

• 水工岩石力学 •

DOI:10.12454/j.jsuese.202400699



本刊网刊

梯级泵站优化调度模型参数敏感性分析及其求解算法改进

刘小莲¹, 李贞蓉¹, 王雪妮¹, 翟宇¹, 张雷克^{1*}, 郭维维¹, 田雨²

(1. 太原理工大学水利科学与工程学院, 山西太原 030024; 2. 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100038)

摘要:为提高梯级泵站运行效率、大力推进双碳建设,以碳排放量最小为目标建立了梯级泵站优化调度模型,并采用 Sobol 方法分析了各级泵站扬程及各机组流量对梯级泵站碳排放量的敏感性,探索了决策变量对目标函数的量化影响,同时,提出了一种基于改进龙格库塔算法(TRUN)的优化调度方法。TRUN 在继承龙格库塔优化算法(RUN)精于探索特性的基础上,针对其初始种群位置分布不均匀,采用 Tent 混沌映射着重加强了算法的初始种群探索能力,以加快算法的收敛速度及解的精度,同时,采取 Tent 边界映射策略进行边界处理,以提高算法的寻优效率。利用 TRUN、RUN、基于 Tent 映射的粒子群算法(TPSO)、粒子群算法(PSO)、基于 Tent 映射的遗传算法(TGA)和遗传算法(GA)计算包含单峰、多峰、固定维多峰 6 个标准测试函数的均值与标准差,上述算法分别占有 4、2、0、0、1、0 个最优解,验证了 TRUN 寻优的优越性。在此基础上,以某 3 级泵站工程为例,通过 Sobol 方法定量确定了系统参数敏感性,其顺序由大到小依次为:第 1 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站内各机组通过流量、第 1 级泵站扬程、第 3 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站扬程、第 3 级泵站扬程,可为该工程日常运行决策提供建议。将 TRUN 用于该工程优化调度求解,计算结果表明,与现状运行方案相比,TRUN 计算所得方案可降低碳排放量 249 485 kg/a,且优于利用 RUN、TPSO、PSO、TGA、GA 所得优化结果。所提方法能够很好地服务于梯级泵站的优化运行。

关键词:改进龙格库塔算法;梯级泵站;优化调度;碳排放;敏感性分析

中图分类号:TV675

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2026)01-0121-12

为优化水资源时空分布、推动区域经济发展,中国兴建了大量的梯级泵站调水工程。在“双碳”战略目标实施背景下,围绕梯级泵站调水工程深入推进低碳化运行管理,对促进中国生态质量提升、助力“双碳”战略目标落地具有重要意义。然而,受设计标准低、工程管理薄弱和各建筑物间水力联系复杂等因素制约,梯级泵站运行中往往存在系统效率偏低、能耗损失较大、碳排放量大等问题。因此,开展优化调度和敏感性分析研究,实现梯级泵站精确建模、高效求解,对提升系统运行效率、降低能耗、提高运行管理水平至关重要。

目前,梯级泵站优化问题研究主要集中于模型的构建及求解方面。模型的构建多以费用最小^[1]、能耗最低^[2]、效率最高^[3]等为目标,取得了良好的经济节能效

果。近年来,气候变化导致海平面逐年上升,全球生态平衡面临严峻挑战,“双碳”战略目标的提出对实现碳循环平衡及应对全球气候变化有重要意义。关于碳排放量的研究已在城市能源^[4-7]、综合能源系统^[8-10]、交通运输^[11-12]等领域展开,同时,在水利方面^[13]也有所涉及。然而,现有梯级泵站调度模型围绕系统碳排放量的优化研究尚未见报道。模型求解方法包含传统数学方法及启发式算法。采用具有代表性的线性规划、非线性规划、动态规划等传统数学方法时易陷入维数灾,同时,面临计算时间长等问题。启发式算法能克服上述缺点,为调水工程模型求解提供了一种新思路,如灰狼算法(GWO)与 PSO 等已成功应用于梯级泵站流量扬程优化及运行泵机组台数优化等问题^[3,14]。然而,各启发式算法均存在优缺点,GWO 算法调节参数

收稿日期:2024-09-02 修回日期:2024-09-23 网络出版日期:2024-09-29

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52379091);山西省基础研究计划项目(202203021222112);山西省水利技术研究推广补助项目(2024GM21)

作者简介:刘小莲(1991—),女,讲师.研究方向:梯级泵站优化调度. E-mail:liuxiaolian@tyut.edu.cn

*通信作者:张雷克,教授, E-mail:zhangleike@tyut.edu.cn

少,但稳定性较差;PSO虽收敛速度快,但求解时易陷入局部最优。因此,不断寻求优势算法或针对算法缺陷做出改进,是求解该类工程模型的必然方向。龙格库塔优化算法(RUN)^[15]是基于龙格库塔方法中计算坡度的概念,并根据群体优化算法逻辑所创建的一种群智能优化算法。与其他元启发式算法相比,RUN所特有的增强求解质量策略,可有效提高算法寻优能力、加快收敛速度。目前,该算法不仅广泛应用于电气、环境及生物医学^[16-18]等领域,而且在水库优化调度、水库发电优化方面也有成功的应用背景^[19-20]。鉴于RUN具有原理简单、参数少和寻优能力强等优点,且已被成功应用于类似水利工程优化问题,因此,其在梯级泵站优化调度领域具备显著的研究潜力和发展前景。

为进一步阐明系统模型运行的特征规律及敏感性,一些学者还开展了调水工程优化模型敏感性分析。Thomas等^[21]采用枚举法对输配水模型分段线性段数与水网规模进行评估。Atashin等^[22]使用散点图、分位数-分位数(Q-Q)图、残差直方图和自相关函数计算了供水管网模型参数敏感性。杜梦盈等^[23]采用LH-OAT全局敏感性方法分析了梯级泵站河道蓄量的敏感参数。然而,上述研究主要集中于定性分析,未能充分反映各优化参数对于梯级泵站运行的量化影响,需要进一步寻求梯级泵站安全、高效、节能的运行方案。

综上,为助力实现“双碳”战略目标,首先,本文以碳排放量最小为目标建立模型,并引入RUN求解模型。其次,针对梯级泵站优化调度中缺乏敏感性的定量分析,利用Sobol全局敏感性方法定量分析了各敏感参数对梯级泵站系统碳排放量的影响。再次,针对RUN存在的初始种群多样性不足及个体易陷入系统边界处导致的局部最优问题,提出了一种基于Tent混沌映射的TRUN优化调度方法,并通过基准测试函数验证了TRUN的寻优性能。最后,以某3级串联泵站为例,利用Sobol方法定量确定了系统参数敏感性排序,可为泵站系统的日常运行提供决策依据。将TRUN方法用于该工程优化调度求解,通过与现状运行方案、基于RUN、TPSO、PSO、TGA及GA优化方法所得方案对比,验证了TRUN优化方法的有效性及其可行性,为提升梯级泵站运行效率、推进低碳建设提供有益借鉴。

1 梯级泵站优化调度模型

梯级泵站碳排放量多集中于稳态运行期间,主要受泵站引水总流量、各级泵站扬程及各机组运行效率的影响。以输水渠道和各级泵站作为主体,综合考虑

输调水需求、机组运行特性及系统内水力联系等约束条件,将梯级泵站碳排放量最小化作为优化目标,建立双层嵌套式梯级泵站优化调度模型,模型结构如图1所示。对于这类大系统优化问题,总体优化有一定的挑战,通过构建分解协调模型可有效求解该类问题,故本文将梯级泵站系统分解成相对独立且相互关联的双层(分解、协调)优化调度模型。在分解级,通过随机分配各级泵站扬程计算值对分解后的各单级泵站进行优化求解,将单级泵站站内流量分配作为协调级,如此反复地与分解级交换信息,以保证可求得最优解。同时,考虑到渠道线性特征明显,采用1维水力学模型计算梯级泵站内各泵站间渠道水头损失。此外,利用Sobol方法分析各参数敏感性排序,从而确定所需优化的决策变量,以更好地指导梯级泵站低碳运行决策。

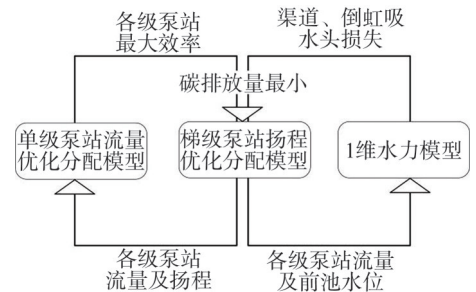


图1 双层嵌套式梯级泵站优化调度模型结构

Fig. 1 Structure of the optimal scheduling model of double-layer nested cascade pumping stations

