

深圳环境水务  
集团专栏

DOI: 10. 19853/j. zgjsps. 1000-4602. 2023. 09. 017

# 某大型城市智能供水调度优化算法研究与模拟实践

林 峰<sup>1</sup>, 李 旭<sup>1</sup>, 曾 翰<sup>1</sup>, 赵治成<sup>2</sup>, 童麒源<sup>1</sup>, 高 健<sup>2</sup>

(1. 深圳市环境水务集团有限公司, 广东 深圳 518031; 2. 浙江和达科技股份有限公司,  
浙江 嘉兴 314000)

**摘 要:** 随着大数据和人工智能的发展,城市供水调度开始由人工调度向智能调度方向演变。为此,以出厂压力优化控制和绿色节能为目标,设计了智能供水调度优化算法。该算法综合运用朴素贝叶斯等机器学习模型,构建包含总需水量预测模型、宏观水力模型、调度行为预测模型、综合评估算法的调度优化算法组合,实现“控压好、次数少、能耗低、空间大”的供水调度目标,并在深圳市5座自来水厂供水辖区对供水调度优化算法进行验证与应用。结果表明,该算法具有较高的准确性、可靠性和适用性。同时,智能调度控压效果显著优于人工调度,对于大中城市智能供水调度研究与实践具有借鉴意义。

**关键词:** 供水调度优化; 朴素贝叶斯; 机器学习; 水量预测; 宏观水力模型

**中图分类号:** TU991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2023)09-0109-07

## Optimized Algorithm of Intelligent Water Supply Scheduling and Its Simulation Practice in a Large City

LIN Feng<sup>1</sup>, LI Xu<sup>1</sup>, ZENG Han<sup>1</sup>, ZHAO Zhi-cheng<sup>2</sup>, TONG Qi-yuan<sup>1</sup>,  
GAO Jian<sup>2</sup>

(1. Shenzhen Water and Environment Group Co. Ltd., Shenzhen 518031, China; 2. Zhejiang Heda Technology Co. Ltd., Jiaxing 314000, China)

**Abstract:** With the development of big data and artificial intelligence, urban water supply scheduling has evolved from manual scheduling to intelligent scheduling. This paper designed an optimized water supply scheduling algorithm to achieve the goal of optimal control of water supply pressure and green energy saving. The algorithm comprehensively utilized naive Bayes and other machine learning models to establish an optimized scheduling algorithm combination including the total water demand prediction model, macroscopic hydraulic model, scheduling behavior prediction model and comprehensive evaluation algorithm, so as to achieve the water supply scheduling target of “better control pressure, less scheduling times, low energy consumption and large space”. The optimized water supply scheduling algorithm was verified and applied in service districts of 5 water plants in Shenzhen. The algorithm has high accuracy, reliability and applicability. In addition, the performance of intelligent scheduling is significantly better than that of manual scheduling, which has reference significance for the research and practice of intelligent water supply scheduling in large and medium sized cities.

**Key words:** optimization of water supply scheduling; naive Bayes; machine learning; water demand prediction; macroscopic hydraulic model

大中型城市供水范围广,供水系统布局与管网拓扑复杂。为保障城市居民用水充足、水压稳定、水质达标,供水企业需要对单独或多个供水区域实施供水调度。传统供水调度以人工经验为主,难以满足复杂工况下调控最优、压力平稳、低碳节能等要求。随着信息技术的发展,智能供水调度逐步成为新一代供水调度的研究重点。智能供水调度是指依托管网地理信息、在线物联感知、大数据等技术,运用水力模型和机器学习算法持续优化智能调度,实现较少人工干预下的科学调度。

