

[负荷分配]

电力系统经济负荷分配的混沌优化方法研究

文/张恒 张寰

中国能源建设集团江苏省电力设计院有限公司

分析电力系统经济负荷分配的优化指标，研究改进的MSWOA算法在电力系统经济负荷分配中的应用，提出基于混沌映射的初始化策略及非线性收敛因子和惯性权重调节机制，旨在提升算法的全局搜索能力和局部开发能力。仿真实验结果表明，改进的MSWOA算法在系统发电总成本和收敛速度方面均优于传统算法，证明其在电力系统经济负荷分配优化中的优越性。

由于电力系统经济负荷分配问题具有高度复杂性和多约束性，传统优化算法在处理该类问题时，常因全局搜索能力不足而导致收敛速度慢、陷入局部最优解等问题^[1]。因此，研究更加有效的优化算法对电力系统经济负荷分配的全局优化具有重要意义。本文在传统鲸鱼优化算法（Whale Optimization Algorithm, WOA）的基础上，结合混沌映射策略与多智能体系统，提出一种混合策略改进的MSWOA算法，旨在提升算法的全局搜索与局部开发能力，为电力系统经济负荷分配优化提供理论支持和技术保障。

电力系统经济负荷分配指标

电力系统中的经济负荷分配能确保资源的有效利用，其主要指标包括热耗率、供电成本与煤耗率^[2]。热耗率是指单位电能产生所需的热量，电力系统提升机组的热效率以实现更高的经济性。供电成本涵盖发电、传输及配电过程中的燃料成本、运维成本及资本成本等各类成本。合理的经济负荷分配策略能有效降低整体供电成本，进而提升电力系统的经济效益。煤耗率反映单位电能消耗的煤炭量，直接关联着煤炭资源的利用效率。在经济负荷

分配中，这些指标相互关联且共同影响系统的运行效率。

电力系统经济负荷分配的混沌优化方法

1. 优化经济负荷分配问题的数学描述

(1) 成本特性

在电力系统经济负荷分配中，成本特性主要包括发电机的运行成本模型，该模型以多项式函数形式表示^[3]。假设一个电力系统中有 n 台发电机，发电机 i 的运行成本 C_i 可表示为

$$C = \sum_{i=1}^n C_i(P_i) = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (1)$$

式中， P_i 为发电机 i 的输出功率，kW； a_i 、 b_i 和 c_i 分别为该发电机的固定成本、线性成本和二次成本系数。

这一成本模型有效地反映了发电机在不同负荷下的运行成本特征。

(2) 约束条件

发电机的发电功率上下界约束需保证每台发电机的输出功率在其允许的最大和最小范围内。功率守恒约束则确保发电机所提供的总功率与系统的负荷需求相等，即总发电量恰好满足用户需求，维

持电力系统的平衡^[4]。为更全面地描述系统动态特性，还需考虑发电机的启停约束及其调度能力，对于发电机 i 在时间段 t 的功率调度变动可表示为

$$|P_i(t) - P_i(t-1)| \leq R_i \quad (2)$$

式中， R_i 为发电机 i 的最大调度响应能力，kW。

此约束保证发电机在动态调度中能够迅速响应负荷变化，从而增强系统的灵活性。

2. 混合策略改进的MSWOA优化算法

电力系统经济负荷分配问题本质上是一个复杂的多目标、多约束非线性优化问题，具有高度复杂性和多解空间特性^[5]。传统优化算法中的遗传算法和粒子群优化在处理该类问题时，易受初始解和搜索路径的影响，而电力系统负荷分配中多种非线性指标与约束，这使得传统算法难以兼顾全局搜索与局部优化^[6]。因此，本研究引入混合策略改进的多智能体鲸鱼优化算法（Modified Strategy Whale Optimization Algorithm, MSWOA）。该算法模拟了鲸鱼在海洋中觅食和群体合作的行为，能够有效搜索解空间，并在全局最优解附近进行局部搜索。MSWOA算法的混沌策略和多智能体系统可以均匀覆盖解空间，防止算法陷入局部最优，以提高种群多样性与收敛速度。

