

本文引用格式: 何文浩,林国恩,武果,等.基于 BP 神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型[J].自动化与信息工程,2024,45(5):20-31.

HE Wenhao, LIN Guoen, WU Guo, et al. Optimal scheduling model for water intake pump station based on BP neural network fitting characteristic curve[J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(5):20-31.

基于 BP 神经网络拟合特性曲线的 取水泵站优化调度模型*

何文浩¹ 林国恩¹ 武果² 曾勇洲¹ 梁昌智¹ 潘安庭¹ 张浪文³

(1.广州市自来水有限公司, 广东 广州 510699

2.中科院广州电子技术有限公司, 广东 广州 510070

3.华南理工大学, 广东 广州 510640)

摘要: 针对取水泵站依靠经验搭配取水机组, 导致取水泵站功耗较高的问题, 提出基于反向传播 (BP) 神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型。首先, 基于 BP 神经网络分别构建流量-扬程、功率-流量的特性曲线拟合模型; 然后, 以取水机组总功耗最低为目标函数, 分析取水泵运行的约束条件, 构建优化调度模型; 最后, 利用改进遗传算法求解取水泵站优化调度模型, 通过调整交叉概率和变异概率, 避免算法陷入局部最优解。实验结果表明, 该优化调度模型比传统人工操作节能, 且改进遗传算法具有更好的收敛性, 缩短了模型求解时间。

关键词: 取水泵站; BP 神经网络; 水泵特性曲线; 遗传算法; 节能; 优化调度

中图分类号: TH185

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)05-0004-12

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.05.004

开放获取

Optimal Scheduling Model for Water Intake Pump Station Based on BP Neural Network Fitting Characteristic Curve

HE Wenhao¹ LIN Guoen¹ WU Guo² ZENG Yongzhou¹

LIANG Changzhi¹ PAN Anting¹ ZHANG Langwen³

(1.Guangzhou Water Supply Co., Ltd., Guangzhou 510699, China

2.Guangzhou Electronic Technology Co., Ltd., CAS, Guangzhou 510070, China

3.South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: A water intake pump station optimization scheduling model based on backpropagation (BP) neural network fitting characteristic curve is proposed to address the problem of high power consumption caused by relying on experience to match water intake pump units in water intake pump stations. Firstly, based on BP neural network, characteristic curve fitting models for flow head and power flow are constructed separately; Then, with the objective function of minimizing the total power consumption of the water intake pump unit, the constraints on the operation of the water intake pump are analyzed, and an optimization scheduling model is constructed; Finally, an improved genetic algorithm is used to solve the optimization scheduling model of the water intake pump station. By adjusting the crossover probability and mutation probability, the algorithm avoids getting stuck in local optimal solutions. The experimental results show that the optimized scheduling model is more energy-efficient than traditional manual operations, and the improved genetic algorithm has better convergence and shortens the model solving time.

Keywords: water intake pump station; BP neural network; pump characteristic curve; genetic algorithm; energy saving; optimize scheduling

0 引言

随着城市化进程的快速推进,能源消耗问题日益严峻。其中,取水泵站的功耗在城市总功耗中的占比较高^[1]。而取水泵站优化调度在满足取水需求的前提下,有效降低取水泵机组的功耗。随着变频调速技术越来越成熟,工频泵引入变频电机可实现变频恒压控制^[2]。取水泵机组由工频泵的组合变为工频泵和变频泵的组合,能根据水量需求调节变频泵的频率,从而降低取水泵站的功耗^[3]。因此,研究取水泵站优化调度模型,对于进一步降低取水泵站的功耗具有重要意义^[4]。

现有的取水泵站优化调度算法以遗传算法、粒子群算法和动态规划为主。陶东等^[5]采用粒子群算法和动态规划对取水泵站进行优化调度研究,优化后的方案能够自动操作取水泵站;但未考虑实际约束条件,导致部分优化结果与实际不符。王彤等^[6]采用遗传算法对取水泵站进行优化调度研究,基于水泵特性曲线建立优化调度模型;但遗传算法易陷入局部最优解。李娜等^[7]采用改进遗传算法的适应度函数求解取水泵站的优化调度模型;但节能效果不明显。何彬浩等^[8]在研究取水泵站的优化调度时,采用组合变异算子对遗传算法进行改进,并在实际工程中进行了应用验证;但该方法无法保证全局最优性。

本文提出了基于反向传播(back propagation, BP)神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型。该模型基于BP神经网络分别构建流量-扬程、功率-流量的特性曲线拟合模型;基于改进遗传算法求解优化调度模型,进一步降低了取水泵站的功耗。

1 问题描述

在取水泵站优化调度研究中,改进的遗传算法取得了较好的效果。但取水泵站优化调度模型在实际应用时仍面临三大挑战^[9]: 1) 取水泵站优化调度模型基于水泵特性曲线建立,然而取水泵站经过长期运行后,水泵特性曲线会发生偏移,无法保证优化调度的效果; 2) 取水泵机组运行的约束条件考虑不全面,

导致优化调度模型无法满足取水泵机组的实际运行需求; 3) 传统的遗传算法在求解最优问题时,局部最优解的问题影响了算法的稳定性。针对以上问题,本文提出了一种基于BP神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型,总体框架如图1所示。

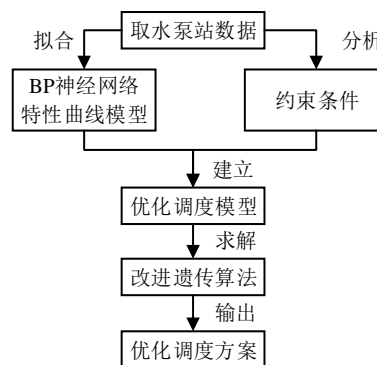


图1 基于BP神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型总体框架

1) 提出一种基于BP神经网络的水泵特性曲线拟合模型,利用取水泵的实测数据训练该模型,使其更符合实际运行工况,从而提升水泵特性曲线的拟合精度;

2) 根据取水泵的实测数据与实际运行工况设置约束条件,确保优化调度模型符合取水泵站的实际运行情况;

3) 提出基于改进遗传算法的优化调度模型,自适应改进交叉概率和变异概率,避免局部最优解问题。

本文数据来源于2022年6月~2023年3月广州某取水泵站的12台取水泵的实测数据,包括测量时间、流量、出口压力、功率和频率等,数据采集间隔时长为1h。在取水泵进行取水操作时,出口压力与扬程的关系可近似为1MPa出口压力等于100m扬程。本文的研究对象为12台取水泵的特性曲线关系,即流量-扬程、功率-流量之间的关系。其中,取水泵1、2、6、7、11、12为工频泵,频率不可调;取水泵3、4、5、8、9、10为变频泵,频率可调。工频泵的流量范围为12500~21500m³/h、出口压力范围为0.19~0.45MPa、功率范围为1850~2100kW;变频泵的流量范围为8000~20000m³/h、出口压力范围为

