

智能算法在给水厂水泵节能减碳中的研究进展

秦晨健^{1,2}, 陈 臣³, 陈超超³, 徐 斌^{1,2}, 唐玉霖^{1,2,*}

(1. 同济大学环境科学与工程学院, 上海 200092; 2. 水利部长三角供水节水及水生态治理重点实验室, 上海 200092; 3. 上海青浦自来水有限公司, 上海 201700)

摘要: 在“双碳”战略深入推进背景下, 水泵作为城镇给水厂的核心高能耗设备, 运行所产生的用电量占总能耗的 90% 以上, 其节能减碳已成为行业绿色转型的关键。然而目前相关研究存在一些不足: 基于理论特性的静态模型难以精准映射实际动态工况, 智能算法与日渐复杂的水泵优化问题耦合程度不够, 评估多集中于运行阶段且结果未能充分反馈至优化过程, 影响了节能效果的进一步提升。围绕智能算法在水泵节能领域的研究进展进行了系统梳理, 明确了水泵节能模型构建的核心要素, 为算法优化提供了基础框架; 针对传统智能算法、数据驱动型智能算法及混合智能算法分别归纳其应用场景与技术特征, 发现混合智能算法相较传统智能算法可额外降低 5%~10% 的能耗; 总结了传统节能减碳评估体系的关键指标, 并提出了全生命周期碳足迹评估的拓展方向。结果表明, 智能算法与评估体系的协同迭代是提升节能减碳成效的关键驱动力。基于此, 提出构建“模型-算法-评估”三位一体技术框架, 重点聚焦解决模型失真问题、提升算法适配性和全面校验优化策略, 推动城镇给水厂智能化节能减碳技术的有效落地。

关键词: 水泵优化; 节能减碳; 智能算法; 全生命周期评估; 碳足迹; 数学建模

中图分类号: X703; X505 **文献标识码:** A

Advances in Intelligent Algorithms in Energy Saving and Carbon Reduction of Water Pumps in Water Treatment Plants

QIN Chenjian^{1,2}, CHEN Chen³, CHEN Chaochao³, XU Bin^{1,2}, TANG Yulin^{1,2,*}

(1. College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Key Laboratory of Water Supply, Water Saving and Ecological Governance in the Yangtze River Delta, Ministry of Water Resources, Shanghai 200092, China; 3. Shanghai Qingpu Water Supply Co. Ltd., Shanghai 201700, China)

Abstract: Energy saving and carbon reduction in pumping systems at urban water supply plants are pivotal for achieving carbon-peak and carbon-neutrality goals. Over 90% of the electricity consumption in such plants is attributed to pump operation. However, current research faces three interconnected problems. First, static models based on theoretical characteristics fail to represent actual dynamic operating conditions accurately, leading to biased optimization baselines. Second, the coupling between intelligent algorithms and increasingly complex pump-optimization problems remains insufficient, often resulting in suboptimal solutions. Third, the evaluation system is fragmented, and assessment results are not effectively fed back into the optimization process to enable iterative improvement. These disconnections among the Model-Algorithm-Assessment components represent a core scientific challenge that hinders precise and effective decarbonization of water-supply systems. This review systematically examines recent advances in the application of intelligent algorithms to pump-energy

收稿日期: 2025-12-26

修回日期: 2026-02-27

接受日期: 2026-03-03

DOI: 10.20078/j.eep.20260312

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2023YFC3804704)

第一作者: 秦晨健(2003—), 男, 山东临沂人, 硕士研究生。主要研究方向为城镇给水厂节能减碳路径等。E-mail: 913177603@qq.com

*通讯作者: 唐玉霖(1977—), 男, 湖北随州人, 教授。主要研究方向为城镇供水、节水与智慧水务研究等。E-mail: tangtongji@126.com

optimization. It first outlines the key elements of pump-energy modeling, including operating-point derivation via curve fitting, objective-function formulation, and constraint setting, which together provide a foundation for subsequent algorithmic optimization. It then categorizes and analyzes application scenarios and technical features of traditional heuristics, data-driven methods, and hybrid algorithms. Literature analysis shows that traditional heuristics remain the most widely applied but are prone to premature convergence under dynamic conditions, limiting their practical effectiveness. In contrast, emerging hybrid algorithms that integrate mechanistic models with data-driven techniques have demonstrated additional energy-saving potential: specifically, they can reduce energy consumption by 5%–10% compared to traditional algorithms. A life-cycle perspective indicates that operational-phase carbon emissions account for 70%–85% of the total footprint, while manufacturing and disposal stages contribute 15%–30%. This finding suggests that life-cycle assessment (LCA) could complement existing evaluation systems and underscores the need for a holistic assessment beyond mere operational energy use. Operational-phase metrics are also detailed, as they are essential for quantifying optimization effects and providing feedback to algorithms. The results indicate that the iterative synergy between intelligent algorithms and assessment systems is central to enhancing performance. To address the identified gaps, we propose a Model–Algorithm–Assessment trinity framework that focuses on three interrelated aspects: (1) a sufficiently accurate and generalizable mathematical model; (2) intelligent algorithms that overcome algorithm–problem mismatch and achieve efficient optimization under complex, time-varying conditions; and (3) a life-cycle assessment system that provides comprehensive validation and broader evaluation dimensions for optimization strategies. This framework promotes the implementation of intelligent energy-saving and carbon-reduction technologies in urban water-supply plants.