1.1 梯级泵站扬程优化分配模型

以梯级泵站碳排放量最小为目标,考虑水力平衡及各级泵站进、出水池水位等约束条件,建立梯级泵站扬程优化分配模型。

1.1.1 目标函数

以最小化 m 级梯级泵站碳排放量 E_{cascade} 为目标:

$$\min E_{\text{cascade}} = E_F \times 9.81 \times 24 \times \left(\sum_{j=1}^m \frac{Q_{\text{total}} H_j}{\eta_{\max, j}} \right) \quad (1)$$

式中: E_F 为电量消耗对应碳排放量系数; Q_{total} 为泵站系统所通过流量; H_j 为第 j 级泵站扬程值, $j=1,2,\dots,m$; $\eta_{\max, j}$ 为单级泵站运行效率 η_j 的最大值,由单级泵站流量优化分配模型计算可得。

1.1.2 约束条件

1)水力平衡约束。各级泵站的扬程之和为:

$$\sum_{j=1}^m H_j = H_{\text{total}} + \sum_{j=1}^{m-1} h_{j,j+1} \quad (2)$$

式中: $h_{j,j+1}$ 为第 j 级泵站与第 $j+1$ 级泵站间渠道水头损失; H_{total} 为泵站系统所提升总扬程,计算式为:

$$H_{\text{total}} = Z_{m, \text{out}} - Z_{1, \text{in}} \quad (3)$$

式中, $Z_{m,out}$ 为末级泵站出水池水位, $Z_{1,in}$ 为首级泵站前池水位。

2) 单级泵站扬程约束。考虑机组的高效运行及安全运行, 对各单级泵站扬程 H_j 做如下约束:

$$H_{j,min} \leq H_j \leq H_{j,max} \quad (4)$$

式中, $H_{j,min}$ 、 $H_{j,max}$ 分别为第 j 级泵站的最小和最大扬程

3) 泵站前池水位约束。前池水位过高或者过低, 均会影响机组的运行效率。根据设计及实际运行情况, 第 j 级泵站前池水位 $Z_{j,in}$ 应满足其控制范围:

$$Z_{j,inmin} \leq Z_{j,in} \leq Z_{j,inmax} \quad (5)$$

式中, $Z_{j,inmin}$ 、 $Z_{j,inmax}$ 分别为第 j 级泵站前池允许最低、最高运行水位。

4) 泵站出水池水位约束。出水池水位和前池水位一样, 也会影响机组效率。第 j 级泵站出水池水位 $Z_{j,out}$ 亦须满足其控制范围:

$$Z_{j,outmin} \leq Z_{j,out} \leq Z_{j,outmax} \quad (6)$$

式中, $Z_{j,outmin}$ 、 $Z_{j,outmax}$ 分别为第 j 级泵站出水池允许最低及最高运行水位。

1.2 单级泵站流量优化分配模型

在各台机组稳态运行时, 泵站运行效率由调水流量、提升扬程和运行机组台数 n 共同决定。在满足流量平衡、单泵运行范围约束条件下, 建立如下的单级泵站流量优化分配模型。

1.2.1 目标函数

以单级泵站运行效率最大化为目标函数:

$$\max \eta_j = \frac{Q_{total} H_j}{\sum_{k=1}^n Q_{j,k} H_j} \quad (7)$$

式中, $Q_{j,k}$ 、 $\eta_{j,k}$ 分别为第 j 级泵站第 k 个机组的流量和效率, $k=1, 2, \dots, n$ 。

1.2.2 约束条件

1) 流量平衡约束条件。每台机组的流量之和应等于泵站总提水流量:

$$Q_{total} = \sum_{k=1}^n Q_{j,k} \quad (8)$$

2) 单泵流量运行范围约束条件。依据机组特性, 在一定的扬程范围内, 机组的流量存在运行范围约束:

$$Q_{j,k,min} \leq Q_{j,k} \leq Q_{j,k,max} \quad (9)$$

式中, $Q_{j,k,min}$ 、 $Q_{j,k,max}$ 分别为第 k 台机组的最小、最大允许通过流量。

1.3 1维水力模型

1维水力模型采用圣维南方程组构建, 同时, 利用 Preissmann 四点时空偏心格式对方程组进行离散, 并

使用双扫描法求解^[24]。

1.4 参数敏感性分析

Sobol 敏感性分析法^[25]是具有代表性的全局敏感性分析方法之一, 其基于方差分解理论, 通过计算单个输入参数或输入参数集的方差对总输出方差的影响来分析参数的重要性及各参数之间的交互效应。利用 Sobol 敏感性分析方法确定敏感性指标时, 需要先确定敏感性参数个数 D 及控制种群大小 N , 具体步骤如下:

1) 生成样本矩阵。由样本矩阵给出种群 N 各个体对应的参数值, 形成 $N \times 2D$ 的矩阵。

2) 分割样本矩阵。将生成矩阵的前 D 列分割为矩阵 A , 后 D 列作为矩阵 B 。

3) 计算模型输出值。根据 A 、 B 样本矩阵输入值分别计算输出矩阵 Y_A 、 Y_B 。

4) 计算变量 X_i 对模型的总效应指数 S_{Ti} :

$$S_{Ti} = \frac{D(Y) - D_{X_i}(E_{X_i}(Y | X_i))}{D(Y)} \quad (10)$$

式中, $D(Y)$ 为系统输出的总方差, $D_{X_i}(E_{X_i}(Y | X_i))$ 为 X_i 对模型的影响。

2 基于改进龙格库塔优化算法的梯级泵站优化调度方法

2.1 RUN

RUN 是 Ahmadianfar 等^[15]在 2021 年受龙格库塔方法启发提出的一种群体优化算法。该算法更新机制由龙格库塔搜索机制和增强求解质量两部分组成。

2.1.1 龙格库塔搜索机制

在每次迭代中, RUN 采用 4 阶龙格库塔计算方法更新当前解决方案, 更新公式为:

$$\mathbf{x}_{new1} = \begin{cases} (\mathbf{x}_b + A\mathbf{x}_b) + \mathbf{B} + C(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}_b), r_d < 0.5; \\ (\mathbf{x}_d + A\mathbf{x}_d) + \mathbf{B} + C(\mathbf{x}_{a1} - \mathbf{x}_{a2}), r_d \geq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

式中, \mathbf{x}_{new1} 为新生成的第 1 个解决方案, r_d 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数, \mathbf{x}_{a1} 和 \mathbf{x}_{a2} 分别为种群 N 中的两个随机解, \mathbf{x}_b 、 \mathbf{x}_d 、 A 、 B 、 C 均为参数。

参数 \mathbf{x}_b 和 \mathbf{x}_d 由式 (12)、(13) 得到:

$$\mathbf{x}_b = \alpha \mathbf{x}_m + (1 - \alpha) \mathbf{x}_{a1} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_d = \alpha \mathbf{x}_{best} + (1 - \alpha) \mathbf{x}_{cbest} \quad (13)$$

式 (12)、(13) 中, α 为 $(0, 1)$ 范围内的随机数, \mathbf{x}_{best} 为迄今为止最好的解决方案, \mathbf{x}_{cbest} 为当前迭代中获得的最佳位置。

参数 A 、 B 和 C 分别表示如下:

$$\begin{cases} A = uS_F e, \\ B = S_F S_M, \\ C = \omega r_{nd} \end{cases} \quad (14)$$

式中: u 为值为 1 或 -1 的整数; e 为 [0,2] 范围内随机数; r_{nd} 为具有正态分布的随机数; S_F 用于在探索 and 开发之间提供适当平衡, $S_F = 2(0.5 - r_d)\mu$; $\omega = 0.5 + 0.1r_{nd}$; $\mu = 20 \exp\left(-12r_d \cdot \frac{I_t}{I_{t,max}}\right)$, 其中, I_t 为当前迭代次数, $I_{t,max}$ 为最大迭代次数; S_M 的计算式为:

$$S_M = \frac{1}{6}(\mathbf{x}_{RK})\Delta x \quad (15)$$

式中: $\Delta x = 2r_d |S|$, 其中, S 为步长, $S = r_d((\mathbf{x}_{bs} - r_d \mathbf{x}_{avg}) + \delta)$, $\delta = r_d(\mathbf{x}_m - r_d(U - L)) \exp\left(\frac{-4I_t}{I_{t,max}}\right)$, U 和 L 分别为决策变量的上界和下界, \mathbf{x}_{avg} 为每次迭代时解的平均值; \mathbf{x}_{RK} 的计算式如下:

$$\mathbf{x}_{RK} = \mathbf{k}_1 + 2\mathbf{k}_2 + 2\mathbf{k}_3 + \mathbf{k}_4 \quad (16)$$