0.19~0.45 MPa、功率范围为 1 000~2 000 kW、频率范围为 40~49 Hz。广州某取水水泵站的架构如图 2 所示。

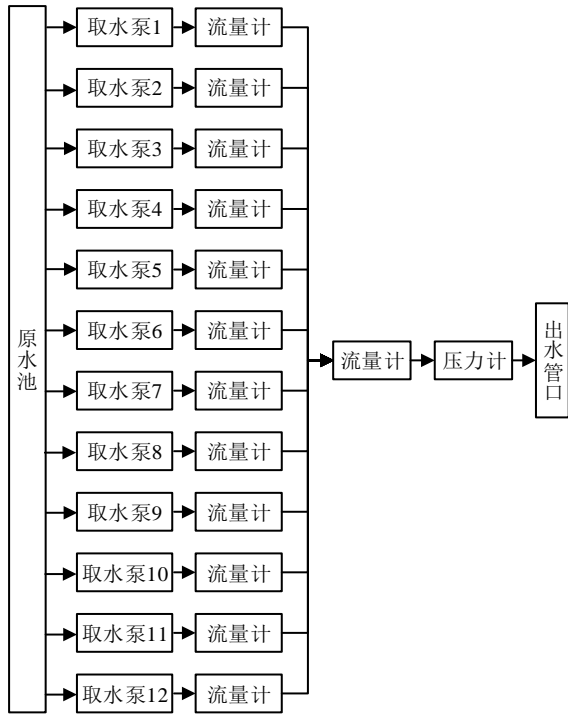


图 2 广州某取水水泵站架构图

2 BP 神经网络拟合特性曲线模型

BP 神经网络通过前向传播、误差反馈信号反向传播不断地更新权值和阈值，从而将 BP 神经网络模型的误差调整至最小^[10]。BP 神经网络的训练过程为：

- 1) 输入 BP 神经网络的输入量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和目标量 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ，其中， n 为训练数据的大小；
- 2) 初始化权值 ω_j ；
- 3) 输入量 X 和权值 ω_j 加权求和后与偏差 b_{ij} 相加，得到训练数据的 BP 神经网络拟合输出 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ ；
- 4) 利用 $SSE = \sum_{i=1}^n (A_i - y_i)^2$ 计算当前输出 A 和目标量 Y 的误差平方和 SSE ，并基于 SSE 修正权值 ω_j 和偏差 b_{ij} ；
- 5) 重复步骤 3)、4)，不断修正权值 ω_j 和偏差 b_{ij} ，使 BP 神经网络的输出 A 接近目标量 Y ，即将 SSE

调整至可接受的范围。

基于 BP 神经网络分别构建 12 台取水泵的流量-扬程、功率-流量模型。工频泵模型为 $Q = f(H)$ 、 $P = g(Q)$ ，变频泵模型为 $Q = f(H, v)$ 、 $P = g(Q, v)$ ，其中， Q 为流量、 H 为扬程、 P 为功率、 v 为频率。

在 BP 神经网络训练和测试前，需对输入数据和输出数据进行归一化处理。在 BP 神经网络训练过程中，为确保水泵特性曲线拟合的准确性，需采用尽可能多的数据进行训练。本文利用连续间断点划分训练数据和测试数据，具体如下：

工频泵：按流量对工频泵的采样数据进行排序，以 12 个数据为间隔取 1 个数据点，合并为测试数据集，其余未被选取的数据点合并为训练数据集；

变频泵：先将变频泵的采样数据以频率段进行划分，按流量进行排序，再以 10 个数据为间隔取 1 个数据点，合并为测试数据集，其余未被选取的数据点合并为训练数据集。

按如上操作进行数据划分后，工频泵和变频泵的训练数据与测试数据的比例约为 9 : 1。通过 MATLAB 软件对训练数据进行 BP 神经网络模型训练。

3 优化调度模型构建

3.1 优化调度模型

取水泵站机组包括 6 台变频泵和 6 台工频泵，优化调度模型利用取水泵机组并联运行时的状态，包括取水泵的开关状态和变频泵频率进行建模。基于工频泵模型 $Q = f(H)$ 、 $P = g(Q)$ ，变频泵模型 $Q = f(H, v)$ 、 $P = g(Q, v)$ ，以取水泵机组最小功率为目标函数^[11]，可得

$$J = \min \left\{ \sum_{i=1}^6 \omega_{pi} g_i (f_i (H_i)) + \sum_{j=1}^6 \omega_{fj} g_j (f_j (H_j, v_j), v_j) \right\} \quad (1)$$

式中： ω_{pi} 为第 i 台工频泵的开关状态； ω_{fj} 为第 j 台变频泵的开关状态； $\omega_{pi} = 0$ 和 $\omega_{fj} = 0$ 为取水泵处于关闭状态； $\omega_{pi} = 1$ 和 $\omega_{fj} = 1$ 为取水泵处于启动状态； $g_i(x)$ 为工频泵的功率-流量特性曲线模型； $g_j(x)$ 为

变频泵的功率-流量特性曲线模型； $f_i(x)$ 为工频泵的流量-扬程特性曲线模型； $f_j(x)$ 为变频泵的流量-扬程特性曲线模型； H_i 为第*i*台工频泵的扬程，m； H_j 为第*j*台变频泵的扬程，m。

记取水泵站的调度目标为 (H_S, Q_S) ，在取水泵站运行过程中需考虑取水泵运行的安全和效率，因此约束条件如下：

1) 取水泵扬程约束：取水泵站采用并联运行方式，该运行方式下取水泵机组的所有水泵扬程相同，避免了不同取水泵扬程差过大导致的高扬程水流向低扬程现象，保证了取水泵机组的正常运行。扬程约束条件可表示为

$$H_1 = H_2 = \dots = H_{12} = H_S \quad (2)$$

目标函数可转换为

$$J = \min \left\{ \sum_{i=1}^6 \omega_{pi} g_i(f_i(H_S)) + \sum_{j=1}^6 \omega_{fj} g_j(f_j(H_S, v_j), v_j) \right\} \quad (3)$$

2) 取水总量约束：取水泵站的实际取水量需满足其调度目标流量，即所有取水泵的取水量总和等于调度目标流量值。取水总量约束可表示为

$$Q_S = \sum_{i=1}^6 \omega_{pi} Q_i + \sum_{j=1}^6 \omega_{fj} Q_j \quad (4)$$

式中： Q_i 为第*i*台工频泵的取水量，m³/h； Q_j 为第*j*台变频泵的取水量，m³/h。

将取水泵的取水总量与调度目标流量值之间的误差平方作为惩罚函数，表示为

$$P_1 = \left(\sum_{i=1}^6 \omega_{pi} f_i(H_S) + \sum_{j=1}^6 \omega_{fj} f_j(H_S, v_j) - Q_S \right)^2 \quad (5)$$

3) 变频泵频率约束：在历史运行数据中，变频泵的频率范围为40~49 Hz，最小频率比约为 $S_{\min} = 40 \div 50 = 0.8$ ，满足频率比不低于0.55的要求。进一步分析取水泵的实际运行数据，取水变频泵5的频率分段图如图3所示。