国内外城市供水调度优化算法主要分为两类,即微观模型和宏观模型。微观模型以供水管网水力模型为基础,通过调整模型参数模拟、评估管网水力状态和调度效果。目前,已有科研人员运用管网水力模型、遗传算法改善水厂机泵工况,从而促进能耗降低<sup>[1-3]</sup>。宏观模型不考虑复杂的管网水力计算过程,而是选取泵站压力、流量、管网压力控制点等关键参数,通过统计学和人工智能方法等进行建模,模拟压力监测点、泵站出口流量和压力,适用于供水工况相对稳定的区域。吕茜彤<sup>[4]</sup>、明亮<sup>[5]</sup>、陆健等<sup>[6]</sup>采用BP神经网络建立供水管网测压点压力宏观模型,通过粒子群优化调度等算法,优化水厂供水压力、流量和机泵能耗。但实际应用中两类模型仍有不足:微观模型受制于管网水力模型精度,结果可靠性难以验证,特别是大中型城市管网拓扑复杂、GIS数据量大、在线监测设备数量有限,导致水力模型精度难以提升;宏观模型基于纯数学算法优化调度方案,因未充分考虑实际调度情况和人员调度习惯,常导致方案操作执行度偏低。

为解决以上问题,笔者以深圳市3个行政区联合供水调度为优化建模对象,依托深圳市环境水务集团(简称“深圳环水集团”)运营管理平台数字化能力,采用宏观水力模型设计智能供水调度优化算法,并在模仿人工调度行为的基础上,优化自来水厂出厂压力和控制机泵能耗,同时验证算法的可行性。

## 1 算法设计

### 1.1 深圳环水集团运营管理平台

深圳环水集团管理深圳市本地自来水厂52座,

供水规模约为 $729 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ ,市政管网约为7 670 km。集团一体化数字运营管理平台能够实现调度数据全域采集、实时监测预警、闭环可视追踪、智能风险诊断、全局中枢指挥的“一网统管”综合调度管理。目前,调度人员基于调度规则,通过在线监测数据实时监控辖区水厂以及管网压力的变化,及时向各厂站发布电子调度指令,合理调控出厂压力、流量等工况,全年日均调度指令超过100条,调度指令执行率为100%。深圳环水集团以AI先导、智慧赋能为原则,在现状供水调度的基础上,开展基于机器学习的智能供水调度优化算法研究与实践验证,以期达到“控压好、能耗低、次数少、空间大”的智能调度目标,逐步由人工经验调度模式向智能调度模式转变。

### 1.2 算法技术路线

供水调度算法主要包括两个环节:确定未来1 h内调度时刻和生成调度时刻最优供水调度方案。

#### 1.2.1 确定调度时刻

调度时刻是指在保障水厂供水量的前提下出厂压力超出限值的时刻,其受出厂压力、清水池液位、人工调度习惯等多个因素的影响,因此调度时刻的确定需集成一系列关联因素的预测算法。而精确预测未来1 h总需水量是准确确定调度时刻的前置条件。

图1为供水调度时刻确定流程。

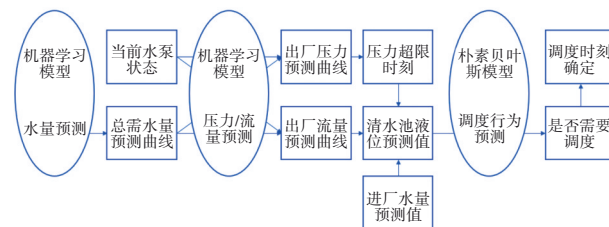


图1 供水调度时刻确定流程

Fig.1 Flow chart of determining water supply scheduling time

采用机器学习算法依次预测未来1 h的总需水量、出厂压力、出厂流量和清水池液位等变量。若压力超限时刻的清水池液位及其变化率支持某种调度行为,则将压力超限时刻视为调度时刻,否则该时刻不进行调度。本研究中,以清水池液位及其

变化率为条件,采用朴素贝叶斯模型判断压力超限时刻是否需要调度,当维持水泵状态不变的概率未显著高于开泵或关泵的条件概率时,可进行开停泵调度。

### 1.2.2 生成最优调度方案

最优调度方案生成流程包括4个核心步骤:①筛选水泵状态变化方案,从历史调度方案库中筛选出历史同期可行的水泵开停或者水泵转速突变策略,形成水泵状态变化历史数据库;②模拟水泵状态变化方案,运用机器学习算法建立宏观水力模型,将每一个可行的水泵状态变化方案代入其中,预测其被执行后的结果,包括出厂压力、能耗等;③评估水泵状态变化方案,针对出厂压力、能耗等指标设计评分函数,评估与比较每一个方案的执行结果,得到综合评分最高的方案;④生成调度指令,根据最优方案和其被执行后的出厂流量或压力值生成调度指令。