Keywords: Pump optimization; Energy saving and carbon reduction; Intelligent algorithms; Life cycle assessment (LCA); Carbon footprint; Mathematical modeling

0 引 言

城镇给水厂是城市基础设施的核心组成。水泵作为水厂能耗与碳排放的核心设备,其运行耗电量占水厂总用电量 90% 以上^[1]。当前水厂存在设计与实际工况不匹配、水泵调控依赖经验等问题^[2],虽已应用变频调速技术,但该技术在复杂工况下的适应性仍有待提升^[3]。

近年来,智能算法凭借强大的寻优能力与工况适配性,为破解水泵能耗高、运行效率低等难题提供了新的解决路径^[4]。早在 2002 年便有利用遗传算法(GA)求解水泵效率优化问题数学模型^[5]。近年来相关研究不断深化,HIENINGER 等^[6]总结的无模型优化算法为单泵系统和多泵并联系统分别提出最契合优化策略;DINI 等^[7]基于粒子群优化算法(PSO)与水力模拟器 EPANET,提出优化水泵运行的新指数 Active Pump Index(API)。依据水厂实际需求,蒲政衡等^[8]基于深度学习算法

构建了增压泵站压力与液位预测模型;马文生等^[9]基于 BP 神经网络与 NSGA-II 优化算法优化了离心泵叶片的参数。提升算法与水泵实际运行工况的耦合度,实现精准节能,是当前水泵系统实现绿色低碳转型的关键。然而现有研究多聚焦单一环节,未将模型构建、算法优化与效果评估形成闭环。可通过强化算法创新与工程需求的衔接性,改进评估体系并耦合水泵优化问题,构建从模型、算法到效果评估的全链条优化路径,为实现精准节能减碳提供更清晰的技术方案。

本研究聚焦智能算法在城镇给水厂水泵节能减碳中的研究,按照“模型构建–算法体系–评估体系”的逻辑展开梳理。首先明确水泵节能模型的核心构建要素,为算法优化提供基础框架;其次分类解析智能算法的技术特性与应用现状;最后探讨评估体系从传统单一指标到全生命周期碳足迹的升级路径,并对给水厂后续水泵节能减碳研究进行展望。

1 水泵节能模型构建

水泵节能模型的精准构建是优化水泵能耗的核心前提,其关键在于明确水泵实际运行状态,解决泵站实际曲线与理论特性的偏差问题。先通过水泵与管路特性确定工况点,为模型提供基础运行依据;再明确节能优化目标与实际运行限制,使模型既聚焦能耗目标,又适配工程要求,二者是构建水泵节能模型的核心环节。

1.1 工况点推导

工况点推导聚焦水泵特性曲线与管路特性曲线,由于泵站的实际工作曲线与理论特性曲线存在差距^[10],需要在额定转速下对水泵特性曲线进行拟合,进而明确其数学表达形式。

流量-扬程($Q-H$)曲线、流量-功率($Q-P$)曲线和流量-效率($Q-\eta$)曲线是水泵建模的基础,同时需考虑管阻特性曲线。在额定转速下,水泵的流量与功率的关系通常描述为二次抛物曲线,见式(1)。在实际工程中,水泵的流量-扬程曲线通常拟合为三次多项式形式,见式(2)。三次多项式形式相较传统二次多项式形式,在流量偏离设计点的区域拟合精度更高,且相较于更高次多项式计算更为简便,便于结合水泵相似定律转化为式(3)(4)。管路特性曲线与水泵流量-扬程曲线的交点即为水泵在当前管路系统下的工况点,见图1和式(5),确定水泵的实际工况点,为水泵的精准建模提供了关键的曲线拟合方法与理论依据。

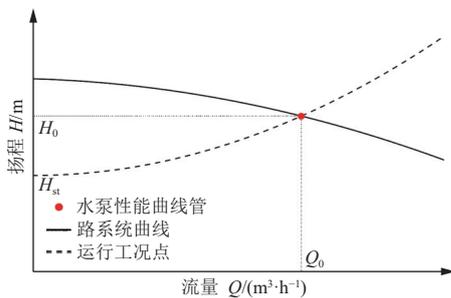


图1 水泵运行工况点示意图

Fig. 1 Schematic diagram of water pump operating point

$$P_N = a_0 + a_1 Q_N + a_2 Q_N^2 \quad (1)$$

$$H_N = b_0 + b_1 Q + b_2 Q^2 + b_3 Q^3 \quad (2)$$

$$H = b_0 S^2 + b_1 Q S + b_2 Q^2 + b_3 \frac{Q^3}{S} \quad (3)$$

$$P = a_0 S^3 + a_1 Q S^2 + a_2 Q^2 S \quad (4)$$

$$H_S = H_{ST} + r Q^2 \quad (5)$$

式中: a_0, a_1, a_2 为水泵流量-功率曲线的拟合参数; P_N 为额定转速下的功率, kW; Q_N 为额定转速下的流量, m^3/h ; b_0, b_1, b_2, b_3 为水泵流量-扬程曲线的拟合参数; H_N 为额定转速下的扬程, m; S 为转速, r/min; Q 为水泵实际流量, m^3/h ; H 为水泵实际扬程, m; P 为水泵实际功率, kW; H_S 为管道水头损失, m; H_{ST} 为管道的静扬程水头损失, m; r 为管道阻力系数。

1.2 目标函数与约束条件

在水泵系统节能优化的实际工程需求下,科学的数学建模是将优化目标落地为可行策略的核心前提。然而算法输出的理想工况在现实中难以复现,从而削弱了优化策略的工程实效。水泵的节能方案通常通过调节转速比 S 和流量 Q 达到降低送水能耗的目的,以功率 P 最小化为目标构建函数,见式(6),同时需要引入下列约束条件。

(1) 供水需求约束。以并联泵组为例,各泵的扬程均等于所需扬程,且各泵流量之和应大于等于供水流量要求,见式(7)。

(2) 转速比约束。变频泵的转速比调节受水泵机械特性限制,一般允许调速范围在30%,且不允许升速操作,所以调速比满足式(8)。

(3) 高效区流量约束。水泵在高效区工作是保证泵组能耗最小的关键,通常将水泵在额定转速下的基本性能曲线的高效段左右端点记为A(左)和B(右),通过A、B两点的相似工况曲线,与水泵额定转速和最低允许转速下性能曲线的交点所围成区域即为水泵的高效运行区域,见图2。确定高效区的效率边界点对应的流量为高效区流量约束范围,结合水泵效率-流量曲线,得到流量边界见式(9)(10)。这类具有多约束、非线性特征的水泵优化问题,常规方法难以高效适配其复杂