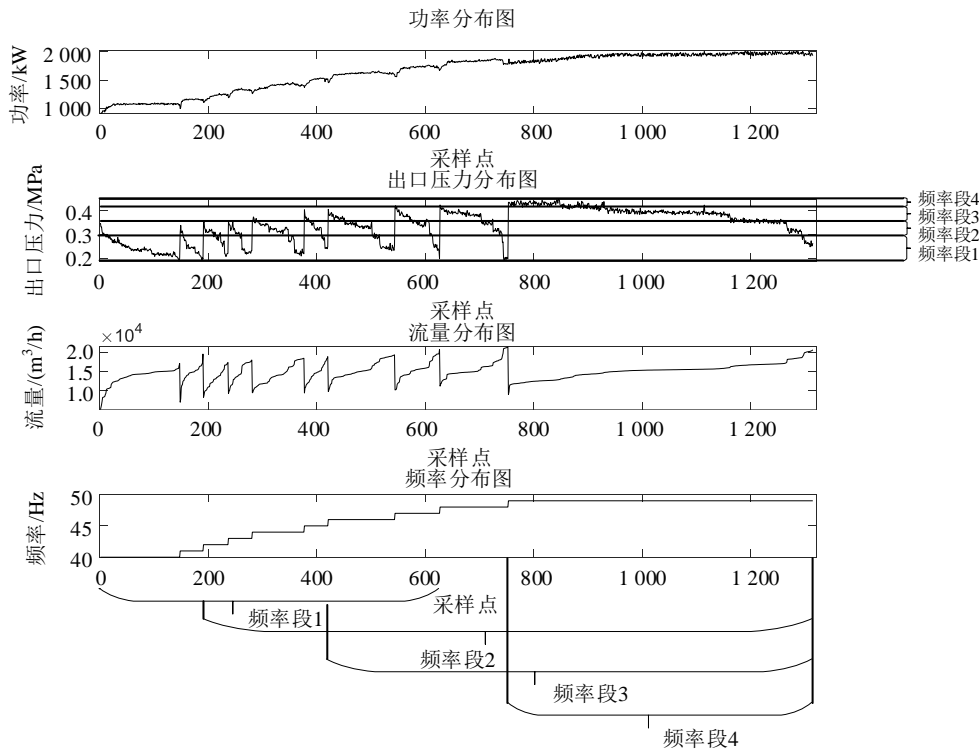


图3 取水变频泵5的频率分段图

由图 3 可知：当出口压力 <0.3 MPa，即扬程 $H_s < 30$ m 时，取水变频泵 5 的频率主要分布在 40~47 Hz 范围内，虽然频率为 48、49 Hz 时，部分出口压力也低于 0.3 MPa，但这 2 个频率对应的功率较大，为使总功耗最低，不考虑这 2 个频率；当 0.3 MPa \leq 出口压力 < 0.35 MPa，即扬程 30 m $\leq H_s < 35$ m 时，取水变频泵 5 的频率主要分布在 42~49 Hz 范围内；当 0.35 MPa \leq 出口压力 < 0.42 MPa，即扬程 35 m $\leq H_s < 42$ m 时，取水变频泵 5 的频率主要分布在 46~49 Hz 范围内；当出口压力 ≥ 0.42 MPa，即扬程 $H_s \geq 42$ m 时，取水变频泵 5 的频率主要分布在 49 Hz。变频泵的频率约束表示为

$$\begin{cases} 40 \text{ Hz} \leq v_j \leq 47 \text{ Hz}, H_s < 30 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ 42 \text{ Hz} \leq v_j \leq 49 \text{ Hz}, 30 \text{ m} \leq H_s < 35 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ 46 \text{ Hz} \leq v_j \leq 49 \text{ Hz}, 35 \text{ m} \leq H_s < 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ v_j = 49 \text{ Hz}, H_s \geq 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \end{cases} \quad (6)$$

4) 取水泵高效运行约束：当取水泵运行区间处于高效运行范围时，能最大限度地发挥取水泵的取水能力，较快满足取水要求，减少功耗。变频泵的高效运行范围如图 4 所示。

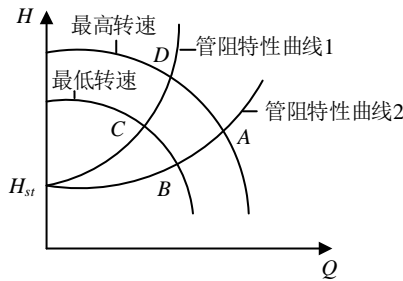


图 4 变频泵的高效运行范围

由图 4 可知，曲线 CD 、 BA 表示取水泵效率为 85% 的特性曲线，即在曲线 CD 、 BA 包含的范围内，取水泵效率大于 85%。因此工频泵的高效运行范围为 AD 曲线，变频泵的高效运行范围为 $ABCD$ 区域。

依据取水泵站技术手册可得： $Q_D = 13\ 800$ m³/h， $H_D = 42$ m， $Q_A = 21\ 000$ m³/h， $H_A = 29$ m， $H_C = 25$ m。可知工频泵的高效运行范围为： $Q_{\max i} = Q_A$ 、

$Q_{\min i} = Q_D$ ，变频泵的高效运行范围可由公式(7)、(8)计算^[12]。

$$Q_{\min j} = \begin{cases} \sqrt{\frac{H_s}{H_D}} Q_D, H_s \geq H_C \\ \sqrt{\frac{H_x S_x^2 - H_s}{S_x}}, H_s < H_C \end{cases} \quad (7)$$

$$Q_{\max j} = \begin{cases} \sqrt{\frac{H_x - H_s}{S_x}} Q_D, H_s \geq H_A \\ \sqrt{\frac{H_s}{H_A}} Q_A, H_s < H_C \end{cases} \quad (8)$$

式中： H_s 为调度目标的扬程，m； H_x, S_x 为水泵特性曲线的经验公式参数； Q_A 为 A 点的流量，m³/h； H_A 为 A 点的扬程，m； Q_D 为 D 点的流量，m³/h； H_D 为 D 点的扬程，m； H_C 为 C 点的扬程，m。

