \quad (1)$$

式中: $\overrightarrow{\text{dir}}$ 为一个方向向量; $\text{random}(k, 1)$ 为在 $[-1, 1]$ 范围内的一个随机函数; $k$ 为搜索空间维数,基于领头狼的听力来探索左右区域的数学模型如下:

$$\left. \begin{aligned} \overrightarrow{X_a^{\text{left}}}(l) &= \overrightarrow{X_a}(l) - d(l) \otimes \overrightarrow{\text{dir}} \\ \overrightarrow{X_a^{\text{right}}}(l) &= \overrightarrow{X_a}(l) + d(l) \otimes \overrightarrow{\text{dir}} \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

式中: $\overrightarrow{X_a}(l)$ 为领头狼 $\alpha$ 在第 $l$ 次迭代时的原始位置; $\overrightarrow{X_a^{\text{left}}}(l)$ 为 $\alpha$ 狼在第 $l$ 次迭代中搜寻其左侧范围后的新位置; $\overrightarrow{X_a^{\text{right}}}(l)$ 为 $\alpha$ 狼在第 $l$ 次迭代中搜寻其右侧范围后的新位置; $d(l)$ 为第 $l$ 次迭代时的领头狼 $\alpha$ 听力感知直径,其数学模型为:

$$d(l) = s(l)/r. \quad (3)$$

式中: $s(l)$ 为第 $l$ 次迭代时的听力步长, $s(l) = 2 \otimes (ub - lb)$ , $ub$ 和 $lb$ 分别代表解空间的上下边界; $r$ 为听力步长与听力范围 $d$ 的比值, $r=2$ 。听力步长的更新如下:

$$s(l+1) = \eta \otimes s(l) + 0.01. \quad (4)$$

式中 $\eta$ 为听力步长的衰减率, $\eta=0.95$ 。基于搜索行为和听力感知, $\alpha$ 狼的新位置是:

$$\overrightarrow{X_a^{\text{new}}}(l) = \overrightarrow{X_a}(l) + s(l) \otimes \overrightarrow{\text{dir}} \otimes \text{sign}(f(\overrightarrow{X_a^{\text{left}}}(l)) - f(\overrightarrow{X_a^{\text{right}}}(l))). \quad (5)$$

式中符号 $\otimes$ 为一个向量叉乘符号。在听力感知判断后,领头 $\alpha$ 狼更新了该位置如下:

$$\overrightarrow{X_a^{\text{new}}}(l) = \begin{cases} \overrightarrow{X_a^{\text{new}}}(l) \otimes f(\overrightarrow{X_a^{\text{new}}}(l)) \leq f(\overrightarrow{X_a}(l)) \\ \overrightarrow{X_a}(l) \otimes f(\overrightarrow{X_a^{\text{new}}}(l)) > f(\overrightarrow{X_a}(l)) \end{cases}. \quad (6)$$

### 1.2 非线性控制参数策略

非线性参数控制策略可避免算法在迭代过程中收敛过早错失最优解。在原GWO的迭代优化过程中,实现良好性能的关键在于开发(exploration)和利用(exploitation)的平衡,而原GWO中的系数向量 $\tau$ 对这种平衡有显著影响。收敛因子 $\bar{\alpha}$ 迭代过程中从2到0呈线性下降,并直接影响系数向量 $\tau$ ;因此,收敛因子 $\bar{\alpha}$ 不能准确地还原复杂的非线性搜索过程。

一些研究人员提出了非线性参数控制策略,以

改善开发与利用之间的平衡，比如基于正弦函数、Gauss 函数等。受这些函数成功应用的启发，笔者提出一种基于余弦函数的非线性控制参数策略，该策略对 BGWO 获得最优解的能力具有显著的影响。余弦函数的收敛因子  $\bar{\alpha}$  可以定义为：

$$\vec{\alpha} = 2 \cdot \cos\left((\pi/2) \otimes (l/\text{Max\_iter})^4\right). \quad (7)$$

式中 Max\_iter 为最大迭代次数。

## 2 基于改进狼群算法的配电网故障定位算法

## 2.1 基于改进狼群算法的配电网故障定位算法原理

馈线终端设备 FTU、DTU 上传至自动化主站侧 (SCADA) 的开关状态可以用 0、1 和 -1 这 3 个二进制数表示，即上传信息为“0”时，说明馈线终端设备 FTU、DTU 未监测到故障电流，上传信息为“1”则表示馈线终端设备 FTU、DTU 监测到有故障电流流过，而“-1”表示馈线终端设备 FTU、DTU 监测到反向故障电流。