MSWOA算法中，鲸鱼的捕食行为根据位置更新公式描述。设鲸鱼个体的位置为 $X(t)$ ，目标猎物的位置为 X^* ，则鲸鱼的下一代位置 $X(t+1)$ 更新公式为

$$X(t+1) = X^* - A|CX^* - X(t)| \quad (3)$$

式中， $|CX^* - X(t)|$ 为当前个体位置与目标位置之间的距离； A 和 C 分别为系数向量，定义为

$$\begin{aligned} A &= 2ar - a \\ C &= 2r \end{aligned} \quad (4)$$

式中， a 为递减系数，随迭代次数逐渐减少，以控制搜索范围的收缩； r 为 $[0, 1]$ 之间的随机数，用于调节鲸鱼的搜索方向与强度。

鲸鱼在捕食过程中还会沿螺旋路径逼近目标位置。螺旋更新公式有助于再保证在局部搜索时，仍能对解空间进行全局探索，从而提高算法的全局搜索能力与最优解的稳定性。螺旋更新公式为

$$X(t+1) = X^* - X(t)le^{bl}\cos(2\pi l) + X^* \quad (5)$$

式中， b 为常数，用于定义螺旋的对数螺线形状； l 为随机数，取值范围为 $[-1, 1]$ ，用于控制螺旋路径

的随机性。

(1) 帐篷映射初始化种群

在MSWOA算法中，若种群初始化不合理会导致解空间探索不充分，陷入局部最优，影响最终优化结果。帐篷映射能生成遍历性好、分布均匀的初始种群，从而提升算法的全局搜索能力与收敛性能。帐篷映射函数的表达式为

$$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{x_k}{a}, & \text{if } x_k < a \\ \frac{1-x_k}{1-a}, & \text{if } x_k \geq a \end{cases} \quad (6)$$

式中， x_k 为第 k 代种群的位置； a 为帐篷映射的控制参数（取 $a=0.5$ ），它控制了映射的混沌行为。

经过不断迭代，映射函数生成均匀分布于 $[0, 1]$ 区间的种群位置。

根据帐篷映射函数生成的初始种群位置 x_{k+1} ，将其映射到电力系统经济负荷分配的解空间中。假设每个种群个体 i 的输出功率范围为 $[P_{i_{\min}}, P_{i_{\max}}]$ ，则个体 i 的功率值 P_i 可表示为

$$P_i = P_{i_{\min}} + x_{k+1} \cdot (P_{i_{\max}} - P_{i_{\min}}) \quad (7)$$

式中， $P_{i_{\min}}$ 和 $P_{i_{\max}}$ 分别为个体 i 的最小和最大输出功率值。

按照以上步骤，为每个发电机生成初始输出功率，并将所有发电机的初始功率值组合形成初始种群矩阵，再对生成的初始种群矩阵进行适应度评估，利用目标综合函数进行评价，选择适应度值较高的个体作为种群初始解。

(2) 非线性收敛因子和惯性权重

引入非线性收敛因子和惯性权重可以更好地平衡算法的全局搜索与局部开发能力，提升优化准确度和效率。为避免传统线性收敛因子导致的早期收敛或后期搜索不足，非线性收敛因子被引入，使得搜索过程更加灵活。非线性收敛因子的定义为

$$a(t) = a_{\max} \left(1 - \left(\frac{t}{T} \right)^\beta \right) \quad (8)$$

式中， $a_{\max}$ 为初始收敛因子的最大值； t 为当前迭代次数； T 为最大迭代次数； β 为非线性控制参数，取值为大于1的常数。

该公式表明，随着迭代次数的增加，收敛因子 $a(t)$ 非线性减小，控制了算法在早期阶段进行大范围全局搜索，后期逐步转为精细的局部搜索。当 β

增大时，非线性减小的速度加快，有利于更快的收敛。

惯性权重可以控制粒子或个体更新速度的参数，它决定了个体在解空间中的搜索路径。对于MSWOA算法，引入惯性权重以平衡算法的探索和开发能力。惯性权重根据以下非线性递减公式描述

$$w(t) = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \left(\frac{t}{T} \right)^{\alpha} \quad (9)$$