计算各取水泵的取水量与高效运行范围流量上、下限值的误差平方总和，并将其作为惩罚函数的一项。取水泵的高效运行约束可表示为

$$P_2 = \sum_{i=1}^6 P_{2pi} + \sum_{j=1}^6 P_{2fj} \quad (9)$$

式中： P_{2pi} 为第 i 台工频泵的取水量与高效运行范围流量上、下限的误差平方值，(m³/h)²； P_{2fj} 为第 j 台变频泵的取水量与高效运行范围流量上、下限的误差平方值，(m³/h)²，具体表示为

$$P_{2pi} = \omega_{pi} (\Delta Q_i)^2 = \begin{cases} \omega_{pi} (f_i(H_s) - Q_{\min i})^2, f_i(H_s) < Q_{\min i} \\ 0, Q_{\min i} \leq f_i(H_s) \leq Q_{\max i} \\ \omega_{pi} (f_i(H_s) - Q_{\max i})^2, f_i(H_s) > Q_{\max i} \end{cases} \quad (10)$$

$$P_{2fj} = \omega_{fj} (\Delta Q_j)^2 = \begin{cases} \omega_{fj} (f_j(H_s, v_j) - Q_{\min j})^2, f_j(H_s, v_j) < Q_{\min j} \\ 0, Q_{\min j} \leq f_j(H_s, v_j) \leq Q_{\max j} \\ \omega_{fj} (f_j(H_s, v_j) - Q_{\max j})^2, f_j(H_s, v_j) > Q_{\max j} \end{cases} \quad (11)$$

5) 工频泵启动台数约束：设取水泵机组运行过

程中至少要启动 3 台工频泵, 则工频泵启动台数约束可表示为

$$\sum_{i=1}^6 \omega_{pi} \geq 3 \quad (12)$$

采用改进遗传算法对优化调度模型进行求解。为提高算法的全局搜索能力, 将目标函数与约束条件通过退火因子改进惩罚函数法进行合并^[13]。随着遗传代数的增加, 惩罚函数加入目标函数的权重不断变小, 具体表示为

$$F = J + \delta P \quad (13)$$

式中: F 为目标函数与惩罚函数相加后得到的新目标函数; J 为约束优化问题的目标函数; P 为约束条件转换的惩罚函数; δ 为惩罚因子的权重, 引入退火因子后可表示为

$$\delta = \alpha \frac{1}{T}, T = \gamma T, \gamma \in [0, 1] \quad (14)$$

式中: α 为初始温度, $^{\circ}\text{C}$; γ 为冷却系数。

将目标函数与约束条件合并后, 得到最终的优化调度模型为

$$F = J + \delta(P_1 + P_2)$$

$$\begin{cases} 40 \text{ Hz} \leq v_j \leq 47 \text{ Hz}, H_s < 30 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ 42 \text{ Hz} \leq v_j \leq 49 \text{ Hz}, 30 \text{ m} \leq H_s < 35 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ 46 \text{ Hz} \leq v_j \leq 49 \text{ Hz}, 35 \text{ m} \leq H_s < 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ v_j = 49 \text{ Hz}, H_s \geq 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^6 \omega_{pi} \geq 3 \quad (15)$$

3.2 改进遗传算法

遗传算法是一种模拟物种优胜劣汰进化方式的优化算法, 其交叉操作和变异操作由交叉概率和变异概率决定。当概率值较大时, 收敛速度较快, 但优秀个体可能被破坏; 当概率值较小时, 新个体产生的速度较慢, 优秀个体较少。传统遗传算法的交叉概率和变异概率是固定的, 随着算法的迭代, 无法保证个体

的优良性和多样性。为此, 本文采用平滑性更好的自适应交叉概率 P_c 和变异概率 P_m , 其表达式为

$$P_c = \begin{cases} P_{c\max}, f' < f_{\text{avg}} \\ P_{c\min} + \frac{P_{c\max} - P_{c\min}}{1 + \exp\left(A \left(\frac{2(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}\right)\right)}, f' \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (16)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m\max}, f < f_{\text{avg}} \\ P_{m\min} + \frac{P_{m\max} - P_{m\min}}{1 + \exp\left(A \left(\frac{2(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}\right)\right)}, f \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (17)$$

式中: f' 为交叉操作的 2 个个体中较大的适应度值; f 为变异操作个体的适应度值; f_{\max} 为种群的最大适应度值; f_{avg} 为种群的平均适应度值; $P_{c\max}$ 、 $P_{c\min}$ 分别为人工选定的最大、最小交叉概率; $P_{m\max}$ 、 $P_{m\min}$ 分别为人工选定的最大、最小变异概率; A 为概率系数, 一般选择为 9.903 438。

3.3 改进遗传算法的参数设置

1) 确定编码方式: 遗传算法求解的最优个体基因序列即为取水机组运行状态的最优解。取水机组的运行状态主要包括工频泵的状态 ω_i 、变频泵的状态 ω_j 和变频泵的频率 v_j 。利用二进制编码表示水泵的停止 (0) 与运行状态 (1)。编码后的取水运行状态可表示为

$$v_1 v_2 \cdots v_6 \omega_{f6} \omega_{f5} \cdots \omega_{f1} \omega_{p6} \omega_{p5} \cdots \omega_{p1} \quad (18)$$

由公式(6)的频率约束可知, 当出口压力一定时, 变频泵有 1、4、8 种频率可调节, 因此每台变频泵用 3 位编码表示频率, 即

$$v_j : b_{j1} b_{j2} b_{j3} \quad (19)$$

当变频泵有 8 种频率时, 用 3 位编码进行解码; 当变频泵有 4 种频率时, 用后 2 位编码进行解码; 当变频泵只有 1 种频率时, 频率固定为 49 Hz。解码方式为

$$\left\{ \begin{array}{l} v_j = 40 + \sum_{i=1}^3 b_{ji} \cdot 2^{3-i}, H_s < 30 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ v_j = 42 + \sum_{i=1}^3 b_{ji} \cdot 2^{3-i}, 30 \text{ m} \leq H_s < 35 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ v_j = 46 + \sum_{i=2}^3 b_{ji} \cdot 2^{3-i}, 35 \text{ m} \leq H_s < 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \\ v_j = 49 \text{ Hz}, H_s \geq 42 \text{ m}, j = 1, 2, \dots, 6 \end{array} \right. \quad (20)$$

将公式(18)展开, 得到最终的取水泵状态编码为

$$b_{11}b_{12}b_{13}b_{21}b_{22}b_{23} \cdots b_{61}b_{62}b_{63}\omega_{f6}\omega_{f5} \cdots \omega_{f1}\omega_{p6}\omega_{p5} \cdots \omega_{p1} \quad (21)$$

变频泵频率编码长度为 18, 工频泵与变频泵状态编码长度为 12, 总编码长度为 30。

2) 初始化种群: 选择种群规模大小为 60, 即种群中有 60 个个体。

3) 选择适应度函数: 目标函数为取水泵机组总功耗最低, 适应度函数通常由目标函数转换得到。但适应度值与个体的优劣成正比, 即适应度值高的个体对应的解更优。为使目标函数较低的解对应的适应度值更高, 选择适应度函数为

$$eval(x) = \frac{F_{\max}(x) - F(x)}{F_{\max}(x)} \quad (22)$$

4) 确定选择算子: 基于适应度值确定个体被选择的概率:

$$P_i(x) = \frac{eval(x_i)}{\sum_{i=1}^{60} eval(x_i)} \quad (23)$$

式中: $eval(x_i)$ 为种群个体 x_i 的适应度值, 适应度值越大, 被选择的概率越高。

选择算子采用最优保存策略和轮盘赌选择算子。最优保存策略的原理为: 比较当前代最佳个体和上一代最佳个体, 若当前代最佳个体表现更为出色, 则将全局最佳个体替换为当前代最佳个体; 若上一代最佳个体表现更为出色, 则将当前代最差个体替换为上一代最佳个体。