通过这样的表达规范来构建出开关函数和评价函数作为待求解的问题模型，使用人工智能算法计算出全局最优值，从而快速准确地判定故障区间。其中评价函数又被称为适应度函数，配电网故障定位的适应度函数是以最佳逼近思想建立函数。当配电网中有故障出现时，馈线终端设备 FTU、DTU 会检测出实时故障电流信息，并实时将故障电流信息以二进制的形式上传至 SCADA 控制中心，这时使用推导出来的开关函数期望值与实时故障电流信息值比较，若差值越小则代表实时故障电流信息值与期望值越接近，解也就越优良；因此，它也是用来评价个体的优劣性的主要根据。笔者使用的适应度函数是文献[7]中的模型，其数学模型为：

$$\text{Fit}(S_B) = \sum_{k=1}^N |I_k - I_k^*(S_B)| + \omega \sum_{K=1}^N |S_B(k, i)|. \quad (8)$$

式中  $\text{Fit}(S_B)$  为所需状态解对应的适应度，取值越小，个体越优良，所求解模型中的理想值应取最小值； $I_k$  为 FTU、DTU 上传的第  $k$  个开关上的故障电流值，若值为 1 则表示第  $k$  个开关有故障电流流过，若值为 0 则表示第  $k$  个开关无故障电流流过； $I_k^*(S_B)$  为第  $k$  个开关状态的期望值，也为上文开关函数所得的期望值。 $\omega$  为随机正系数并且保证取值小于 1，本文中默认取值为 0.6。

## 2.2 基于改进狼群算法的故障定位流程

- 1) 对所研究的  $K$  个节点的配电网进行编码,

并按照遍历法构建开关函数。

2) 设狼群规模为  $N$ , 最大迭代次数为 MAXMUM, 在搜索空间中随机生成参数  $\mu$ 、 $\tau$  和  $\bar{\alpha}$ 。

3) 在搜索空间中生成初始化种群，即随机生成由 0 或 1 组成的  $N$  个  $D$  维个体  $X_1, X_2, \dots, X_N$ 。

4) 根据灰狼算法的位置公式更新  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$  的位置，计算出狼群中所有个体的  $Fit(S_B)$  值并按照大小排序，选择并更新个体最优值，将排名前 3 位的灰狼个体位置分别记为  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ ，计算狼群中  $\omega$  狼向  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$  前进的步长以及方向以及  $\omega$  狼的最终位置。

5) 更新参数  $\mu$  和  $\tau$ , 通过式(7)更新参数  $\bar{\alpha}$ , 并根据式(3)一(6)更新  $\alpha$  狼的听力步长以及位置。

6) 更新  $\beta$ 、 $\delta$  狼的位置，并判断更新后的灰狼个体位置是否符合收敛条件，若符合，则迭代完成，判定出故障区间；若不符合条件，继续重复上述流程。

3 算法仿真算例

以图1所示的含分布式电源的33节点配电网的拓扑结构作为仿真算例，此配电网具有33个节点，改编自IEEE33节点模型。笔者采用Matlab编程软件，按照算法流程编写基算法程序，并在模型中模拟发生单区段故障和多区段故障(多个区段同时发生接地或相间故障)进行模拟测试，参数设定如下：狼群规模为100只，搜索空间维数D设为33，迭代次数MAXMUM设为100次，听力步长的衰减率 $\eta=0.95$ 。

### 3.1 算法仿真结果

仿真结果如表 1 所示。

表 1 33 节点故障定位仿真结果

表 1 中 FTU、DTU 回传信息为 0 表示 FTU、DTU 没有故障电流流过, 1(正向故障电流)与-1(反向故障电流)表示有故障电流流过; 畸变位数则表示