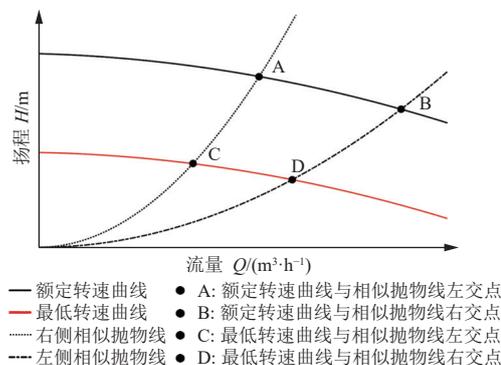


图2 变频调速泵高效区范围示意图

Fig. 2 Schematic diagram of high-efficiency zone for variable frequency pumps

特性,亟需研究智能算法在水泵优化问题中的适配性/应用路径及优化效果提升策略。

$$J = \min \left\{ \sum_{i=1}^n \omega_i (a_{0,i} S_i^3 + a_{1,i} Q_i S_i^2 + a_{2,i} Q_i^2 S_i) \right\} \quad (6)$$

$$\begin{cases} H_s = H_1 = H_2 = \dots = H_n \\ Q \leq \sum_{i=1}^n Q_i \end{cases} \quad (7)$$

$$0.7 \leq S_i \leq 1.0 \quad (8)$$

$$\begin{cases} \eta = c_1 Q^2 + c_2 Q + c_3 \\ \eta \geq \eta_{\text{大流量效率边界}} \\ \eta \geq \eta_{\text{小流量效率边界}} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} Q_{\min}(S) = \frac{-c_2 + \sqrt{c_2^2 - 4c_1(c_3 - \eta_{\text{小流量效率边界}})}}{2c_1} \cdot S \\ Q_{\max}(S) = \frac{-c_2 - \sqrt{c_2^2 - 4c_1(c_3 - \eta_{\text{大流量效率边界}})}}{2c_1} \cdot S \end{cases} \quad (10)$$

式中: J 为目标函数值; $a_{0,i}$, $a_{1,i}$, $a_{2,i}$ 为水泵流量-功率曲线的拟合参数; ω_i 为0~1变量,表示第*i*台泵的启停状态,定速泵的 $S_i = 1$; η 为水泵的效率,%; c_1 , c_2 , c_3 为水泵流量-效率曲线的拟合参数; H_s 为额定扬程, m; Q_i 为第*i*台泵的流量, m³/h; H_i 为第*i*台泵的扬程, m; S 为转速, r/min。

表 1 精确算法在水泵优化问题上的应用

Table 1 Application of exact algorithms in water pump optimization problems

使用算法	核心特征	典型应用场景	关键成效
非线性规划	基于连续变量建模,拟合精度高	目标是满足扬程的并联泵组优化问题的目标函数 ^[13]	建立具有较高精度与较强实用性的数学模型
动态规划	分阶段优化,状态转移清晰	面对复杂边界条件和约束条件如何建立最优数学模型问题 ^[14]	采用切比雪夫法拟合水泵机组性能曲线,求得节能幅度6.3%的经济运行方案
二次规划	目标函数凸性强,求解速度快	二级泵站多目标优化问题 ^[15]	得出管网理想供水流量,削减7.7%供水能耗
混合整数线性规划	兼顾整数(启停)与连续(流量)变量	目标是降低能耗和提高可靠度的泵站开停不变频问题 ^[16]	建立了决策变量为开停不变频的混合整数线性规划问题,降低了11%的离心泵功耗

水泵优化问题可以简化成全局寻优、多目标平衡的非线性问题,而 GA 在效率优化模型中应用广泛,相对其他算法更适合求解复杂多峰问题,因此 GA 很早被证实与水泵优化问题存在一定的天然适配性^[17],GA 的基本流程图如图 4 所示。GA 与水泵优化结合由来已久,是最早应用于水泵优化的智能算法之一,见表 2。

传统智能算法在当前水泵优化问题中的适用场景主要为工况稳定的老旧水厂。实际应用中,应优先选用对模型依赖性较低的元启发式算法,若工况动态变化幅度较大,则需缩短算法优化周期。

目前,传统智能算法在极端工况和中小型水

2 智能算法的改进与应用

近年来智能算法快速发展,从传统智能算法到数据驱动型智能算法,再到混合算法体系。算法特征从模型依赖到数据驱动,再到融合优化。

2.1 传统智能算法

传统智能算法一般指现代 AI 发展以前的优化算法^[11],是水泵优化问题长期以来的奠基性技术,适配早期水泵优化问题工况稳定、设备单一、数据匮乏的应用场景^[12],主要包括精确算法和元启发式算法。精确算法是早期支撑水泵运行优化的核心方法,凭借相对成熟的理论框架,率先被用于水泵节能优化研究。

精确算法要求数学模型严格精确,目标函数和约束函数具备良好性质,核心目标是获取全局最优解。与水泵优化问题结合的精确算法主要有非线性规划、动态规划、二次规划和混合整数线性规划,上述 4 种精确算法在水泵优化问题中的流程见表 1 和图 3。

厂中的应用面临挑战,极端工况会压缩算法的收敛空间,使求解精度进一步下降。如何将动态条件和极端条件的参数嵌入传统智能算法的函数中,以及智能算法在中小水厂的工程性落实,是未来水泵节能减碳设计需重点研究的方向。

2.2 数据驱动型智能算法

由于传统智能算法模型依赖强、动态工况适配不足,数据驱动型智能算法因具备强数据拟合能力与动态工况适配性,逐渐引起行业重视。目前数据驱动型的智能算法凭借其较高的求解精度在水泵优化问题上逐渐开始推广,包括深度学习(DL)、强化学习(RL)和深度强化学习(DRL)等。