式中: $\mathbf{k}_1 = \frac{r_d \mathbf{x}_{ws} - v \mathbf{x}_{bs}}{2\Delta x}$, 其中, $v = \text{round}(1 + r_d) \times (1 - r_d)$, \mathbf{x}_{ws} 和 \mathbf{x}_{bs} 分别为最坏和最好的解决方案, $\text{round}(\cdot)$ 函数用于实现数字的四舍五入; $\mathbf{k}_2 = (r_d(\mathbf{x}_{ws} + r_1 \mathbf{k}_1 \Delta x) - (v \mathbf{x}_{bs} + r_2 \mathbf{k}_1 \Delta x)) / 2\Delta x$, r_1 和 r_2 分别为 [0,1] 范围内两个随机数; $\mathbf{k}_3 = (r_d(\mathbf{x}_{ws} + \frac{1}{2} r_1 \mathbf{k}_2 \Delta x) - (v \mathbf{x}_{bs} + \frac{1}{2} r_2 \mathbf{k}_2 \Delta x)) / 2\Delta x$, $\mathbf{k}_4 = (r_d(\mathbf{x}_{ws} + r_1 \mathbf{k}_3 \Delta x) - (v \mathbf{x}_{bs} + r_2 \mathbf{k}_3 \Delta x)) / 2\Delta x$.

2.1.2 增强求解质量

为增强求解质量, 同时避免计算陷入局部最优, RUN 使用增强求解质量机制 (ESQ) 来保证每个求解方案朝更好的位置移动。在 $r_d < 0.5$ 时, 更新公式为:

$$\mathbf{x}_{new2} = \begin{cases} \mathbf{x}_{ESQ} + \lambda \rho |(\mathbf{x}_{ESQ} - \mathbf{x}_{avg}) + \mathbf{n}_{rand}|, \rho < 1; \\ (\mathbf{x}_{ESQ} - \mathbf{x}_{avg}) + \lambda \rho |D + \mathbf{n}_{rand}|, \rho \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: \mathbf{x}_{new2} 为新生成的第 2 个方案; 参数 $D = 2r_d \mathbf{x}_{ESQ} - \mathbf{x}_{avg}$; $\rho = m_r \exp\left(-5r_d \cdot \frac{I_t}{I_{t,max}}\right)$, m_r 为 (0,2) 范围内的随机数; 均值 $\mathbf{x}_{avg} = \frac{\mathbf{x}_{a1} + \mathbf{x}_{a2} + \mathbf{x}_{a3}}{3}$; ESQ 机制 $\mathbf{x}_{ESQ} = \phi \mathbf{x}_{avg} + (1 - \phi) \mathbf{x}_{best}$, ϕ 为 [0,1] 范围内的随机数; \mathbf{n}_{rand} 为与 \mathbf{x}_{ESQ} 维度一致的随机矩阵, 其中每个元素均服从标准正态分布; λ 为一个整数, 取值为 1, 0 或 -1。

由于 ESQ 机制可能并未寻得优于历史的解决方案, 因此, 当 $r_d < \rho$ 时, 会再创建一组新的解决方案:

$$\mathbf{x}_{new3} = S_F(r_d \mathbf{x}_{RK} + (2r_d \mathbf{x}_{bs} - \mathbf{x}_{new2})) + (\mathbf{x}_{new2} - r_d \mathbf{x}_{new2}) \quad (18)$$

式中, \mathbf{x}_{new3} 为新生成的第 3 个解决方案。

2.2 改进 RUN

在随机生成初始种群时, 原始 RUN 算法常因个体位置分布不均匀而产生搜索盲区, 降低了该算法的搜索性能, 甚至会使算法陷入局部最优, 出现早熟^[26]。因

此, 本文采用 Tent 混沌映射对种群进行初始化, 从而增强了 RUN 初始种群多样性及收敛速度。

2.2.1 龙格库塔搜索机制混沌初始化

混沌映射具有遍历性、随机性和规律性等特点, 先利用映射关系产生 [0,1] 的混沌序列, 再将混沌序列转化到个体的搜索空间, 优化种群个体的初始位置分布。通常情况下, 被用于初始化种群的混沌映射包括 Tent、Logistic、双峰映射等。相较于 Logistic 映射, Tent 结构简单, 具有良好的遍历均匀性, 有助于算法跳出局部最优值, 进而增强算法的寻优能力。其映射方程^[26]为:

$$x_l = \begin{cases} 2x_l^d, 0 \leq x_l^d \leq 1/2; \\ 2(1 - x_l^d), 1/2 < x_l^d < 1 \end{cases} \quad (19)$$

式中, x_l 为计算初始化方案的系数, x_l^d 为混沌序列 \mathbf{x}^d 中的元素。经过 Tent 映射处理后生成初始化种群为:

$$x_{n,l} = L_l + x_l(U_l - L_l) \quad (20)$$

式中, $x_{n,l}$ 为第 l 个变量的初始化参数值, L_l 和 U_l 分别为第 l 个变量的下界和上界, $l = 1, 2, \dots, n$ 。

2.2.2 Tent 映射边界处理

在 RUN 算法中, 当所生成的个体值超出既定边界时, 常采用式 (21) 将边界外的值约束至边界:

$$x_{n,l} = \begin{cases} U_l, x_{n,l} > U_l; \\ L_l, x_{n,l} < L_l \end{cases} \quad (21)$$

为避免个体在边界处的大量聚集, 本文采用 Tent 混沌映射, 当个体超出边界时, 利用式 (19)、(20) 在可行域内重新生成种群个体。

相较于 RUN 算法, 随机边界处理策略可增加种群多样性, 有效规避边界聚集现象的发生, 解决系统边界处局部最优的问题, 进而提升算法的全局搜索能力。

2.2.3 算法性能测试

为验证 TRUN 算法的寻优性能, 本文选取 Schwefel 2.21 (f_1)、Rosenbrock (f_2)、Schwefel (f_3)、Rastrigin (f_4)、Hartman (f_5)、Shekel (f_6) 6 个函数为基准测试函数^[27], 其中, f_1, f_2 为单峰函数, f_3, f_4 为多峰函数, f_5, f_6 为固定维多峰函数, 如表 1 所示, 所有函数中的变量含义参考文献 [27]。

在工程优化领域, PSO、GA 因具有良好的全局搜索能力和鲁棒性而被广泛采用。为系统验证 TRUN 算法的性能优势, 选取经典算法 PSO、GA 及原始 RUN 算法作为基础对比算法; 并且, 为确保对比的公平性与结果的可解释性, 对 PSO、GA 采取同样的 Tent 混沌映射初始化策略, 改进形成 TPSO、TGA 算法, 进行综合性能对比分析。

表 1 测试函数

Tab. 1 Benchmark functions

函数	维度	范围	最优值
$f_1(x) = \max(x_i , 1 \leq i \leq n)$	30	[-100,100]	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30,30]	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500,500]	-12 569.5
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[-5.12,5.12]	0
$f_5(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp\left(-\sum_{j=1}^6 a_{ij}(x_j - p_{ij})^2\right)$	6	[0,1]	-3.32
$f_6(x) = -\sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	[0, 10]	-10.153 2

计算参数设置如下:搜索种群数为 30,最大迭代次数为 500,每个基准函数运行 30 次;PSO 算法的学习因子 $c_1=c_2=2$,惯性权重 ω_1 初始值为 0.9,按照迭代次数线性递减到 0.4。

分别利用 TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA、GA 这 6 种算法对基准测试函数 $f_1 \sim f_6$ 进行 30 次独立计算,得到均值、标准差、双样本 T 检验(简称 T 检验)计算