轮盘赌选择算子的原理为: 每个个体随机分配一个 $0 \sim 1$ 的值, 随机打乱顺序后逐个选择个体; 当个体被选中的概率 $P_i(x)$ 比分配值大时, 该个体被选择进入新种群。

轮盘赌选择算子从第一代开始执行; 最优保存策略需要与上一代做比较, 因此从第二代开始执行。

5) 确定交叉算子: 交叉操作的对象为选择算子筛选出的新种群个体。对新种群个体按顺序进行两两交叉操作, 根据公式(16)计算自适应交叉概率, 随机生成一个 $0 \sim 1$ 的值。如果该值低于概率值, 则进行交叉操作。采用单点交叉, 即在基因点位随机选择一个位置点, 将该位置点前后的 2 个个体互换。

6) 确定变异算子: 利用公式(17)计算自适应变异概率, 随机生成一个 $0 \sim 1$ 的值。如果该值低于概率值, 则进行变异操作。采用单点变异, 即随机选择一个基因点位, 利用二进制编码对被选中的基因点位编码值进行 0、1 互换。

7) 迭代计算终止条件:

- ① 当种群所有个体的适应度值相同时;
- ② 改进遗传算法的收敛速度较快, 当计算结果连续迭代 50 次未发生改变时;
- ③ 达到最大迭代次数。

8) 确定其他参数值: 选择迭代次数为 100 次, 最大交叉概率和最小交叉概率分别为 $P_{\text{cmax}} = 0.8$ 和 $P_{\text{cmin}} = 0.5$, 最大变异概率和最小变异概率分别为 $P_{\text{mmax}} = 0.1$ 和 $P_{\text{mmin}} = 0.01$, 精英解个数为 1; 退火因子的初始温度 $\alpha = 100 \text{ }^\circ\text{C}$, 冷却系数 $\gamma = 0.98$ 。

3.4 优化调度结果分析

3.4.1 数据预处理

采用 MATLAB 软件对工频泵的运行数据进行数据提取、筛选和绘图。因需要分析水泵特性曲线, 故将其运行数据按流量排序。取水工频泵 11 的运行数据按流量排序分布图如图 5 所示。