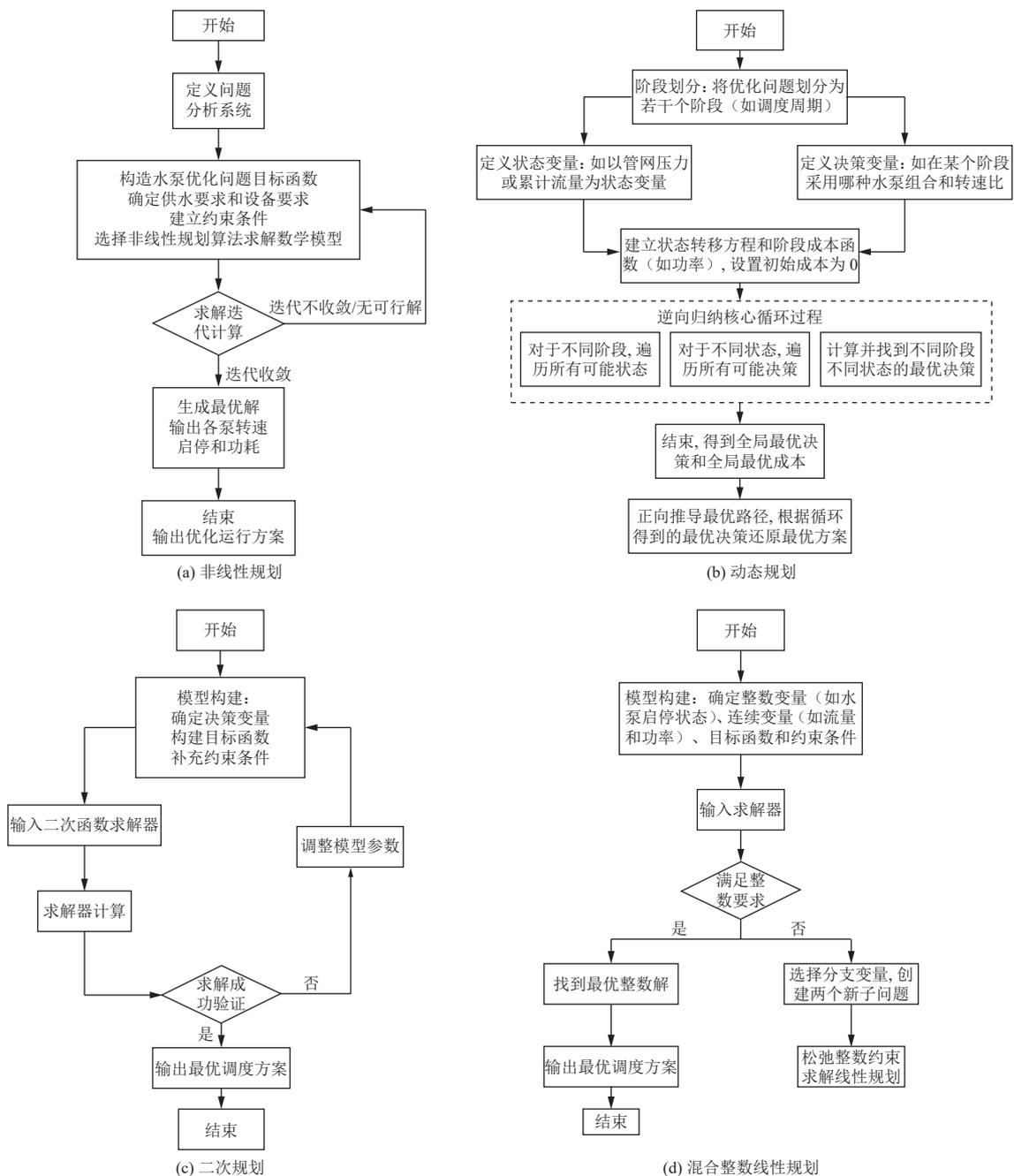


图 3 水泵优化问题常用精确算法流程图

Fig. 3 Flowchart of common exact algorithms for water pump optimization problems

DL 的核心在于特征的提取、拟合和生成, 可将原始数据抽象为特征并完成拟合与预测。RL 的核心在于决策优化, 可对决策方案进行试错并验证可行性与实际适用性。DRL 将 DL 与 RL 有机结合, 以 DL 代替 RL 中传统的决策与奖励评估机制, 兼顾了 DL 的特征感知能力与 RL 的决策探索能力, 契合复杂动态和高维耦合的水泵运行优化场景。目前数据驱动型智能算法的应用见表 3。

数据驱动型智能算法在当下水泵优化问题中的适配场景可涵盖有连续监测数据、工况动态变

化大的大型水厂。选型建议: 数据量充足且质量良好的水厂可优先采用 DRL; 数据质量中等、时间序列在半年左右的水厂可采用 DL; 数据质量较差、缺乏算力的中小型水厂可考虑轻量化 RL 模型。

数据驱动型智能算法中的 RL 和 DRL 难以直接量化优化目标, 因此在水泵优化问题上的应用尚未得到充分开发与落地。此外还面临较多挑战, 中小水厂的监测数据难以满足算法要求, 且算法可解释性较差, 导致其难以与人工经验相结合开展工程决策分析, 开发门槛高导致迁移学习能

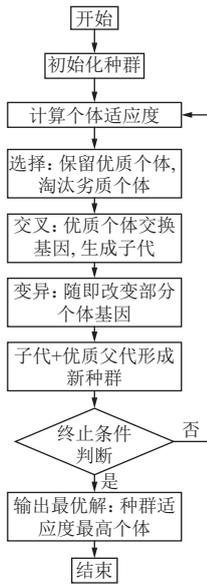


图 4 GA 流程示意图

Fig. 4 Schematic flowchart of genetic algorithm (GA)