FTU、DTU回传的信息是否丢失,该数为0则代表FTU、DTU信息回传正常,位数为3则代表FTU、DTU信息在回传过程中丢失了3位。通过本次仿真

结果可以看出:无论FTU、DTU回传的信息是否存在丢失现象,无论是单区段还是多区段发生故障,BGWO均能准确迅速地定位故障区间。

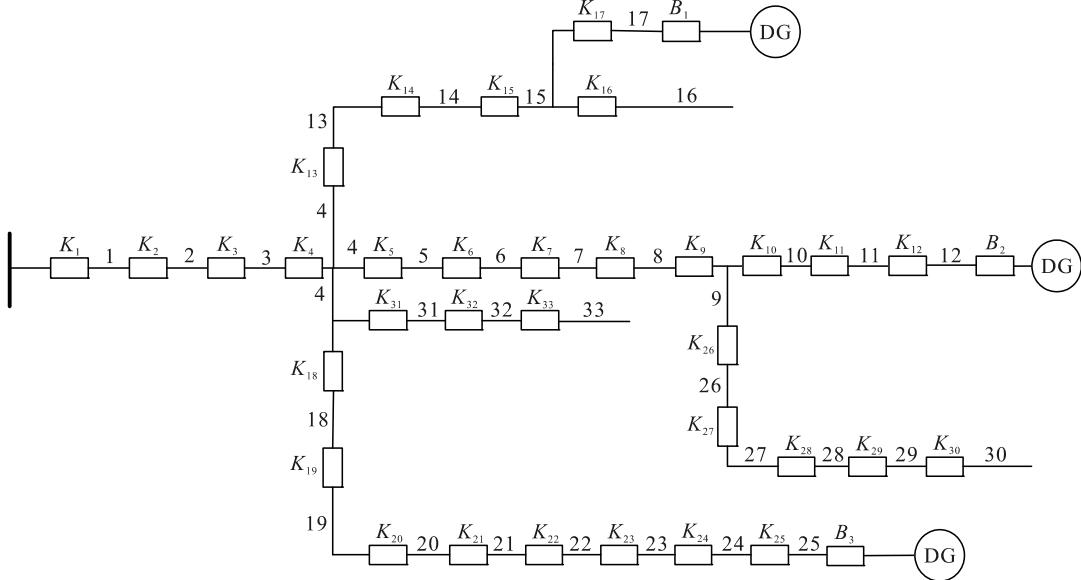


图1 含分布式电源的33节点配电网拓扑结构

例如:假设33节点配电网中的31区段发生故障,区段17末端的DG未并入配电网,并且开关 $K_2$ , $K_3$ , $K_4$ 上FTU、DTU上传的信息发生了畸变,输入的信息值为[1, 0, 0, 0, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, 0, 0, 0, 0, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0],测试结果显示为:00000000000000000000000000000000100,适应度值为5.5,即为配电网区间31发生故障。图2是改进狼群算法在定位故障时生成的迭代曲线,当区段31处发生故障时,最佳适应度值为5.5,从最优值曲线图中可以看出改进狼群算法从开始运行到寻找到最优点仅仅需要10次迭代就可以找出故障区段,可见改进狼群算法收敛速度较快、寻优精确度较高。

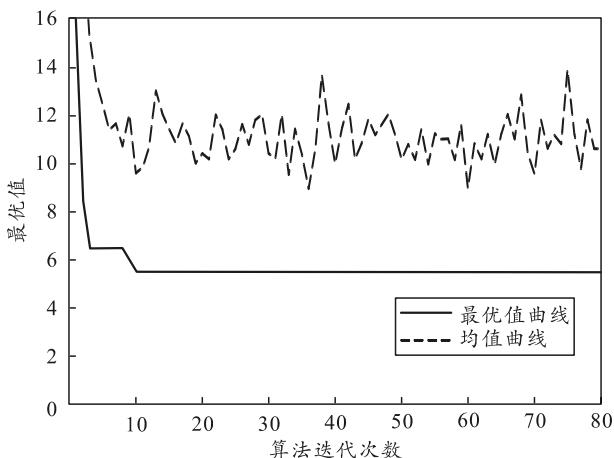


图2 故障定位算法迭代曲线

### 3.2 与其他算法相比较

为保证各个算法之间故障定位能力对比的客观性,以及参考同类型文献关于群体智能算法的种群与迭代次数设置方法,笔者统一设定种群数目设为100,即最大迭代次数设为100次,所有算法中的一致的参数均相同。对GA、GWO、BAS、BGWO、BPSO算法进行故障定位性能测试,故障区段选取6、11、19、20、31,FTU畸变位数设为0,分布式电源默认全部接入配电网即开关系数设置为“1, 1, 1”,并且每种算法均独立连续运行故障定位程序200次,每种算法程序总计运行 $200 \times 5 = 1000$ 次,来测试各个算法的运行稳定性,运行稳定性越高,故障定位的准确率也就越高,具体测试结果如表2。

表2 准确率对比测试

算法	测试目标	平均准确率(1 000次)/%
GA	6、11、19、20、31	93.0
GWO	6、11、19、2、31	90.2
BAS	6、11、19、20、31	97.0
BPSO	6、11、19、20、31	91.3
BGWO	6、11、19、20、31	99.6

通过表2可以看出:GWO在含分布式电源的配电网故障定位中应用时,平均准确率最低,稳定性相对其他算法较差,容易发生误判现象,而产生这种现象的根本原因在于灰狼算法在迭代寻优的过程中陷入了局部最优解或在迭代过程中并没有收

敛；因此，在故障定位中误判的次数也表征着优化算法的收敛性与全局寻优能力，如果误判现象出现的越多，说明该算法全局寻优能力越差收敛性就越差。虽然 BAS 相对来说性能比较优越，但改进 BGWO 则在其他 4 种对比算法中稳定性最好、准确率最高，说明使用天牛须算法优化的灰狼算法极大地提升了其全局寻优能力。