由图 5 可知, 取水工频泵 11 的数据分布与特性曲线经验认知相符。当取水工频泵 11 的流量增大时, 功率增大、出口压力(扬程)减小; 当取水泵的功率

超过额定功率时，随着流量的增大，受管道和水泵结构的影响，功率不断减小。

采用 MATLAB 软件对变频泵的运行数据进行数

据提取、筛选和绘图。因需要分析取水泵特性曲线，故将其运行数据按频率、流量进行排序。取水变频泵 5 的运行数据按频率、流量排序分布图如图 6 所示。

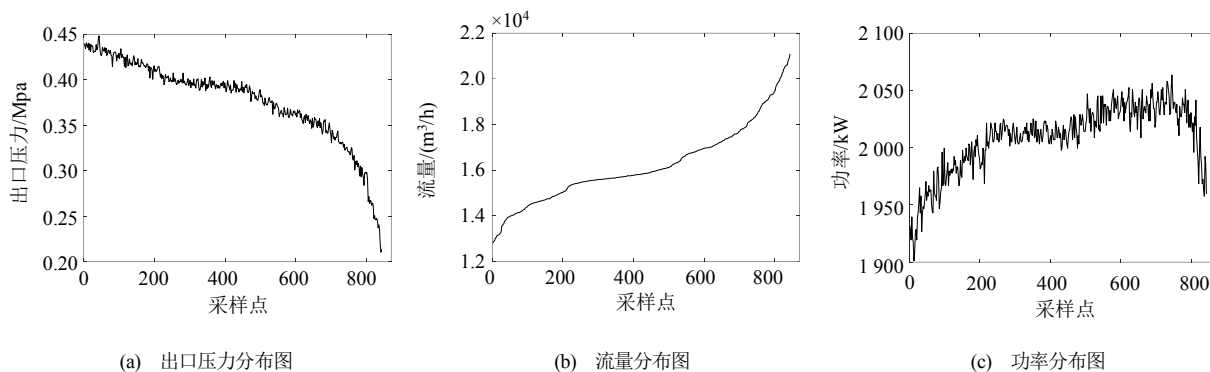


图 5 取水工频泵 11 运行数据按流量排序分布图

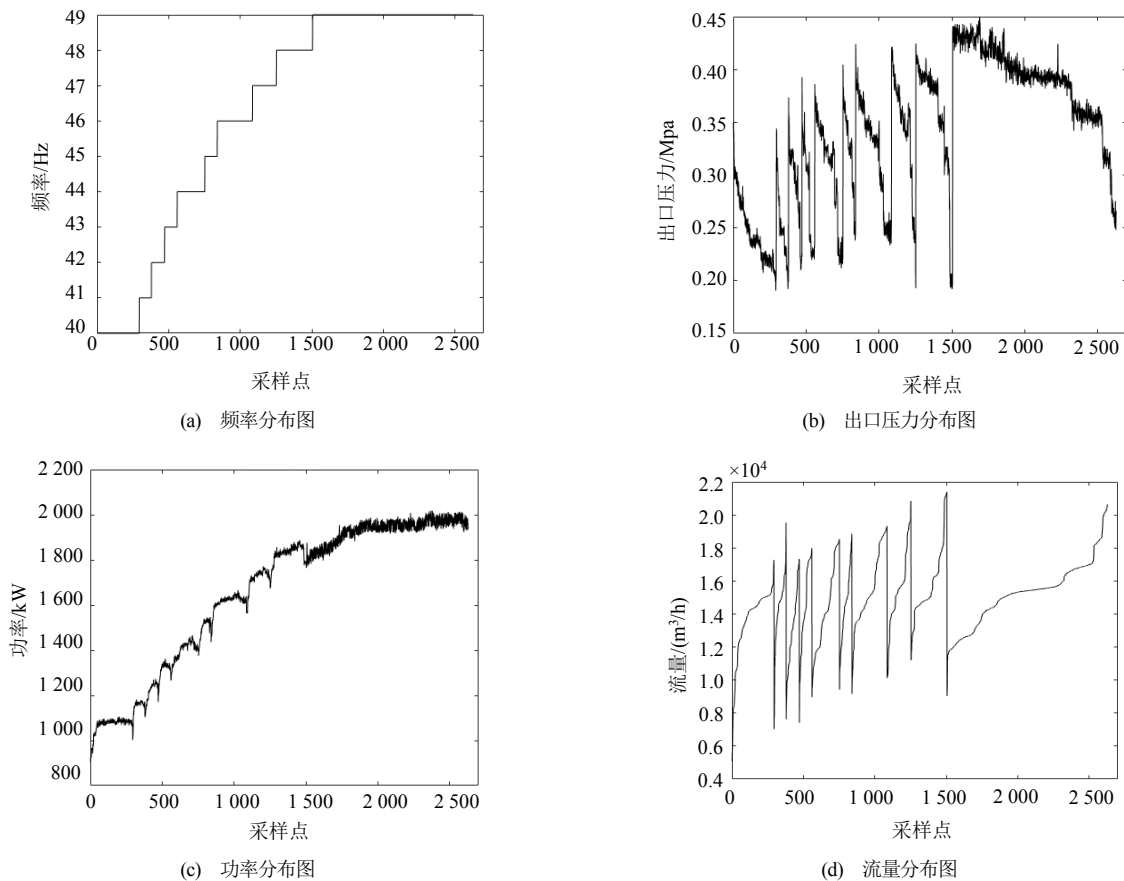


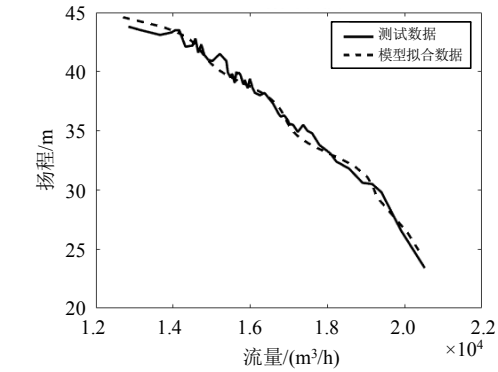
图 6 取水变频泵 5 运行数据按频率、流量排序分布图

由图 6 可知，取水变频泵 5 各频率的功率-流量、流量-扬程的整体分布满足水泵特性曲线要求。整体上，各频率的功率-流量、流量-扬程的特性曲线分布

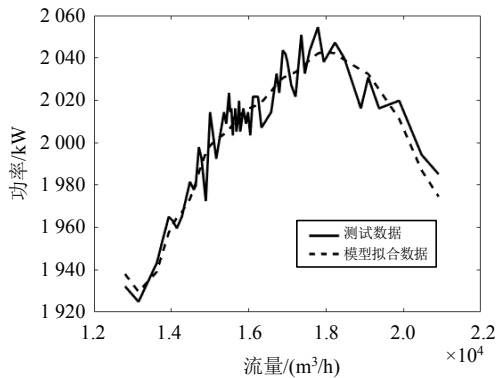
与工频泵相似，同频率下流量增大，功率增大、扬程减少。同时，不同频率之间的特性曲线近似平行，当频率增大时，特性曲线向上移动。

3.4.2 基于 BP 神经网络的水泵特性曲线拟合模型测试

绘制测试数据曲线，并与基于 BP 神经网络的水泵特性曲线拟合模型进行比较分析。取水工频泵 11、取水变频泵 5 的流量-扬程、功率-流量特性曲线对比图分别如图 7、8 所示。

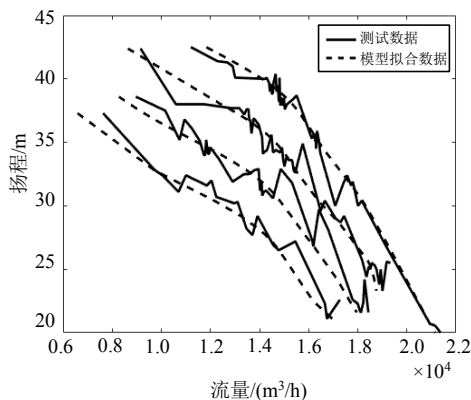


(a) 流量-扬程特性曲线对比图



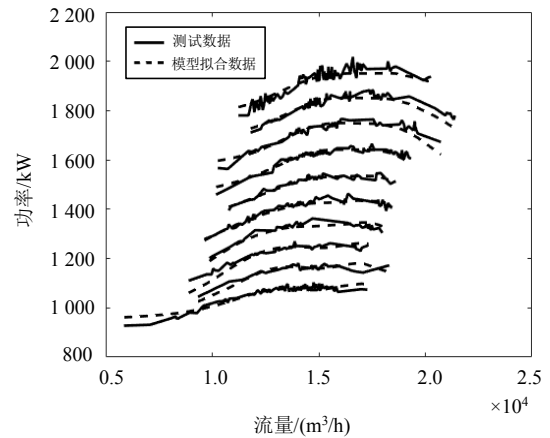
(b) 功率-流量特性曲线对比图

图 7 取水工频泵 11 的流量-扬程、功率-流量特性曲线对比图



从下往上频率依次为 41、44、47 和 49 Hz

(a) 流量-扬程特性曲线对比图



从下往上频率依次为 40、41、42、...、49 Hz

(b) 功率-流量特性曲线对比图

图 8 取水变频泵 5 的流量-扬程、功率-流量特性曲线对比图

由图 7、8 可知：BP 神经网络拟合的水泵特性曲线分布在测试数据曲线的中线左右，贴近测试数据，跟随性较好，拟合效果满足特性曲线的拟合要求；取水变频泵 5 不同频率的拟合特性曲线大致呈平行关系，频率越高的特性曲线分布位置越高，拟合效果符合特性曲线的分布规律。

模型误差测试：利用平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 计算模型的拟合数据和测试数据之间的误差，MAPE 计算公式为

$$M_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i' - y_i|}{y_i} \quad (24)$$

12 台取水泵模型的 MAPE 误差统计如表 1 所示。

由表 1 可知：大部分取水泵模型 $M_{MAPE} < 0.04$ ；小部分取水泵模型 $0.04 < M_{MAPE} < 0.077$ ，总体上取水泵模型的 MAPE 较小，在模型误差可接受的范围内。

3.4.3 算法比较分析

选取 3 组调度指令 ($H_s = 28.5$ m 和 $Q_s = 112\ 050$ m³/h、 $H_s = 31.1$ m 和 $Q_s = 112\ 832$ m³/h、 $H_s = 34.9$ m 和 $Q_s = 123\ 154$ m³/h) 进行测试，分别采用改进遗传算法和传统遗传算法对取水泵站优化调度模型进行求解，从而得出各取水泵机组的优化调度方案，如表 2 所示。

表1 12台水泵模型的MAPE误差统计表

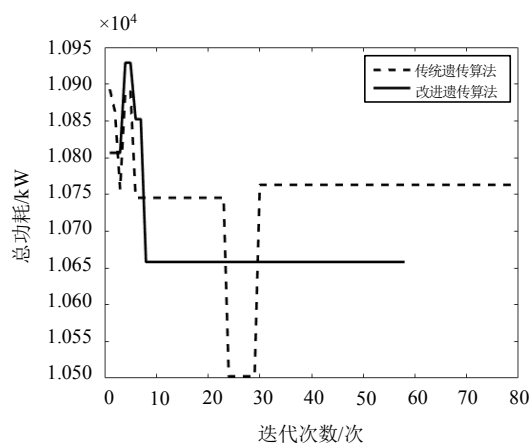
	泵1	泵2	泵3	泵4	泵5	泵6	泵7	泵8	泵9	泵10	泵11	泵12
流量-扬程模型	0.011 683	0.011 451	0.076 497	0.047 505	0.032 550	0.019 996	0.014 402	0.045 528	0.057 558	0.042 922	0.016 722	0.013 430
功率-流量模型	0.005 226	0.004 561	0.014 462	0.012 751	0.009 923	0.005 246	0.005 246	0.012 464	0.010 340	0.013 355	0.004 772	0.005 207