力不足,算力要求高导致难以在中小水厂应用。

2.3 混合算法体系

混合算法指通过融合多种类型算法,互相弥补缺陷、整合优势的综合算法^[18],本质是算法间的“优势互补”,可分为传统智能混合算法和数据驱

动型混合智能算法。凭借多算法能力互补的优势,近年来逐渐成为水泵优化问题的重要研究方向。

传统智能混合算法可分为全局搜索-局部优化算法和多目标优化算法,见表 4。全局搜索-局部优化算法核心是通过融合平衡了元启发式算法的全局搜索和局部收敛能力^[19]。多目标优化算法的核心是结合不同算法的差异化搜索逻辑^[20],通过融合各算法的 Pareto 解集,提高算法的多目标优化性能。数据驱动型混合智能算法可分为数据驱动型元启发式算法和多目标优化-智能决策算法。数据驱动型元启发式算法核心是利用 DL 提取特征,使算法具备良好优化能力和预测能力。多目标优化智能决策算法核心是利用多目标优化算法提高在面临水泵多目标优化问题时的决策能力。

混合算法相较于传统智能算法和数据驱动型智能算法,适配场景更多元化。数据量少、算力有限的中小型水厂可选择传统智能混合算法,平衡精度与落地成本;数据充足、动态工况复杂的大型水厂可选择数据驱动型混合智能算法,追求更好的动态工况适配性和优化效果;兼顾能耗、设备磨损和供水可靠性的场景可选择多目标优化混合算法。

表 2 基于 GA 的水泵优化工程性成果

Table 2 Engineering achievements of GA-based water pump optimization

GA改进方向	改进策略	优化成效
编码方式优化	采用实数或混合编码,适配连续参数	针对叶轮离散参数与连续参数,采用实数编码与离散编码混合策略,将传统GA的二进制编码转化为实数编码,更加适配水泵的转速和叶轮参数等连续变量 ^[21]
混合算法调整	融合局部寻优算法,平衡全局搜索与局部寻优	基于GA和模拟退火算法(SA)提出混合算法改进群智能,兼顾了全局搜索和局部寻优能力 ^[22]
参数自适应调整	基于种群适应度方差等因素动态调整罚因子、变异概率	把自适应罚因子与变异概率结合,根据种群适应度方差动态调整参数,既避免了早熟收敛,又提升了收敛效率 ^[23]
多目标优化拓展	引入Pareto解集,兼顾能耗、启停磨损等目标	利用NSGA-II算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II),在遗传算法基础上引入Pareto概念,建立了综合考虑泵开关机状态变化和总运行轴功率的多目标能耗优化模型,得出以开停机和变转速为基础操作的优化运行策略 ^[24]

表 3 数据驱动型智能算法在水泵优化问题上的应用

Table 3 Application of data-driven intelligent algorithms in water pump optimization problems

算法类型	核心技术路径	应用场景与应用成效	关键局限
深度学习	基于卷积神经网络(CNN)和声纹监测技术进行特征提取与预测建模	提出泵站机组声纹监测深度学习系统,实现了大型泵站的主机组声纹故障监测与预警 ^[25]	数据依赖量大(需海量标注数据),可解释性差
强化学习	基于近端优化策略(PPO)和自注意力机制的实时决策与试错	提出自注意力强化学习框架,精细化管理水泵运行状况,显著加快了模型优化速度 ^[26]	高维场景适配有限,奖励函数设计复杂
深度强化学习	DL特征感知+RL决策探索(LSTM特征提取与预测+DDPG实时决策)	提出了一种多智能深度强化学习泵系统节能优化策略 ^[27]	样本需求量翻倍,训练不稳定,算力要求极高

表 4 混合算法的探索方向归纳

Table 4 Summary of exploration directions for hybrid algorithms

混合类型	混合方向	核心融合策略	典型算法组合	核心成果
传统智能混合算法	全局搜索-局部优化智能算法	元启发式算法+局部优化算法	粒子群算法(PSO)+模拟退火算法(SA)	表现出更优异的收敛性和稳定性, 泵站调度优化方案比粒子群算法方案降低约7.68% ^[28]
	多目标优化智能算法	不同元启发式算法搜索机制整合	遗传算法(GA)+蚁群算法(ACO)+粒子群算法(PSO)	具有更优异的性能和效率, 能够针对能耗和抽水成本对抽水调度进行多目标优化 ^[29]
数据驱动混合智能算法	数据驱动元启发式智能算法	特征提取+元启发式寻优	自回归积分移动平均(ARIMA)+自适应网络模糊推理系统(ANFIS)+鲸鱼优化算法(WOA)	具有更高的实时分析与处理精度, 定量地反映了泵站的安全运行状态 ^[30]
	多目标优化-智能决策算法	多目标优化算法+强化学习决策	深度神经网络(DNN)+近端策略优化(PPO)+深度Q神经网络(DQN)	能够实现流量预测、减少磨损和节能降本多目标协同, 降低了泵送系统的能耗 ^[31]

目前混合算法表现出性能不够稳定, 面临超参数设置复杂、动态工况适配不足、泛化能力较弱等挑战。未来评估算法的优化潜力与实际成效仍需以科学完善的评估体系为支撑。现有算法应用中暴露的对动态工况适配性不足、泛化能力较弱等问题, 也需通过评估结果进行反向修正与校准。

3 水泵节能减碳评估体系

水泵节能减碳评估体系是量化算法、优化成效的关键工具。目前主要使用运行阶段评估测试算法优化性能, 这也是算法优化成效的核心验证方法。

3.1 运行阶段评估体系

运行阶段评估体系量化逻辑简洁, 是验证水泵节能减碳效果的核心。评估指标包括水泵效率、单位水量能耗强度与单位水量碳排放强度, 见表 5。核心逻辑通常是量化运行阶段的效率、能耗及其直接碳排放, 属于静态量化核算方式, 其优

点是可通过人工抄表或电表在线监测获取数据, 且评估流程简便, 在定频泵为主、工况波动小的传统水厂中评估效果较好。

对于耗电量可获取的水泵或水泵机组, 可直接计算其能耗和碳排放, 见式 (11)。若耗电量无法获取, 但可获取水泵的功率参数和提升高度信息时, 可采用式 (12) 计算, 核算结果精度较低。

$$\begin{cases} EC_d = E_d / Q \\ CES_d = (E_d \cdot EF_d) / Q \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} EC_d = \sum_{i=1}^n \left(\frac{g \cdot l \cdot \rho}{3.6 \times 10^6 \eta_i} \right) \\ CES_d = \sum_{i=1}^n \left(\frac{g \cdot l \cdot \rho \cdot EF_d}{3.6 \times 10^6 \eta_i} \right) \end{cases} \quad (12)$$