结果,如表 2 所示。表 2 中,括号外的数值为计算值,括号中的“1”表示该算法明显更优,括号中的“0”表示该算法无差异,括号中的“-1”则表示该算法明显较差。

由表 2 可知:经 T 检验,TRUN、TPSO、TGA 相对于其原始算法(RUN、PSO、GA),在测试函数计算中分别获得了 3 个(3 个函数计算精度分别提升 96.9%、47.2%、1.5%)、1 个(该函数计算精度提升 30.4%)、1 个(该函数计算精度提升 1.3%)函数计算更优值。由此可见,Tent 混沌映射初始化策略对提升算法的计算精度具有重要的作用,其中,对 RUN 算法的性能提升效果最为显著。在针对 6 个测试函数的均值求解中,TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA、GA 算法分别获得 4、2、0、0、1、0 个最优解。TRUN 在测试函数 f_1 、 f_3 的均值计算结果稍显逊色,但其在单峰测试函数 f_1 的双样本 T 检验结果与 RUN 相当,且优于其他对比算法;TRUN 在多峰测试函数 f_3 计算的均值与 TGA 计算的均值仅相差 1%,且优于其他算法所得结果。由此表明,TRUN 算法在计算求解精度方面具有优越性。此外,TRUN 算法在所有测试函数中的标准差表现优于大多数对比算法,进一步验证了其具有较强的稳定性。

表 2 不同算法的性能统计与显著性检验结果

Tab. 2 Performance statistics and significance test results of different algorithms

算法	指标	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
TRUN	均值	6.64×10^{-64}	0.81	-1.11×10^4	0	-3.29	-9.98
	标准差	3.64×10^{-63}	4.45	129	0	5.11×10^{-2}	0.93
RUN	均值	6.75×10^{-77}	26	-7.54×10^3	0	-3.25	-9.98
	标准差	3.70×10^{-76}	1.08	680	0	6.01×10^{-2}	0.942
	TRUN 与 RUN 的 T 检验	1.00(0)	-30.10(1)	-13.45(1)	0(0)	-2.79(1)	-0.01(0)
TPSO	均值	2.65	254	-3.26×10^3	72.4	-3.28	-6.60
	标准差	0.94	132	449	11.30	7.59×10^{-2}	2.63
	TRUN 与 TPSO 的 T 检验	-15.37(1)	-10.51(1)	-31.43(1)	-35.15(1)	-0.63(0)	-6.65(1)
PSO	均值	2.5	194	-3.20×10^3	70.2	-3.22	-6.13
	标准差	1.16	142	518	12.40	0.109	3.26
	TRUN 与 PSO 的 T 检验	-11.80(1)	-7.45(1)	-31.16(1)	-31.01(1)	-3.39(1)	-6.23(1)
	TPSO 与 PSO 的 T 检验	0.54(0)	1.68(0)	-0.51(0)	0.72(0)	-2.47(1)	-0.61(0)
TGA	均值	17	1.56×10^3	-1.16×10^4	10.9	-3.28	-4.86
	标准差	2.17	895	328	1.74	4.83×10^{-2}	0.45
	TRUN 与 TGA 的 T 检验	-42.89(1)	-9.56(1)	2.25(-1)	-34.52(1)	-0.55(0)	-27.16(1)
GA	均值	18.3	1.48×10^3	-1.15×10^4	10.7	-3.28	-5.95
	标准差	3.25	1.04×10^3	34.5	2.52	5.73×10^{-2}	3.30
	TRUN 与 GA 的 T 检验	-30.90(1)	-7.81(1)	1.57(0)	-23.30(1)	-0.68(0)	-6.45(1)
	TGA 与 GA 的 T 检验	-1.86(0)	0.34(0)	-2.94(1)	0.40(0)	-0.18(0)	1.79(0)

为进一步验证 TRUN 的收敛速度,图 2 展示了随机某次试验中 TRUN 与其他算法的收敛过程曲线。由图 2 可知:TRUN 的收敛速度相较于其他对比算法更快,且达到稳定所需迭代次数更少,计算结果更接近真实值,表明 TRUN 的收敛速度与精度得到了有效提

升。此外,TRUN 在多峰和固定维测试函数迭代过程中存在多个拐点,收敛值明显提升,表明 TRUN 具有较强的跳出局部最优的能力。综合而言,相较于 RUN,TRUN 的计算精度与收敛速度均有所提升,具有良好的局部及全局搜索能力。

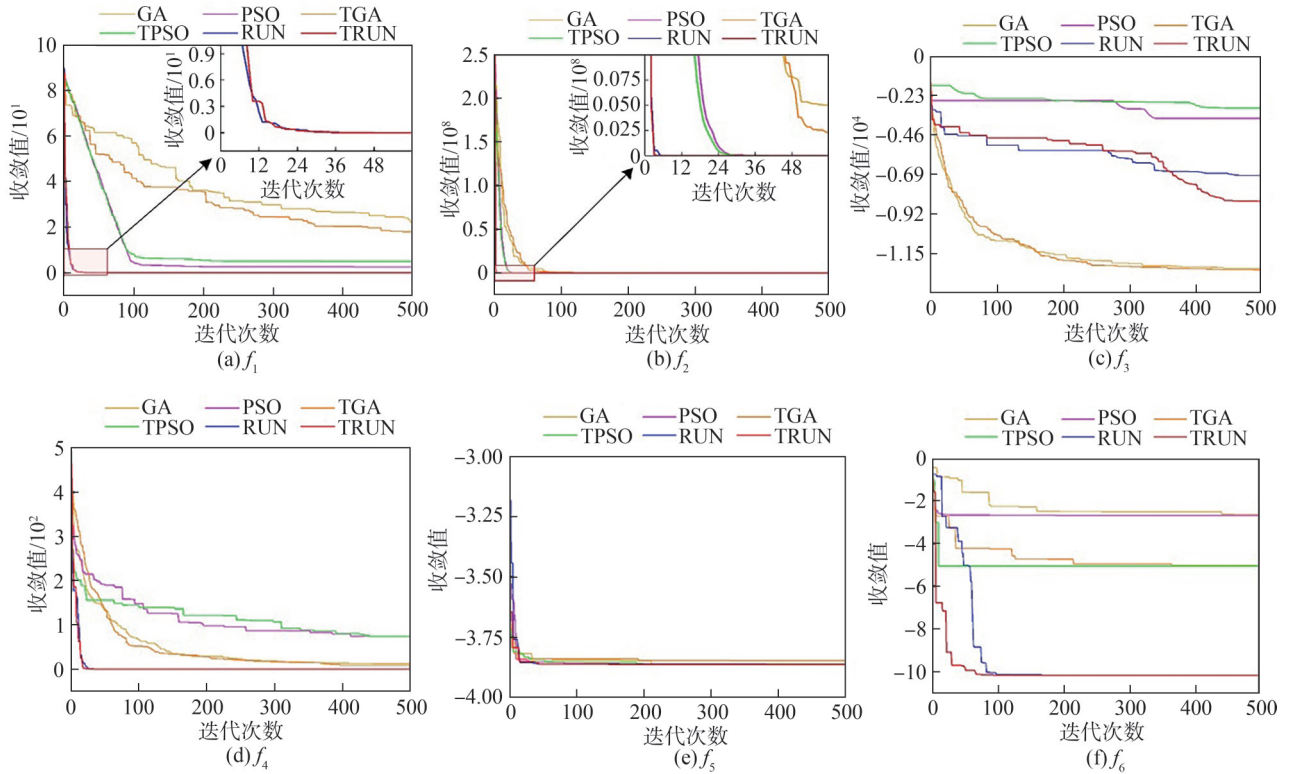


图 2 不同算法在测试函数上的收敛过程曲线

Fig. 2 Convergence curves of different algorithms on test functions

2.3 基于 TRUN 算法的梯级泵站优化调度方法计算流程

基于 TRUN 算法的梯级泵站优化调度方法的计算流程如图 3 所示。具体求解步骤如下:

1) 设置梯级泵站扬程优化分配模型参数 Q_{total} 、 H_{total} 、 $Z_{j,in}$ 、 $Z_{m,out}$ 、最大迭代次数 T , 使用式(19)、(20)初始化梯级泵站级间扬程 H_j 。

2) 利用 1 维水力学模型, 根据流量 Q_{total} 与下级前池水位 $Z_{j+1,in}$ 计算梯级泵站级间沿程水头损失 $h_{j,j+1}$ 。

3) 约束处理。约束处理包括等式约束和不等式约束。利用式(4)~(6)进行不等式约束判别, 处理时将超出的边界值根据式(19)、(20)重新生成; 而等式约束均采用 Tian 等^[28]提出的策略进行处理。