表2 12台水泵机组的优化调度方案

H_s/m	$Q_s/(m^3/h)$	算法	水泵状态	变频泵频率	总流量/ (m^3/h)	总功耗/kW
			$\omega_{f6}\omega_{f5}\cdots\omega_{f1}\omega_{p6}\omega_{p5}\cdots\omega_{p1}$	$V_6V_5\cdotsV_1$		
28.5	112 050	改进遗传算法	000111101001	0,0,0,45,45,45	112 098	10 658
		传统遗传算法	100101101001	45,0,0,47,0,44	112 071	10 762
31.1	112 832	改进遗传算法	010101001101	0,47,0,49,0,49	112 834	11 688
		传统遗传算法	011001110001	0,49,49,0,0,46	112 849	11 690
34.9	123 154	改进遗传算法	101010101101	49,0,48,0,49,0	123 174	13 868
		传统遗传算法	111101101010	46,46,46,45,0,47	123 107	14 152

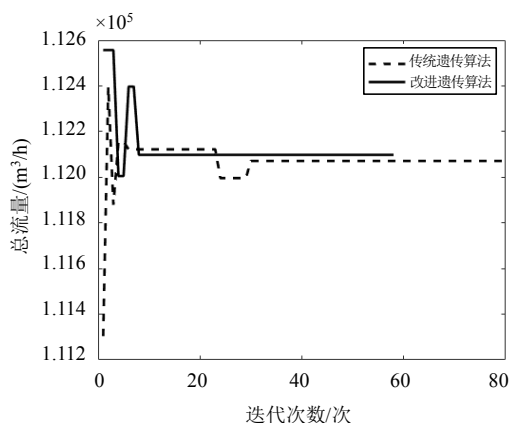
由表2可知，利用改进遗传算法和传统遗传算法得到的优化调度方案的最终取水总量均接近调度目标 Q_s ，调度结果与调度目标虽然存在一定误差，但是误差不大，在可接受范围内，且改进遗传算法的总功耗比传统遗传算法低。在优化调度方案中，取水泵的启停状态和变频泵的频率均满足约束条件，表明优化调度模型和优化调度方案均达到预期目标。进一步分析算法的计算过程，3组调度指令的改进遗传算法和传统遗传算法迭代结果比较图分别如图9、10、11所示。

由图9、10、11可知，改进遗传算法表现出更快的收敛速度，在迭代10~30次左右收敛到最优解，而传统遗传算法的收敛时间较长，这表明改进遗传算法提升了收敛性和计算速度。

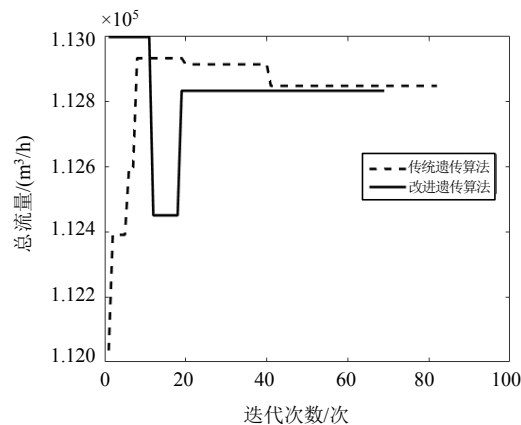


(b) 每小时取水功耗迭代分布图

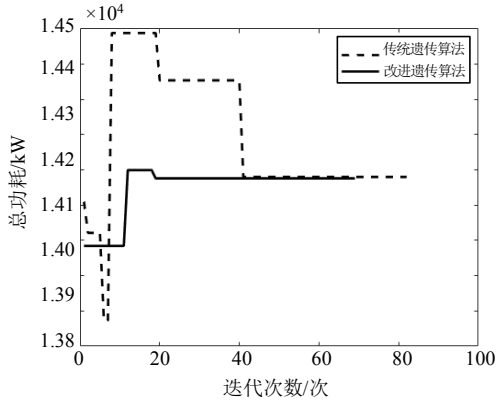
图9 $H_s = 28.5\text{ m}$ 和 $Q_s = 112\ 050\text{ m}^3/\text{h}$ 时，改进遗传算法和传统遗传算法迭代结果比较图



(a) 每小时取水总量迭代分布图

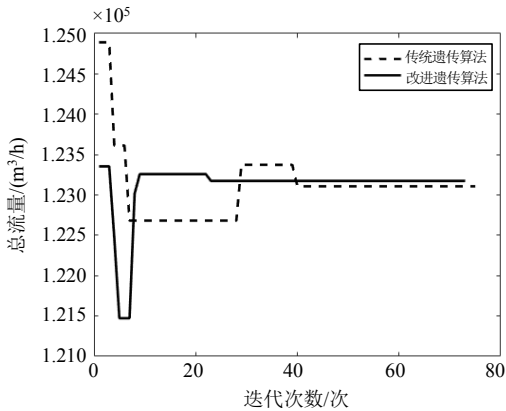


(a) 每小时取水总量迭代分布图

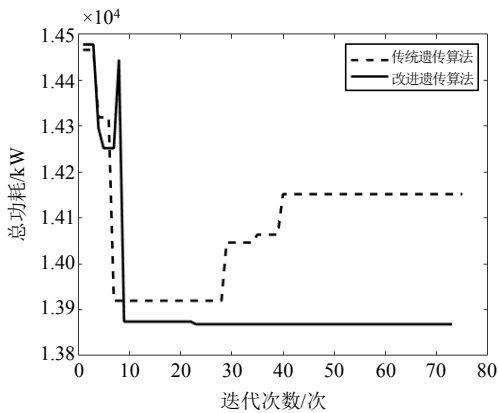


(b) 每小时取水功耗迭代分布图

图 10 $H_s = 31.1$ m 和 $Q_s = 112\ 832$ m³/h 时, 改进遗传算法和传统遗传算法迭代结果比较图



(a) 每小时取水总量迭代分布图



(b) 每小时取水功耗迭代分布图

图 11 $H_s = 34.9$ m 和 $Q_s = 123\ 154$ m³/h 时, 改进遗传算法和传统遗传算法迭代结果比较图

3.4.4 优化调度方案节能效果分析

利用改进遗传算法求解取水泵站以往采用的 6 组调度指令的优化调度模型, 并将优化调度方案与原调度方案的功耗进行比较, 结果如表 3 所示, 功耗分布

图如图 12 所示。

表 3 不同调度指令的调度结果

序号	H_s /m	Q_s /(m ³ /h)	总流量/(m ³ /h)	优化方案 功耗/kW	原功耗/ kW	节能/ kW
1	22.0	107 136	107 148	9 413	11 784	2 371
2	24.6	115 822	115 825	10 415	13 016	2 601
3	28.5	112 050	112 098	10 658	12 220	1 562
4	31.1	112 832	112 834	11 688	13 860	2 172
5	34.9	123 154	123 174	13 868	14 052	184
6	38.6	125 904	125 905	15 507	15 892	385