式中: EC_d 为水泵电力消耗的能耗强度, $\text{kW} \cdot \text{h} / \text{m}^3$; CES_d 为水泵电力消耗的碳排放强度, $\text{kg CO}_2\text{-eq} / \text{m}^3$; EF_d 为水泵所在地区的电力排放因子, $\text{kg CO}_2\text{-eq} / \text{kW} \cdot \text{h}$; E_d 为水泵运行一年的总耗电量, $\text{kW} \cdot \text{h}$; Q 为水泵运行一年总提升水量, m^3 , 给水处理厂以达标水质流量计; g 为重力加速度, 9.8 m/s^2 ;

表 5 水泵运行阶段节能减碳评估指标

Table 5 Evaluation indicators for energy saving and carbon reduction during water pump operation

指标名称	物理定义	核心作用	智能算法适配场景
水泵效率(η)	水泵输出水力功率与电机输入电功率的比值	判断水泵能量利用水平; 节能改造效果的核心验证指标	算法核心目标函数; 高效区优化验证
单位水量能耗强度(EC)	水泵每输送 1 m^3 水量消耗的电能	水泵节能潜力横向对比核心指标; 量化节能改造实际成效	算法约束条件设定; 实时优化效果反馈
单位水量碳排放强度(CES)	水泵每输送 1 m^3 水量产生的 CO_2 当量	量化水泵运行阶段的碳减排成效; 多目标优化中平衡节能和减碳的核心依据	碳减排导向的算法参数调优

l 为水泵实际提升高度, m ; ρ 为水的密度, $1\ 000\ \text{kg/m}^3$; η_i 为第 i 种水泵的工作效率; n 为总计使用工作效率不同的水泵的数量。

水泵运行阶段的能耗占比最高, 该阶段是算法优化的核心场景。针对当前水厂实际运行情况, 应关注动态运行工况下的精准量化, 兼顾实时性、可操作性与工程适配性, 服务于算法优化效果的验证, 构建“运行过程评估+智能算法优化”的闭环联动机制。

3.2 水泵全生命周期碳足迹评估

以全生命周期评价(LCA)^[32]为基础的碳足迹研究视角较全面, 有望成为拓展水泵节能减碳评估维度、支撑算法精准节能优化, 和水厂长期规划的拓展研究方向。现将水泵的全生命周期分为设计选型、制造运输、运行维护和报废回收4个阶段, 见图5。运输阶段和报废回收阶段碳排放边界和数据较为精确, 计算精度较高, 如式(13)(14)所示。运行维护阶段电力消耗产生的碳排放可参考式(11)进行核算。设计选型和制造阶段的碳排放量较少, 碳足迹评估可采用生命周期清单分析法^[33], 首先明确系统边界, 其次绘制流程框架并收集边界内各类物质和各项活动的基础数据与碳排放因子, 随后建立质量平衡方程并计算碳排放量, 最后检验核算结果的准确性。

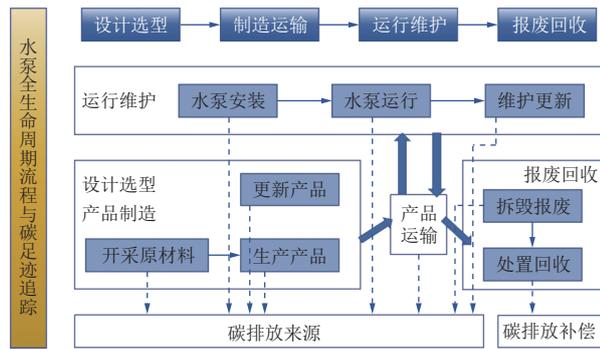


图5 水泵全生命周期碳足迹追踪示意图

Fig. 5 Schematic diagram of carbon footprint tracking for water pump life cycle

$$CES_{ys} = \sum_{i=1, j=1}^{n, l} (M_{ys, i, j} \cdot L_{ys, i, j} \cdot EF_{ys, j}) / Q \quad (13)$$

式中: CES_{ys} 为运输产生的碳排放强度, $\text{kg CO}_2\text{-eq/m}^3$; $M_{ys, i, j}$ 为一年中第 i 次运输中, 使用第 j 种运输方式的运输材料总量, t ; $L_{ys, i, j}$ 为一年中第 i 次运输中, 使用第 j 种运输方式的运输距离总量, km ; $EF_{ys, j}$ 为第 j 种方式的排放因子, $\text{kg CO}_2\text{-eq}/(t \cdot \text{km})$; n 为一年内总的运输次数; l 为第 i 次运输中, 采用

了 l 种运输方式。

$$CE_{cl} = \sum_{i=1}^n (M_{cl, i} \cdot EF_{cl, i}) \quad (14)$$

其中: CE_{cl} 为拆除阶段回收材料碳补偿量, $\text{kg CO}_2\text{-eq}$; $M_{cl, i}$ 为第 i 种材料回收量, 或 m^3 ; $EF_{cl, i}$ 为第 i 种材料排放因子, $\text{kg CO}_2\text{-eq}/\text{kg}$ 或 $\text{kg CO}_2\text{-eq}/\text{m}^3$; n 为回收 n 种材料。

4 结论与展望

结合智能算法在城镇给水厂水泵节能减碳中的研究, 未来城镇水泵节能减碳研究应聚焦“双碳”战略核心需求, 以“模型-算法-评估”三位一体协同优化为核心方向, 突破现有技术瓶颈, 提升工程适配性与节能减碳效益。

(1)模型-算法动态耦合: 水泵节能模型构建是智能算法优化的基础前提, 也要深度契合算法的优化需求。后续可融合水泵微观流场与外部动态工况参数, 建立动态耦合模型, 提升模型对复杂实际场景的系统适配性。算法需适配模型的非线性与多约束特性, 追求从“离线建模”到“在线优化”的跨越, 解决模型与实际工况脱节的核心问题。