4) 将第 j 级泵站扬程 H_j 和泵站流量 Q_{total} 输入单级泵站流量优化分配模型, 进行第 j 级泵站级内优化。具体过程为:

a. 设置单级泵站流量优化分配模型参数 Q_{total} 、 H_j 、 $Z_{j,in}$ 、 $Z_{j,out}$ 、最大迭代次数 T_1 , 使用式(19)、(20)初始化第 j 级泵站内各机组流量值 $Q_{j,k}$ 。

b. 由式(9)进行不等式约束判别, 式(8)进行等式约束, 处理方式与梯级泵站扬程优化分配模型的约束处理方式相同。

c. 读取各机组流量 $Q_{j,k}$, 使用插值法查找对应机组的水力特性曲线效率值 $\eta_{j,k}$ 。

d. 计算第 j 级泵站运行效率值 η_j , 并更新其最大运行效率值 $\eta_{max,j}$ 。

e. 判断当前次数 t_1 是否大于最大迭代次数 T_1 , 若满足, 则输出第 j 级泵站最大运行效率值 $\eta_{max,j}$ 及各机组流量 $Q_{j,k}$ 、效率 $\eta_{j,k}$ 分配值; 否则, 令 $t_1 = t_1 + 1$, 使用式(11)、(17)、(18)更新迭代次数 t_1 时的第 j 级泵站各机组流量 $Q_{j,k}$, 返回 b 中继续寻优。

5) 根据式(1)计算梯级泵站系统碳排放量 $E_{cascade}$, 并更新梯级泵站系统最小碳排放量及对应的水位分布 $Z_{j,in}$ 、 $Z_{j,out}$ 。

6) 判断当前次数 t 是否大于最大迭代次数 T , 若满足, 则输出梯级泵站最优运行方案及其对应的水位值 $Z_{j,in}$ 、 $Z_{j,out}$; 否则, 令 $t = t + 1$, 使用式(11)、(17)、(18)更新迭代次数 t 时的梯级泵站各级间扬程 H_j , 返回 2) 继续寻优。

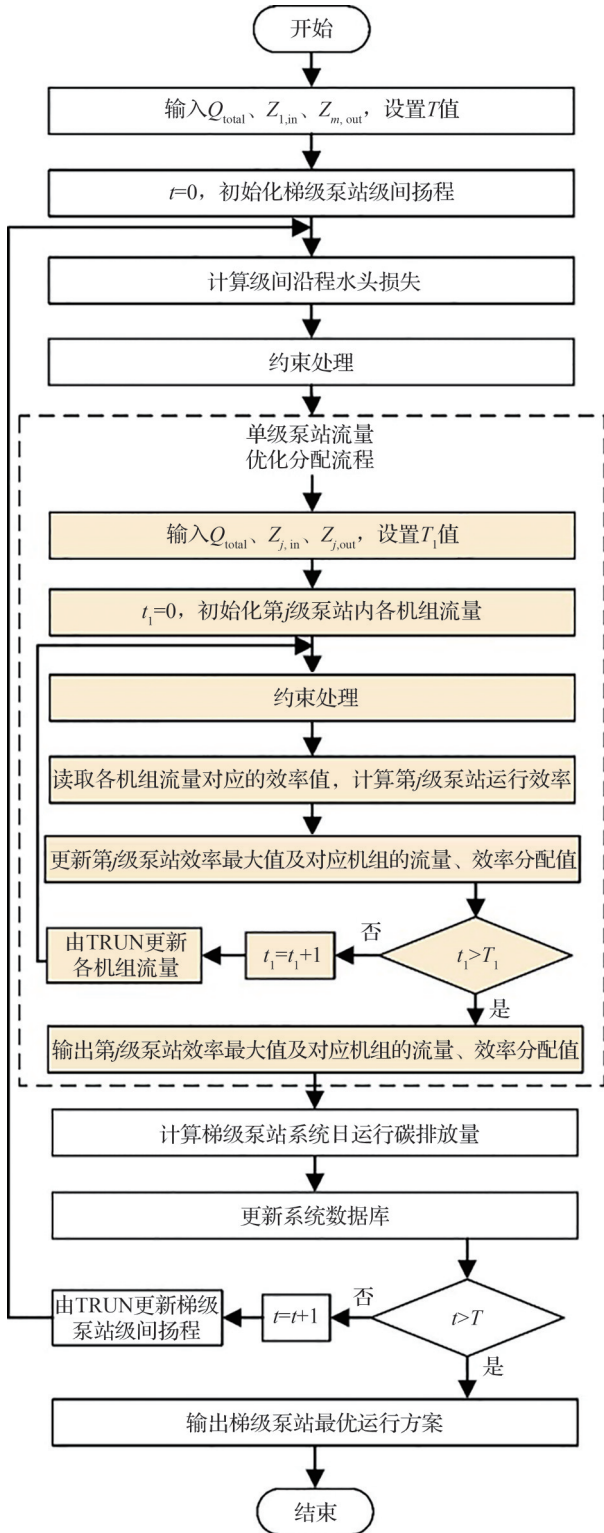


图 3 基于 TRUN 算法的梯级泵站优化调度方法计算流程图

Fig. 3 Calculation flowchart for TRUN algorithm-based optimization scheduling of cascade pumping stations

3 实例分析

3.1 工程概况

某梯级泵站示意图如图 4 所示, 各级泵站均有 4

台同类型水泵(3用1备)。该梯级泵站设计运行流量为 $20.00 \text{ m}^3/\text{s}$, 且第 1 级泵站前池与第 3 级泵站出水池设计水位分别为 48.60 和 51.82 m。表 3 为该梯级泵站现状运行方案参数, 根据中国电力企业联合会发布的《中国电力行业年度发展报告 2023》, 式(1)中碳排放量系数 E_F 取 2022 年全国单位发电量二氧化碳排放量, 其值为 $0.541 \text{ kg}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

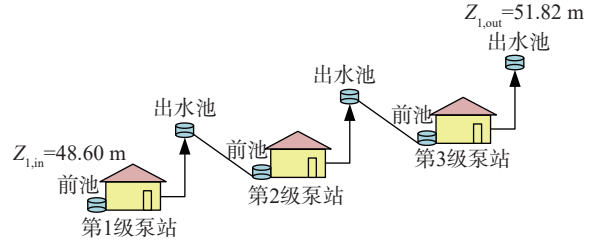


图 4 某梯级泵站示意图

Fig. 4 Schematic diagram of a cascade pumping station

表 3 现状运行方案参数

Tab. 3 Parameters of the current operation plan

泵站级号	扬程/m	水位/m		水头损失/m		运行效率/%		梯级泵站日碳排放量/kg
		前池	出水池	第1、2级泵站间	第2、3级泵站间	单级泵站	梯级泵站	
1	1.08	48.60	49.68			39.71		
2	1.60	49.16	50.76	0.52		52.80	35.06	24 073
3	2.21	49.61	51.82	1.15		64.36		

3.2 模型敏感性分析

考虑到梯级泵站系统碳排放量与总流量 Q_{total} 、各级泵站扬程 H_j 及单级泵站运行效率 η_j 密切相关。由式(7)可知, 单级泵站运行效率 η_j 受限于总流量 Q_{total} 、单台机组流量 $Q_{j,k}$ 和单台机组效率 $\eta_{j,k}$ 。其中, 单台机组效率 $\eta_{j,k}$ 根据单台机组通过流量 $Q_{j,k}$ 、单级泵站扬程 H_j 采用插值法读取机组特性曲线来确定, 且单台机组通过流量 $Q_{j,k}$ 受总流量 Q_{total} 、开机台数 n 的影响。由此可初步确定, 该梯级泵站模型敏感参数包含总流量 Q_{total} 、各级泵站扬程 H_j 、单台机组流量 $Q_{j,k}$ 和开机台数 n 。

在计算时, 总流量 Q_{total} 取该泵站工程设计流量, 故不将总流量 Q_{total} 计入敏感性分析。各级泵站可用机组台数均为 3 台, 表 4 为各级泵站流量阈值。由表 4 可知, 不同开机台数组合运行条件下其通过总流量值之间并不存在交叉, 为避免出现异常值影响分析结果, 故不将开机台数 n 纳入分析范畴。综上所述, 取单台机组通过流量 $Q_{j,k}$ 与各级泵站扬程 H_j 对系统进行敏感性分析。

考虑到 1 阶效应指标仅可反映各输入变量对输出方差的单独影响, 而总效应指标可综合衡量各输入变量的单独影响与输入变量间的协同影响。因此, 本文以总效应指标测试该系统各参数的敏感性。采用低偏

差的 Sobol 序列进行抽样,根据各输入随机变量的联合分布密度抽取 10 000 组样本,并对该组数列进行模型敏感性分析,各参数取值范围及敏感性分析结果,如表 5 所示。

表 4 各级泵站流量阈值

Tab. 4 Feasible range of flow rate for different operating units of each pump station