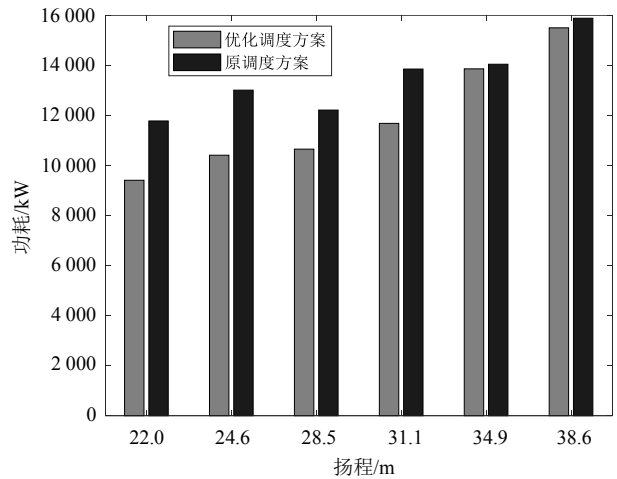


图 12 优化调度与原调度方案的功耗分布图

由表 3、图 12 可知: 不同取水目标的优化调度方案的总流量与调度目标流量相近, 误差在 100 m³/h 内, 相对于总流量而言误差较小, 优化调度方案能够满足取水需求; 同时, 优化调度方案比原调度方案的功耗低, 优化调度方案通过寻优的方式选择了能够满足取水要求的低频率变频泵和工频泵的组合, 使取水泵的功耗尽可能低, 验证了本文方法的有效性。

4 结论

本文提出了基于 BP 神经网络拟合特性曲线的取水泵站优化调度模型。首先, 通过 BP 神经网络训练能够表征水泵特性曲线模型; 然后, 改进遗传算法的交叉概率和变异概率, 以避免局部最优解问题, 同时保证算法的稳定性; 最后, 采用改进遗传算法求解优化调度模型, 得到优化调度方案。实验结果表明, 本文的优化调度方案能够降低取水泵站的功耗, 同时采

用的改进遗传算法具有更好的收敛性, 缩短了模型的求解时间。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

[1] 李唯特. 基于人工智能的城市供水两级优化调度应用研究 [D]. 青岛: 青岛大学, 2022.

[2] DAI Pham Duc, VIET Nguyen Hoang. Optimization of variable speed pump scheduling for minimization of energy and water leakage costs in water distribution systems with storages[C]// International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence. 2021:1-6.

[3] BRICEÑO-LEÓN CX, IGLESIAS-REY PL, MARTINEZ-SOLANO FJ, et al. Use of fixed and variable speed pumps in water distribution networks with different control strategies [J]. Water, 2021, 13(4):479.

[4] YE W, KEVIN Y T, WENYAN W, et al. Minimizing pumping energy cost in real-time operations of water distribution systems

using economic model predictive control[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2021, 147(7).

[5] 陶东, 李娜, 肖若富, 等. 多级提水泵站优化调度研究[J]. 中国农村水利水电, 2020(5):123-127.

[6] 王彤, 李春桐, 刘文睿. 基于遗传算法的地表水取水泵站优化调度[J]. 水电能源科学, 2020, 38(6):89-91;107.

[7] 李娜, 符向前. 改进适应度遗传算法在泵站优化调度中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2022(6):187-190.

[8] 何彬浩, 傅志敏, 吴巍, 等. 基于改进遗传算法与动态规划的输水泵站日优化调度[J]. 水电能源科学, 2023, 41(2):128-132.

[9] 李锋, 陈振, 王腾飞, 等. FTA 与 BP 神经网络结合的地平仪故障诊断方法研究[J]. 自动化仪表, 2023, 44(4):39-42.

[10] 朱志均, 周华英, 罗坤豪, 等. 基于机器嗅觉结合 BP 神经网络的砂仁气味鉴别方法[J]. 自动化与信息工程, 2018, 39(4):45-48.

[11] 胡静文, 陈会娟. 水厂二级泵房泵组智能化控制系统设计与应用[J]. 自动化仪表, 2022, 43(8):16-20;30.

[12] 吴阮彬. 基于改进遗传算法的泵站优化调度研究[J]. 水利科技与经济, 2022, 28(4):63-67.

[13] 屈力刚, 杨忠文, 杨野光, 等. 采用改进粒子群算法的铣削参数优化研究[J]. 机械设计与制造, 2022, (7):187-191.

作者简介:

何文浩, 男, 1996 年生, 本科, 助理工程师, 主要研究方向: 自来水智能化系统应用。E-mail: 515943977@qq.com

林国恩, 男, 1977 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 智慧水务管理系统。E-mail: 13424072455@139.com

武果, 男, 1984 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 工业自动化、高精密度测试分选设备。E-mail: nanyupiaopiao@163.com

曾勇洲, 男, 1974 年生, 本科, 技师, 主要研究方向: 自来水大数据分析。E-mail: 280800090@qq.com

梁昌智, 男, 1976 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 自来水调度优化。E-mail: 6959509@qq.com

潘安庭, 男, 1989 年生, 本科, 助理工程师, 主要研究方向: 智慧水务系统。E-mail: 616781302@qq.com

张浪文, 男, 1986 年生, 博士研究生, 副教授, 主要研究方向: 数据驱动建模、鲁棒控制。E-mail: aulwzhang@scut.edu.cn



(上接第 19 页)

[7] 樊怀聪, 田禾, 冯明文, 等. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的轴承故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(3):45-49.

[8] 温峻峰, 李鑫, 张浪文. 基于粒子群优化的支持向量回归车道饱和度预测[J]. 自动化仪表, 2019, 40(8):38-42.

[9] 邓家利, 刘劲涛, 王永超. 基于小波包能量熵-BP 神经网络的

核电站阀门远传机构故障诊断研究[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版), 2024, 20(3):45-56;72.

[10] 卯光宪, 谭伟, 柴宗政, 等. 基于 BP 神经网络的马尾松人工林胸径-树高模型预测[J]. 浙江农林大学学报, 2020, 37(4):752-760.

[11] 范国松, 齐正. PSO-BP 神经网络的电力负荷预测研究[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(10):130-133.

作者简介:

吴健超, 男, 1981 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 电力电子液冷、数据中心液冷控制技术设计研发。E-mail: wujc@goaland.com.cn

郑昊岳, 男, 1982 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 电力电子液冷、数据中心液冷控制技术设计研发。E-mail: zhenghy@goaland.com.cn