(2)算法-评估双向赋能: 运行阶段评估结果需实时反馈至算法, 算法优化成效也要进一步丰富评估体系的场景适配性。今后可基于迁移学习框架, 破解中小水厂面临的数据匮乏、算力受限难题; 同时融合运行阶段动态评估和 LCA 碳足迹评估, 形成“算法优化-评估反馈-算法升级”的良性循环。

(3)模型-评估精准校准: 通过评估体系持续校准模型精准度, 通过运行阶段的动态评估优化与修正模型的约束条件设定。未来模型构建可形成“评估数据输入-模型约束修正-优化精度提升”的迭代机制, 为评估体系动态调整提供可靠的基础支撑。

参考文献 (References):

- [1] XU Qiang, CHEN Qiuwen, QI Siliang, et al. Improving water and energy metabolism efficiency in urban water supply system through pressure stabilization by optimal operation on water tanks[J]. *Ecological Informatics*, 2015, 26: 111-116.
- [2] 王圃, 龙腾锐, 陆柯, 等. 城市给水处理厂能耗研究进展[J]. *给水排水*, 2005, 31(1): 93-97.
WANG Pu, LONG Tengrui, LU Ke, et al. Advances in research of energy consumption of urban waterworks[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2005, 31(1): 93-97.

- [3] 赵潇然, 汪力, 李阔, 等. 供水系统水泵机组节能改造方法与工程实例 [J]. *给水排水*, 2022, 58(2): 1-5+12.
ZHAO Xiaoran, WANG Li, LI Kuo, et al. Methods and applications on energy conserving reformation of pump units in water supply system[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 58(2): 1-5+12.
- [4] 刘小东, 高旭辉, 肖帆, 等. 智慧厂站集中运营模式的探索与实践 [J]. *净水技术*, 2024, 43(10): 185-195.
LIU Xiaodong, GAO Xuhui, XIAO Fan, et al. Exploration and practice of centralized operation management mode for the smart WTP[J]. *Water Purification Technology*, 2024, 43(10): 185-195.
- [5] 廖莉, 林家恒, 张承慧. 用遗传算法求解供水泵站效率优化问题 [J]. *中国工程科学*, 2002, 4(9): 54-58.
LIAO Li, LIN Jiaheng, ZHANG Chenghui. Efficiency optimization of variable frequency variable speed water-supply pumping stations based on genetic algorithm[J]. *Strategic Study of CAE*, 2002, 4(9): 54-58.
- [6] HIENINGER T, SCHMIDT VOLLUS R, SCHLÜCKER E. Improving energy efficiency of individual centrifugal pump systems using model-free and on-line optimization methods[J]. *Applied Energy*, 2021, 304: 117311.
- [7] DINI M, HEMMATI M, HASHEMI S. Optimal operational scheduling of pumpsto improve the performance of water distribution networks[J]. *Water Resources Management*, 2022, 36(1): 417-432.
- [8] 蒲政衡, 赵平伟, 冯偲懋, 等. 基于深度学习的供水管网实时智能调度研究 [J]. *给水排水*, 2022, 58(11): 166-172.
PU Zhengheng, ZHAO Pingwei, FENG Simin, et al. Intelligent real-time scheduling of water distribution system based on deep learning[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 58(11): 166-172.
- [9] 马文生, 周清松, 李方忠, 等. 基于 BP 神经网络与 NSGA-II 算法的低比转速离心泵优化 [J]. *中国农村水利水电*, 2023(4): 189-194+202.
MA Wensheng, ZHOU Qingsong, LI Fangzhong, et al. Optimization of low specific speed centrifugal pump based on BP network and NSGA-II algorithm[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2023(4): 189-194+202.
- [10] 张焕刚, 胡浩, 张德跃, 等. 给水泵站优化运行的建模分析 [J]. *中国给水排水*, 2013, 29(17): 47-50.
ZHANG Huanli, HU Hao, ZHANG Deyue, et al. Modeling analysis for optimal operation of water supply pumping station[J]. *China Water & Wastewater*, 2013, 29(17): 47-50.
- [11] 王甜婧, 汤涌, 王兵, 等. 传统方法与人工智能: 潮流控制优化算法的现状、挑战与未来方向 [J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(5): 1799-1818.
WANG Tianjing, TANG Yong, WANG Bing, et al. Traditional methods versus artificial intelligence: Optimization algorithms for power flow control in state of the art, challenge and future directions[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(5): 1799-1818.
- [12] BEHESHTI Z, SHAMSUDDIN S M H. A review of population-based meta-heuristic algorithm[J]. *International Journal of Advances in Soft Computing & Its Applic*, 2013, 5(1): 1-35.
- [13] 李洪斌, 张承慧, 宋军. 变频驱动并联水泵变压变流量运行优化调度 [J]. *中国工程科学*, 2001, 3(9): 52-57.
LI Hongbin, ZHANG Chenghui, SONG Jun. Optimal scheduling of variable-pressure variable-flow operation of inverter-drive pumps connected in parallel[J]. *Engineering Science*, 2001, 3(9): 52-57.
- [14] 张万台, 路明利, 吴秀云, 等. 引滦工程尔王庄暗渠泵站经济运行方案研究 [J]. *水利学报*, 2004, 35(8): 94-97+102.
ZHANG Wantai, LU Mingli, WU Xiuyun, et al. Optimal operation program for pump station with complicated inlet and outlet[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2004, 35(8): 94-97+102.
- [15] 曹金宇, 信昆仑, 周立典, 等. 基于低位水箱调度的二级泵站供水能耗优化 [J]. *环境工程*, 2023, 41(6): 174-180.
CAO Jinyu, XIN Kunlun, ZHOU Lidian, et al. Energy consumption optimization of secondary pumping station based on low-level water tank scheduling[J]. *Environmental Engineering*, 2023, 41(6): 174-180.
- [16] 贡晗, 李红阳, 施佳琪, 等. 基于可靠度的冷却水泵网络操作优化 [J]. *高校化学工程学报*, 2019, 33(3): 692-698.
GONG Han, LI Hongyang, SHI Jiaqi, et al. Operational optimization of a pump network based on reliability[J]. *Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities*, 2019, 33(3): 692-698.
- [17] 杨西侠, 廖莉, 林家恒. 基于遗传算法的供水泵站优化控制研究 [J]. *应用基础与工程科学学报*, 1999, 7(2): 209-214.
YANG Xixia, LIAO Li, LIN Jiaheng. Optimal control research of water supply pumping stations with genetic algorithm[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 1999, 7(2): 209-214.
- [18] 王健, 张蕊, 姜楠. 量子机器学习综述 [J]. *软件学报*, 2024, 35(8): 3843-3877.
WANG Jian, ZHANG Rui, JIANG Nan. Survey on quantum machine learning[J]. *Journal of Software*, 2024, 35(8): 3843-3877.
- [19] 郭竟翔, 刘洋, 张利剑, 等. 基于自适应和柯西算子的改进 PSO 无人机路径规划 [J/OL]. *探测与控制学报*: 1-9[2026-02-27]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.TJ.20250926.1059.002>.
GUO Jingxiang, LIU Yang, ZHANG Lijian, et al. UAV path planning based on adaptive and cauchy operator improved PSO algorithm[J/OL]. *Journal of Detection &*