泵站	$\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$					
	1 台机组运行		2 台机组运行		3 台机组运行	
	最小流量	最大流量	最小流量	最大流量	最小流量	最大流量
第 1 级泵站	5.8	8.4	11.6	16.8	17.4	25.2
第 2 级泵站	5.3	7.7	10.6	15.4	15.9	23.1
第 3 级泵站	5.0	7.1	10.0	14.2	15.0	21.3

表 5 各参数取值范围及敏感性分析结果

Tab. 5 Range of parameter values and sensitivity analysis results for each parameter

参数	参数范围	总效应指数	排序	
			总排序	同类型排序
H_1/m	0.11~1.50	0.225 8	7	1
H_2/m	1.27~2.20	0.081 2	11	2
H_3/m	2.06~2.45	0.026 6	12	3
第 1 级泵站机组 1 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.80~8.40	0.674 7	2	2
第 1 级泵站机组 2 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.80~8.40	0.663 4	3	3
第 1 级泵站机组 3 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.80~8.40	0.708 5	1	1
第 2 级泵站机组 1 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.70~7.70	0.276 4	4	4
第 2 级泵站机组 2 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.70~7.70	0.253 2	6	6
第 2 级泵站机组 3 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.70~7.70	0.274 0	5	5
第 3 级泵站机组 1 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.00~7.10	0.113 6	8	7
第 3 级泵站机组 2 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.00~7.10	0.110 4	9	8
第 3 级泵站机组 3 通过流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	5.00~7.10	0.098 0	10	9

由表 5 可知:各参数的敏感性由大到小排序为:第 1 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站内各机组通过流量、第 1 级泵站扬程、第 3 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站扬程、第 3 级泵站扬程。从扬程角度来看,泵站系统对第 1 级泵站扬程波动尤为敏感,第 2、3 级泵站敏感性依次递减。同时,观察泵站各机组通过流量总效应指数,第 1 级泵站各机组流量分配的影响

力也更强。究其原因,对比 3 级泵站运行范围可发现第 1 级泵站可变扬程范围最大,第 2、3 级泵站的扬程变动范围呈逐级递减趋势,且各机组运行效率与机组通过流量及泵站各级扬程相关,故第 1 级泵站各机组通过流量总效应指数表现最敏感。此外,各级泵站站内各机组通过流量敏感性分析结果相近,其原因在于系统所配备的机组型号相同,其影响力并无太大的差异。

综上所述,鉴于第 1 级泵站为系统中最为敏感的部分,故在日常运行时应重点考虑第 1 级泵站的运行决策。

3.3 优化结果

该梯级泵站引水工程级间无分水,各泵站通过流量一致,梯级泵站运行效率主要受站内流量分配及泵站级间扬程分配的影响。

3.3.1 单级泵站计算分析及优化结果

为测试 TRUN 优化方法在单级泵站流量优化分配模型求解中的有效性,基于扰动分析法,研究 TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA 与 GA 6 种方法在不同扬程、流量的 100 组数据下各级泵站的最优效率。单级泵站扬程允许范围如表 6 所示,流量区间为 $19.00 \sim 20.50 \text{ m}^3/\text{s}$,最大迭代次数为 50,种群规模为 30。对各方法计算的各级泵站效率占优数进行了统计,结果如图 5 所示。

表 6 各单级泵站扬程允许范围

Tab. 6 Lift range for each single-stage pumping station

泵站	扬程范围/m
第 1 级泵站	0.82~1.24
第 2 级泵站	1.28~2.18
第 3 级泵站	2.11~2.40

从图 5 可看出:各级泵站在不同扬程、流量组合的 100 组数据中,TRUN 在第 1、2、3 级泵站优化计算结果中分别占有 67、56、46 个最优效率值,而 RUN、TPSO、PSO、TGA、GA 在第 1、2、3 级泵站优化计算结果中分别占有 32、32、29、0、4、1、1、0、0、0、5、15、0、3、9 个最优效率值。总体上看,TRUN 在各单级泵站流量优化分配计算结果中均占有绝对优势,第 1 级泵站寻优排序为 TRUN(67)>RUN(32)>PSO(1)>TPSO(0)=GA(0)=TGA(0),第 2 级泵站寻优排序为 TRUN(56)>RUN(32)>TGA(5)>TPSO(4)>GA(3)>PSO(0),因此,TRUN 在第 1、2 级泵站寻优过程中表现更优秀。在第 3 级泵站求解时,寻优排序为 TRUN(46)>RUN(29)>TGA(15)>GA(9)>TPSO(1)>PSO(0),虽然 GA、TGA 寻得的效率占优数较第 1、2 级泵站有所增加,但是,TRUN 在该项指标中仍具有明显优势。由此可见,TRUN 在单级泵站优化中表现较为优异,而单级泵站

优化又是梯级泵站优化的重要基础,因此,TRUN可在一定程度上提高梯级泵站的运行效率。

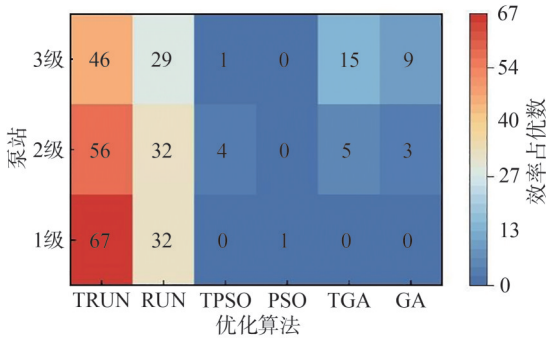


图5 单级泵站6种算法计算的效率占优数统计热图

Fig. 5 Comparative heatmap of six-algorithm performance for each pump stations efficiency

3.3.2 梯级泵站计算分析及优化结果

为研究该梯级泵站扬程优化分配模型的有效性,进一步对比分析了TPSO、PSO、TGA、GA、TRUN与RUN 6种算法计算的梯级泵站运行效率及日碳排放量。其中,最大迭代次数分别设梯级泵站为100、单级泵站为50,种群规模分别设梯级泵站为50、单级泵站为30,每种算法分别计算5次,取其结果中位数展示,梯级泵站系统在不同算法下的运行效率与日碳排放量优化结果,如图6所示。同时,表7给出了利用不同算法得到的梯级泵站优化结果,包括其扬程分配、水头损失、毛扬程及站内流量调配等。

由图6可以看出:TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA、GA计算得到的梯级泵站运行效率分别为36.12%、35.79%、35.16%、35.15%、35.26%、35.15%。

表7 不同优化方法的梯级泵站优化结果

Tab. 7 Optimization results of cascade pumping stations based on different methods

优化方法	扬程/m			毛扬程/m	水头损失/m			总水头损失与毛扬程之比	单级泵站运行效率/%			梯级泵站运行效率/%
	第1级泵站	第2级泵站	第3级泵站		第1、2级泵站间	第2、3级泵站间	梯级泵站总水头损失		第1级泵站	第2级泵站	第3级泵站	
TRUN	1.22	1.42	2.11	4.75	0.47	1.06	1.53	0.322 1	37.25	65.07	61.36	36.12
RUN	1.13	1.59	2.10	4.82	0.56	1.04	1.60	0.332 0	31.57	68.23	67.74	35.79
TPSO	0.99	1.81	2.12	4.92	0.62	1.08	1.70	0.345 5	36.63	59.73	61.91	35.16
PSO	1.04	1.84	2.13	5.01	0.81	0.97	1.78	0.355 3	38.47	60.60	62.00	35.15
TGA	1.18	1.49	2.18	4.85	0.59	1.05	1.64	0.338 1	44.27	49.22	63.64	35.26
GA	1.04	1.86	2.10	5.00	0.84	0.95	1.79	0.358 0	38.52	61.44	61.25	35.15

1)从水力联系角度看,根据表7中6种优化方法计算的梯级泵站优化结果可知,虽然系统运行效率、运行费用受泵站内机组间流量组合关系、泵站间扬程组合关系及各级泵站间水头损失等多因素影响,但在此类型低扬程梯级泵站中,其总体呈现水头损失与毛扬程比值越小、系统效率越高的规律。TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA、GA优化方法的水头损失与毛扬程比值分别为0.322 1、0.332 0、0.345 5、0.355 3、0.338 1、