式中， $w(t)$ 为第 t 次迭代的惯性权重； $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为最大和最小惯性权重； t 为当前迭代次数； T 为最大迭代次数； α 为控制惯性权重的非线性系数。

3. 优化后经济分配流程

图1为基于改进MSWOA算法的经济负荷优化分配流程图。由图1可知，首先，设置发电机功率上下限、功率守恒约束及煤耗率等算法变量参数，并利用混沌映射策略生成初始种群。混沌映射的引入有效规避电力系统经济负荷分配中因非线性约束条件导致的局部最优陷阱。随后，基于每个发电机

的目标综合函数，对各个体进行适应度评估。适应度值越小，表示对应负荷分配方案的供电成本和煤耗率越低，经济效益和环境效益越优。根据适应度值选择最优个体位置，更新全局最优解。若种群中个体的适应度方差 σ^2 小于设定的阈值 ε ，则执行变异操作。变异操作是扰动当前最优解，以生成新的解以打破种群趋同状态，避免电力系统负荷分配优化过程中陷入局部最优。当变异操作完成后，判断全局最优位置是否在较长时间内无显著变化。若满足条件，则认为算法已收敛，输出当前最优负荷分配方案。若未达到终止条件，则更新各个体位置，并继续迭代，直至满足收敛准则。

仿真分析

1. 测试环境

在本研究中，仿真试验采用MATLAB R2021a仿真平台进行实现。数据集包括10台发电机组的发电功率、煤耗率、热耗率、供电成本和环境污染排放等，共计500组数据样本。每组数据包括发电机组在不同负荷条件下的实际运行参数，用于构建优化模型时的输入数据集。实验中，最大迭代次数设置为500次，且为了比较MSWOA算法的优化性能，采用传统遗传算法（GA）和粒子群算法（PSO）作为对比算法，根据系统总供电成本和收敛速度等指标进行评估。

2. 测试步骤

首先，将采集到的数据分为训练集和测试集，其中70%的数据用于模型训练及算法参数的调优，剩余30%的数据用于验证算法的泛化性能。每个算法均采用相同的数据集进行测试，以保证对比结果的公平性。其次，在MATLAB环境中搭建电力系统经济负荷分配模型，设定每台发电机组的上下界功率约束及目标综合函数。接着，采用混沌映射策略由帐篷映射生成初始解集。再由基于MSWOA算法的非线性收敛因子和惯性权重策略，逐步迭代更新各发电机组的输出功率，并计算适应度值。在每次迭代后进行变异操作与局部搜索。判断是否满足终止条件，输出最优负荷分配方案。