## 4 结束语

通过对分布式电源并网的配电网的故障定位仿真实验，并将 GA、GWO、BAS、BGWO、BPSO 等算法进行寻优能力对比，证明了改进的狼群算法在分布式电源接入的配电网的故障定位中可行且实用，也间接说明了改进狼群的算法可解决自动化领域的其他工程问题；因此，改进狼群算法在实际的工程情景中研究意义深远、应用前景广阔。同样，改进的狼群算法作为一种新的混合算法，还有很多缺点和不足，如何将新的算法混合方案更好地应用在配电网故障定位中，对未来结构更复杂、自动化水平更高的配电网的发展是一个重要研究方向。

(上接第 43 页)

2) 建立装备人-机-环工程评价综合云模型，实现评价结果由定量到定性的量化表征，通过云图和相似度能够更加科学、直观地展示装备人-机-环工程评价结果；

3) 以某型轮式装备为例进行验证，结果表明：该方法能够真实体现装备人-机-环工程评价过程中人员打分的随机性和评价结果的模糊性，较传统的评价方法更具科学性，为装备人-机-环工程评价试验提供一种新的方法。

## 参考文献：

- [1] 尤子平. 舰船人-机-环境系统工程 [J]. 船舶工程, 1989(1): 4-13, 2.
- [2] 山春荣, 曹辉, 刘葆利, 等. 加强武器装备人-机-环境系统工程指标论证研究 [C]//第七届人-机-环境系统工程学术会议. 中国系统工程学会, 2005.
- [3] 苏续军, 汪伟, 于贵波, 等. 基于 AHP 的灰色关联分析在装备人机工程质量评估中的应用 [J]. 四川兵工学报, 2015, 36(9): 53-55, 68.
- [4] 赵祥君, 张鸣, 金晓辉, 等. 战术车辆人机工程评价指标权重研究 [J]. 军事交通学院学报, 2019, 21(1): 38-41.
- [5] 黄官升, 何耀峰, 罗玉萍, 等. 特种车辆人-机-环境系

## 参考文献：

- [1] 沈梓正, 秦立军, 秦承龙. 基于矩阵算法的配电网故障定位 [J]. 黑龙江电力, 2012, 34(2): 100-102.
- [2] 卫志农, 何桦, 郑玉平. 配电网故障区间定位的高级遗传算法 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(4): 4.
- [3] 郭壮志, 陈波, 刘灿萍, 等. 潜在等式约束的配电网遗传算法故障定位 [J]. 现代电力, 2007, 24(3): 5-9.
- [4] 郭壮志. 基于仿电磁学算法的辐射状配电网故障定位 [J]. 现代电力, 2009, 26(5): 37-41.
- [5] 刘蓓, 汪沨, 陈春. 和声算法在含 DG 配电网故障定位中的应用 [J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 280-284.
- [6] 王进强. 含分布式电源的配电网故障定位的应用研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2011.
- [7] 陈磊, 詹跃东, 田庆生. 基于改进二进制灰狼优化算法的配网故障定位 [J]. 电子测量技术, 2019, 12(1): 5.
- [8] 甄永琦, 蒋伟. 改进灰狼算法在配电网故障定位中的应用 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(11): 6.
- [9] FAN Q, HUANG H, LI Y, et al. Beetle Antenna Strategy based Grey Wolf Optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2021: 113882.

统指数理论及应用研究 [C]//人-机-环境系统工程创立 30 周年纪念大会暨人-机-环境系统工程大会. 中国系统工程学会, 2011.

- [6] 山红梅, 周宇, 石京. 基于云模型的快递业物流服务质量评估 [J]. 统计与决策, 2018, 34(12): 39-42.
- [7] 左保龙, 张久星, 徐浩军. 人机环境工程的空管安全性模糊综合评判 [J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(2): 60-64.
- [8] 张鹏飞, 金晓辉. 基于 AHP-EW 的武器装备作战试验指标赋权方法 [J]. 指挥控制与仿真, 2022, 44(1): 127-130.
- [9] 洪志国, 李焱, 范植华, 等. 层次分析法中高阶平均随机一致性指标 (RI) 的计算 [J]. 计算机工程与应用, 2002(12): 45-47, 150.
- [10] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器 [J]. 计算机研究与发展, 1995(6): 15-20.
- [11] 李江龙, 樊燕燕, 李子奇. 基于熵权-云模型的城市群综合承灾度评价 [J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(7): 48-54.
- [12] 刘常昱, 冯芒, 戴晓军, 等. 基于云 X 信息的逆向云新算法 [J]. 系统仿真学报, 2004(11): 2417-2420.
- [13] 许昌林, 王国胤. 实现稳定双向认知映射的逆向云变换算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(7): 634-642.
- [14] 李海林, 郭崇慧, 邱望仁. 正态云模型相似度计算方法 [J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2561-2567.