35.79%、35.16%、35.15%、35.26%、35.15%,日碳排放量分别为22 712、22 922、23 333、23 335、23 265和23 338 kg;相较于现状运行方案,TRUN、RUN、TPSO、PSO、TGA、GA的效率分别提高了1.06%、0.73%、0.10%、0.09%、0.20%、0.09%,折合可分别降低碳排放量249 485、173 047、23 002、22 294、47 773、21 233 kg/a。其中,TRUN所得方案最为低碳节能,相较于RUN、TPSO、PSO、TGA、GA所得方案,其碳排放量分别降低76 438、226 483、227 191、201 712、228 253 kg/a。综上所述,基于TRUN的优化调度方法可有效降低梯级泵站运行碳排放量,从而为泵站运行提供更大的综合效益。

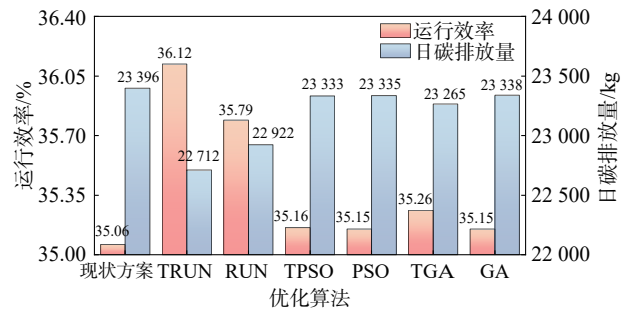


图6 不同优化方法的梯级泵站运行效率与日碳排放量优化结果对比

Fig. 6 Comparison of optimization results for operational efficiency and daily carbon emissions of cascade pumping stations using different methods

为进一步探索本文实例结果背后的深层次原因,从水力联系、敏感性分析及算法求解3个角度进行讨论。

0.358 0,相应的系统运行效率分别为36.12%、35.79%、35.16%、35.15%、35.26%与35.15%。其中,TRUN的水头损失与毛扬程比值最小,所得运行效率最高,表明TRUN的求解具有优越性。

2)从敏感性分析角度看,对比表7中各级泵站扬程分配与站内流量调配结果可发现:若第1级泵站扬程较低,则系统整体优化效果不佳,总效率偏低。例如,在TGA方法计算结果中,虽然第1级泵站的运行

效率高于其他算法,但其整体运行效率仅列第3位,原因在于梯级泵站调水系统优化问题不仅需要单个泵站的运行状态达到最佳,还需兼顾泵站间的扬程分配问题。相较于 TRUN, TGA 方法中第 1 级泵站扬程仍有提升空间,第 1 级泵站的扬程作为该梯级泵站寻优过程中最敏感的因素,其微小变动将对系统产生显著影响。当第 1 级泵站扬程适度提高时,第 2、3 级泵站扬程相对降低,但这两级扬程的波动对系统的影响较小,模型对其敏感性较弱。因此,当第 1 级泵站扬程更接近最优值时,系统的整体优化效果更好。

3)从算法求解角度看,上述方法均能得到优于现状运行方案的结果,但 TRUN 的优化结果显著优于其他方法,这是因为:在求解此类非凸、非线性低扬程梯级泵站优化问题时,PSO 受惯性权重 ω_1 限制易陷入局部最优^[29];GA 则因交叉算子产生的子代与父代相似度高,容易早熟收敛^[30];相比之下,RUN 通过搜索机制与求解质量增强两步进行迭代,有效提升了更新质量^[15],并结合 Tent 混沌映射改进初始化,能优化初始种群分布,因此,TRUN 可以获得更优解。

综上所述,利用各优化方法均可提升现状运行效率,且所有方法中 TRUN 表现最优。鉴于梯级泵站在缓解水资源分布不均,优化配置及支撑农业、工业与生态需求方面有关键作用,同时,考虑到其所处行业的整体规模,基于 TRUN 的梯级泵站优化调度方法可给规模庞大的中小型泵站系统带来可观的减碳效益和社会价值,具有较大的实际应用价值。

4 结 论

本文提出了一种改进龙格库塔算法(TRUN),该算法利用 Tent 混沌映射进行初始化与边界处理。选择标准测试函数,对 TRUN 的收敛速度、搜索精度进行了验证。在此基础上,提出基于 TRUN 的梯级泵站优化调度方法,并将其用于解决某 3 级泵站优化调度问题。得到如下结论:

1)TRUN 在 6 个测试函数中,计算的均值与标准差整体优于对比算法,且更快完成收敛,表明 TRUN 方法收敛精度更优、收敛速度更快,验证了改进策略的有效性。

2)在该 3 级泵站优化调度中,参数敏感性由大到小排序为:第 1 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站内各机组通过流量、第 1 级泵站扬程、第 3 级泵站内各机组通过流量、第 2 级泵站扬程、第 3 级泵站扬程

3)在第 1、2、3 级泵站优化结果中,TRUN 在各级泵站 100 组对比数据中分别占有 67、56、46 个最优值,占优总数在对比方法中有明显优势。在梯级泵站优化

结果中,TRUN 所得优化效率均优于 RUN、TPSO、PSO、TGA、GA,证明了该改进方法可用于梯级泵站调度决策,并具备求解优势。

参考文献:

- [1] Kong Lingzhong, Li Yueqiang, Tang Hongwu, et al. Predictive control for the operation of cascade pumping stations in water supply canal systems considering energy consumption and costs[J]. Applied Energy, 2023, 341: 121103.
- [2] Feng Xiaoli, Wang Yongxing, Qiu Baoyun. Optimization of pumping station group operation based on optimized parameters using hybrid wolf pack algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(3): 30–36. [冯晓莉, 王永兴, 仇宝云. 基于混合狼群算法参数优选的泵站群运行优化[J]. 农业工程学报, 2020, 36(3): 30–36.]
- [3] Liu Xiaolian, Tian Yu, Lei Xiaohui, et al. An improved self-adaptive grey wolf optimizer for the daily optimal operation of cascade pumping stations[J]. Applied Soft Computing, 2019, 75: 473–493.
- [4] Ruan Jianhui, Qin Ziyu, Qian Shuangyue, et al. A hybrid method for assessing the city emission status toward carbon peak[J]. Urban Climate, 2024, 55: 101927.
- [5] Lan Ting, Shao Guofan, Xu Zhibang, et al. Considerable role of urban functional form in low-carbon city development[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 392: 136256.
- [6] Qin Guangyu, Yan Qingyou, Kammen D M, et al. Robust optimal dispatching of integrated electricity and gas system considering refined power-to-gas model under the dual carbon target[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 371: 133451.
- [7] Zhou Guowen, Li Qiang, Li Jiajia, et al. Quantifying the operational flexibility and invocation costs of urban regional integrated energy systems for participation in demand response programs[J]. Sustainable Cities and Society, 2024, 115: 105829.
- [8] Li Chenxi, Yan Heng, Zhang Hao, et al. Research on optimal scheduling of wind-photovoltaic-thermal-pumped storage combined power generation system considering ladder-type carbon trading[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2023, 54(10): 1163–1176. [李琛玺, 燕恒, 张浩, 等. 计及阶梯式碳交易的风-光-火-抽蓄联合系统日前优化调度[J]. 水利学报, 2023, 54(10): 1163–1176.]
- [9] Wang Shouxiang, Wang Shaomin, Zhao Qianyu, et al. Optimal dispatch of integrated energy station considering carbon capture and hydrogen demand[J]. Energy, 2023, 269: 126981.
- [10] Zhang Zhonglian, Yang Xiaohui, Yang Li, et al. Optimal configuration of double carbon energy system considering climate change[J]. Energy, 2023, 283: 129188.