另外，遗传算法则采用标准GA流程，每次迭代时根据适应度值选择适应度较高的个体进行交叉操作，以生成下一代种群；粒子群优化算法则调整每

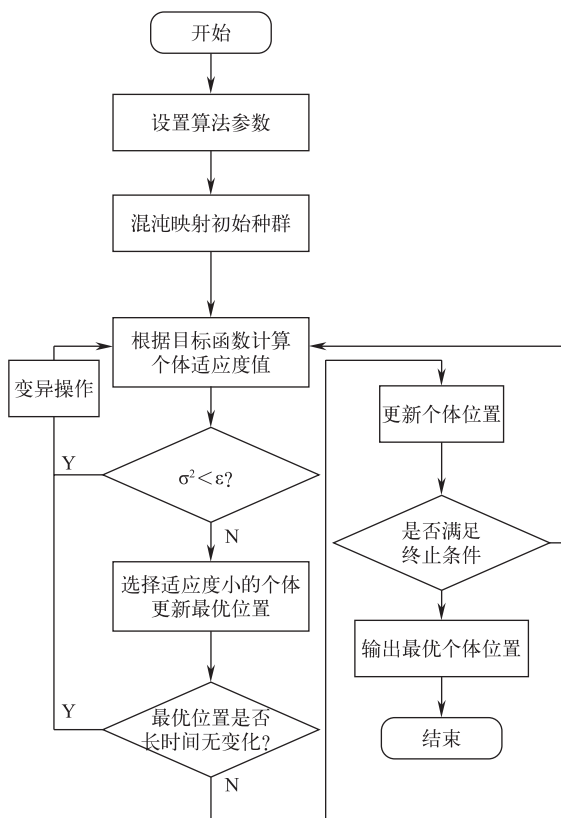


图1 基于改进MSWOA算法的经济负荷优化分配流程图

个粒子的位置和速度来搜索最优解，每个粒子的位置代表一个负荷分配方案，速度代表粒子在解空间中的搜索方向，且更新公式中引入全局最优和局部最优的加权因子，以调节粒子的搜索路径。

最后，利用剩余30%的数据进行模型测试，比较不同算法在系统发电总成本、煤耗率及热耗率等指标上的表现。

3. 仿真结果分析

图2为不同算法的系统发电总成本变化曲线。由图2可知，MSWOA算法在早期迭代阶段能够迅速降低系统总供电成本，并在约30次迭代后达到局部最优解，而传统遗传算法和粒子群算法的收敛速度较慢，且最终结果的优化精度不如MSWOA算法。进一步分析，MSWOA算法的系统发电总成本也比传统遗传算法和粒子群算法低，表明该算法在复杂电力系统经济负荷分配优化中具有更高的收敛速度和更优的优化效果。

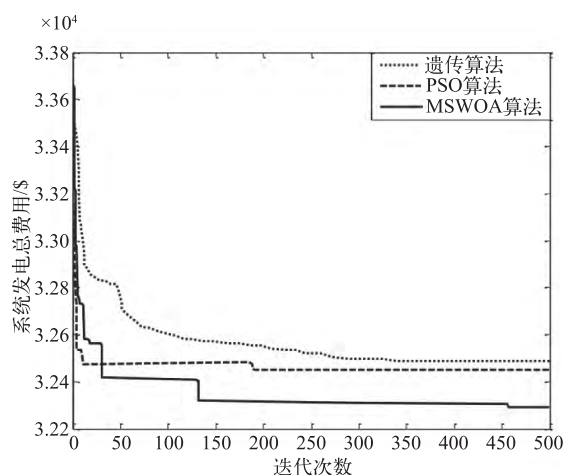


图2 仿真对比结果

结束语

综上所述，本文提出的混合策略改进的MSWOA算法，通过引入混沌映射策略，实现种群的均匀初始化，从而提升全局搜索能力；非线性收敛因子和惯性权重的引入，使得算法在不同迭代阶段能够动态平衡全局探索与局部开发，从而提高收敛准确度。仿真实验结果表明，MSWOA算法在系统发电总成本和收敛速度方面均优于传统遗传算法和粒子群优化算法，有效避免陷入局部最优解的情况。EA

(收稿日期：2024-10-21)

参考文献

- [1] 李国成，黄春兴，甘德俊，等．改进的蜉蝣优化算法的经济负荷分配[J]．皖西学院学报，2023，39(6)：86-94．
- [2] 纪代颖．新型电力系统微电网能量管理系统研究[J]．光源与照明，2023(3)：233-235．
- [3] 张欣，庄园，宁学玲，等．基于群体智能算法的电力台区数据分析技术[J]．计算技术与自动化，2022，41(2)：87-91．
- [4] 王有山，刘诗宁，杨洋．基于遗传算法的微网能量优化管理策略[J]．云南电力技术，2022，50(3)：25-30，35．
- [5] 马健，李海明，李鑫．基于改进差分进化鲸鱼算法的经济负荷分配[J]．计算机技术与发展，2022，32(3)：132-138．
- [6] 牟柯昱，司凤琪，邵壮，等．基于分位数回归的厂级自适应经济负荷分配[J]．热能动力工程，2021，36(11)：164-172．