- Control: 1-9[2026-02-27]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.TJ.20250926.1059.002>.
- [20] 晏毅, 赖喜德, 陈小明, 等. 基于改进粒子群算法的泵站优化运行研究 [J]. 中国农村水利水电, 2022(8): 150-155.
YAN Yi, LAI Xide, CHEN Xiaoming, et al. Research on the optimal pumping station scheduling based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. China Rural Water and Hydropower, 2022(8): 150-155.
- [21] 王文杰, 龚小波, 裴吉, 等. 改进离散型遗传算法在离心泵性能优化中的应用 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(7): 130-136.
WANG Wenjie, GONG Xiaobo, PEI Ji, et al. Application of modified discrete genetic algorithm in performance optimization of centrifugal pump[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(7): 130-136.
- [22] 甘星城. 基于改进群智能的并联泵系统节能优化与实时调控研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2023: 31.
GAN Xingcheng. Energy-saving oriented optimization and real-time regulation of a parallel pumping system based on the modified swarm intelligence[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2023: 31.
- [23] 邹文昊, 龚懿, 程吉林, 等. 基于改进遗传算法的排涝泵站群优化运行 [J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2025, 28(1): 42-50.
ZOU Wenhao, GONG Yi, CHENG Jilin, et al. Optimal operation of drainage pumping station group based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Yangzhou University (Natural Science Edition), 2025, 28(1): 42-50.
- [24] 张林, 赵顺萍, 刘阔, 等. 基于 NSGA-II 算法与智慧水务技术的变频泵站多目标优化运行研究 [J]. 给水排水, 2025, 51(8): 147-152.
ZHANG Lin, ZHAO Shunping, LIU Kuo, et al. Research on multi-objective optimization operation of variable frequency pump station based on NSGA-II algorithm and smart water technology[J]. Water & Wastewater Engineering, 2025, 51(8): 147-152.
- [25] 刘雪芹, 力刚, 葛强. 基于声纹监测技术的大型泵站机组振动特性研究 [J]. 中国农村水利水电, 2024(2): 103-108+114.
LIU Xueqin, LI Gang, GE Qiang. Research on the vibration characteristics of large pumping station units based on voiceprint monitoring technology[J]. China Rural Water and Hydropower, 2024(2): 103-108+114.
- [26] 胡诗苑, 高金良, 钟丹, 等. 供水管网实时优化调度深度自注意力强化学习框架 [J]. 给水排水, 2023, 59(7): 135-139.
HU Shiyuan, GAO Jinliang, ZHONG Dan, et al. Deep self-attention reinforcement learning framework for real-time optimal scheduling of water distribution network[J]. Water & Wastewater Engineering, 2023, 59(7): 135-139.
- [27] 钟林涛, 宋冬梅, 张衡镜, 等. 基于 DQN 和 DDPG 算法的多智能体泵系统节能控制优化研究 [J]. 机械, 2025, 52(8): 14-22.
ZHONG Lintao, SONG Dongmei, ZHANG Hengjing, et al. Research on optimization of energy-saving control for pump system based on multiple-agent of DQN and DDPG algorithms[J]. Machinery, 2025, 52(8): 14-22.
- [28] ZHAO Fangling, FENG Xiaoli. Evaluation strategy of particle swarm optimization and its application in pumping station system optimal operation[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 240: 032034.
- [29] BOUACH A, BENMAMAR S. Management of a water pumping schedule by an HGMA optimization algorithm[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, 2023, 47(6): 4031-4043.
- [30] WANG Shuo, ZHANG Liaojun, YIN Guojiang. Vibration prediction and evaluation system of the pumping station based on ARIMA-ANFIS-WOA hybrid model and D-S evidence theory[J]. Water, 2023, 15(14): 2656.
- [31] SEO G, YOON S, KIM M, et al. Deep reinforcement learning-based smart joint control scheme for on/off pumping systems in wastewater treatment plants[J]. IEEE Access, 2021, 9: 95360-95371.
- [32] 王长波, 张力小, 庞明月. 生命周期评价方法研究综述——兼论混合生命周期评价的发展与应用 [J]. 自然资源学报, 2015, 30(7): 1232-1242.
WANG Changbo, ZHANG Lixiao, PANG Mingyue. A review on hybrid life cycle assessment: Development and application[J]. Journal of Natural Resources, 2015, 30(7): 1232-1242.
- [33] 李成, 马顺君, 贺鑫, 等. 典型给水厂运行碳排放核算与碳减排路径 [J]. 给水排水, 2023, 59(7): 1-7.
LI Cheng, MA Shunjun, HE Xin, et al. Carbon emission calculation and carbon emission reduction path of typical waterworks operation[J]. Water & Wastewater Engineering, 2023, 59(7): 1-7.