- [11] Chen Xi, Shuai Chenyang, Wu Ya, et al. Analysis on the carbon emission peaks of China's industrial, building, transport, and agricultural sectors[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 709: 1357-68.
- [12] Zhou Xiyin, Xu Zhicheng, Zheng Jialin, et al. Internal spillover effect of carbon emission between transportation sectors and electricity generation sectors[J]. *Renewable Energy*, 2023, 208: 356-366.
- [13] Ren Qiubing, Li Wenwei, Li Mingchao, et al. Multi-objective intelligent optimization design and analysis method for mix proportion of hydraulic high performance concrete[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2022, 53(1): 98-108. [任秋兵, 李文伟, 李明超, 等. 水工高性能混凝土配合比多目标智能优化设计与分析方法[J]. *水利学报*, 2022, 53(1): 98-108.]
- [14] Dini M, Hemmati M, Hashemi S. Optimal operational scheduling of pumps to improve the performance of water distribution networks[J]. *Water Resources Management*, 2022, 36(1): 417-432.
- [15] Ahmadianfar I, Heidari A A, Gandomi A H, et al. RUN beyond the metaphor: An efficient optimization algorithm based on Runge Kutta method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 181: 115079.
- [16] Wang Yujie, Zhao Guanghui. A comparative study of fractional-order models for lithium-ion batteries using Runge Kutta optimizer and electrochemical impedance spectroscopy[J]. *Control Engineering Practice*, 2023, 133: 105451.
- [17] Ye Jiahao, Xie Lirong, Ma Lan, et al. A novel hybrid model based on Laguerre polynomial and multi-objective Runge-Kutta algorithm for wind power forecasting[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 146: 108726.
- [18] Ji Yazhou, Shi Beibei, Li Yuanyuan. An evolutionary machine learning for multiple myeloma using Runge Kutta optimizer from multi characteristic indexes[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 150: 106189.
- [19] Chen Huiling, Ahmadianfar I, Liang Guoxi, et al. A successful candidate strategy with Runge-Kutta optimization for multi-hydropower reservoir optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 209: 118383.
- [20] Ahmadianfar I, Halder B, Heddami S, et al. An enhanced multioperator Runge-Kutta algorithm for optimizing complex water engineering problems[J]. *Sustainability*, 2023, 15(3): 1825.
- [21] Thomas M, Sela L. A mixed-integer linear programming framework for optimization of water network operations problems[J]. *Water Resources Research*, 2024, 60(2): e2023WR034526.
- [22] Atashin S, Niksokhan M H, Ali Zahed M. A real-time and eco-layout platform for optimization of supply/costs for water distribution systems management[J]. *Water Supply*, 2022, 22(8): 6475-6489.
- [23] Du Mengying, Zhang Zhao, Li Guhan, et al. Short-term optimal scheduling scheme of cascade pumping stations in large-scale hydraulic engineering[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2024, 42(2): 194-200. [杜梦盈, 张召, 李谷涵, 等. 大型水利工程梯级泵站短期优化调度方案[J]. *排灌机械工程学报*, 2024, 42(2): 194-200.]
- [24] Hu Weipeng, Han Zhengqi, Bridges T J, et al. Multi-symplectic simulations of W/M-shape-peaks solitons and cuspons for FORQ equation[J]. *Applied Mathematics Letters*, 2023, 145: 108772.
- [25] Wang Tianhao, Li Bo, Yu Quanyi, et al. Uncertainty quantification of electric vehicle's wireless power transfer efficiency based on sparse polynomial chaos expansion method[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2024, 54(12): 3433-3442. [王天皓, 李博, 于全毅, 等. 基于稀疏混沌多项式法的电动汽车无线电能传输效率不确定性量化[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2024, 54(12): 3433-3442.]
- [26] Zhou Peng, Dong Chaoyi, Chen Xiaoyan, et al. An equilibrium optimizer algorithm based on a Tent chaos and lens imaging learning strategy[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(6): 1569-1576. [周鹏, 董朝轶, 陈晓艳, 等. 基于Tent混沌和透镜成像学习策略的平衡优化器算法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(6): 1569-1576.]
- [27] Wang Lianguo, Liu Xiaojuan. Sine cosine algorithm based on honey gathering mechanism and its applications in mechanical optimal designs[J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(21): 2577-2589. [王联国, 刘小娟. 基于采蜜机制的正弦余弦算法及其在机械优化设计中的应用[J]. *中国机械工程*, 2021, 32(21): 2577-2589.]
- [28] Tian Hao, Yuan Xiaohui, Ji Bin, et al. Multi-objective optimization of short-term hydrothermal scheduling using non-dominated sorting gravitational search algorithm with chaotic mutation[J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 81: 504-519.
- [29] Ab Aziz N A, Ibrahim Z, Mubin M, et al. Improving particle swarm optimization via adaptive switching asynchronous-synchronous update[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 72: 298-311.
- [30] Jiao Jian, Ghoreishi S M, Moradi Z, et al. Coupled particle swarm optimization method with genetic algorithm for the static-dynamic performance of the magneto-electro-elastic nanosystem[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(3): 2499-2513.

Parameter Sensitivity Analysis and Algorithm Improvement of Optimization Scheduling Model for Cascade Pumping Stations

LIU Xiaolian¹, LI Zhenrong¹, WANG Xueni¹, ZHAI Yu¹, ZHANG Leike^{1*}, GUO Weiwei¹, TIAN Yu²

(1.College of Water Resources Science and Engineering,Taiyuan University of Technology,Taiyuan 030024, China;

2.State Key Laboratory of Simulation and Regulation of Water Cycle in River Basin,China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract:

Objective Low operating efficiency, high energy consumption, and substantial carbon emissions are common problems in the operation of cascade pumping stations. To improve operational efficiency and support the “dual carbon” objective, an optimization scheduling model for cascade pumping stations is established with the goal of minimizing carbon emissions, and the Runge–Kutta algorithm (RUN) is introduced to solve the model. In addition, to address the lack of a quantitative sensitivity analysis in the optimal scheduling of cascade pumping stations, the Sobol global sensitivity method is employed to quantitatively evaluate the influence of key parameters on carbon emissions. To overcome the tendency of RUN falling into local optima due to insufficient initial population diversity and boundary stagnation, an improved Runge–Kutta (TRUN) algorithm based on a Tent chaotic map is proposed.

Methods First, an optimal scheduling model for cascade pumping stations was developed with carbon emission minimization as the objective function. Second, the Sobol method was used to analyze the sensitivity of the head of each pumping station and the flow rate of each unit to carbon emissions, thereby quantifying the impact of decision variables on the objective function. Third, an optimized scheduling method based on TRUN was proposed. While retaining the exploration characteristics of the RUN algorithm, Tent chaos mapping was introduced to enhance the diversity of the initial population, accelerate convergence, and improve solution accuracy. Additionally, a Tent boundary mapping strategy was adopted to regenerate boundary values, further improving optimization efficiency. Six benchmark functions, including unimodal, multimodal, and fixed-dimension functions, were used to verify the performance of TRUN and the effectiveness of the improvement strategies. Finally, a three-stage pumping station was selected as a case study, in which the Sobol method was used to determine the sensitivity ranking of system parameters, and TRUN was applied to obtain the optimal scheduling scheme.

Results and Discussions The mean values and standard deviations of six benchmark functions, including unimodal (Schwefel 2.21 (f_1), Rosenbrock (f_2)), multimodal (Schwefel (f_3), Rastrigin (f_4)), and fixed-dimension (Hartman (f_5), Shekel (f_6)), were calculated using the TRUN, RUN, TPSO, PSO, TGA, and GA algorithms. TRUN, RUN, TPSO, PSO, TGA, and GA achieved 4, 2, 0, 0, 1, and 0 optimal solutions, respectively, verifying the superiority of TRUN and the effectiveness of the proposed improvement strategies. Based on this, the Sobol global sensitivity analysis and TRUN-based optimization scheduling method were applied to a three-stage pumping station. The sensitivity ranking of system parameters, in descending order, was as follows: flow rate of each unit in the first-stage pumping station, flow rate of each unit in the second-stage pumping station, head of the first-stage pumping station, flow rate of each unit in the third-stage pumping station, head of the second-stage pumping station, and head of the third-stage pumping station. These results provide quantitative guidance for daily operational decision-making. In single-stage pumping station optimization, TRUN achieved 67, 56, and 46 optimal solutions out of 100 comparison runs, showing a clear advantage over the other algorithms. In cascade pumping station optimization, compared with the current operating scheme, the TRUN-based scheduling scheme reduced carbon emissions by 249 485 kg/a, outperforming RUN, TPSO, PSO, TGA, and GA, and confirming the effectiveness of the proposed algorithm.

Conclusions The results demonstrate that the proposed TRUN algorithm exhibits excellent optimization performance. The TRUN-based optimal scheduling method for cascade pumping stations effectively improves system operational efficiency, and its optimization results are superior to those obtained using RUN, TPSO, PSO, TGA and GA. In addition, the Sobol global sensitivity analysis provides quantitative insights into the influence key parameters on carbon emissions, offering valuable references for operational decision-making of cascade pumping station systems.

Key words: improved Runge Kutta optimizer; cascade pumping station; optimal scheduling; carbon emissions; sensitivity analysis

(编辑 赵 婧)

引用格式: Liu Xiaolian, Li Zhenrong, Wang Xueni, et al. Parameter sensitivity analysis and algorithm improvement of optimization scheduling model for cascade pumping stations[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2026, 58(1): 121–132. [刘小莲, 李贞蓉, 王雪妮, 等. 梯级泵站优化调度模型参数敏感性分析及其求解算法改进[J]. *工程科学与技术*, 2026, 58(1): 121–132.]