## 2 模型构建

智能供水调度优化模型组主要包括总需水量预测模型、宏观水力模型、朴素贝叶斯模型和综合评估算法。

### 2.1 总需水量预测模型

基于需水量的影响因素,建立日内分钟级需水量预测模型,见式(1)。

$$F_{d,t} = c + \sum_{i=1}^K \alpha_i F_{d-i,t} + \alpha_{365} F_{d-365,t} + \sum_{i=0}^K \beta_i(t) T_{d-i} + \sum_{i=1}^N \gamma_i(t) W_{j,d} + \sum_{j=1}^M \sum_{i=-K_1}^{K_2} \delta_{i,j}(t) H_{i,d-j} + \lambda(t) SH_d + \varepsilon_{d,t} \quad (1)$$

式中: $F_{d,t}$ 为第 $d$ 天时刻 $t$ 的瞬时需水量; $T_{d-i}$ 为前 $i$ 天的气温, $i=0,1,2,\dots,K$ ;  $W_{j,d}$ 为天气哑变量, $j=0,1,2,\dots,N$ ;  $H_{i,d-j}$ 为前 $j$ 天是否处于连续 $i$ 天放假状态, $i=0,\dots,M$ ,  $j=-K_1,\dots,0,\dots,K_2$ ;  $SH_d$ 为当天是否为特殊节假日; $\alpha_i$ 为当天需水量与前 $i$ 天需水量的关联性; $\beta_i(t)$ 为前 $i$ 天的气温对当天时刻 $t$ 瞬时需水量的影响强度; $\gamma_i(t)$ 为当天天气状况对时刻 $t$ 瞬时需水量的影响强度; $\delta_{i,j}(t)$ 为前 $j$ 天的节假日状态对当天时刻 $t$ 瞬时需水量的影响强度; $\lambda(t)$ 为特殊节假日对时刻 $t$ 瞬时需水量的影响强度; $\beta_i(t)$ 、 $\gamma_i(t)$ 、 $\delta_{i,j}(t)$ 、 $\lambda(t)$ 均为 $t$ 的多项式函数; $\varepsilon_{d,t}$ 为随机扰

动项; $c$ 为截距项。

### 2.2 宏观水力模型

以总需水量和水泵状态为主要自变量分别构建出厂压力方程和出厂流量方程。出厂压力和流量均由需水量与水泵状态决定。由于总需水量在用户之间分配比例的变化会直接改变出厂压力和流量,且这种比例关系与日内时段相关,因此将日内时段哑变量也作为自变量。出厂压力方程和出厂流量方程采用同一种方程形式,具体如下:

$$Y_t^p = c + \alpha F_t^\theta + \sum_{i=1}^M \beta_i f(S_{it}; \gamma_i) + \sum_{j=2}^K \delta_j D_{jt} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$f(S_{it}; \gamma_i) = \max\{S_{it} - \gamma_i, 0\} \quad (3)$$

式中: $Y_t$ 为时刻 $t$ 的出厂压力或出厂流量; $F_t$ 为时刻 $t$ 的总需水量; $S_{it}$ 为时刻 $t$ 水泵 $i$ 的开停状态或水泵频率与其额定频率的比值, $i=1,\dots,M$ ;  $D_{jt}$ 为日内时段哑变量,若时刻 $t$ 属于时段 $j$ ,则 $D_{jt}=1$ ,否则取 $D_{jt}=0$ ,  $j=2,\dots,K$ ;  $\theta$ 为总需水量变换参数,取值范围为 $(0, +\infty)$ ;  $\alpha$ 为需水量变换 $F_t^\theta$ 对出厂压力/流量变换 $Y_t^p$ 的效应; $\beta_i$ 为水泵 $i$ 开启或频率增加1单位对出厂压力/流量变换 $Y_t^p$ 产生的效应, $i=1,\dots,M$ ;  $\gamma_i$ 为水泵 $i$ 状态 $S_{it}$ 的阈值,当 $S_{it} < \gamma_i$ 时,水泵状态变化对出厂压力和出厂流量不起作用, $i=1,\dots,M$ ;  $\delta_j$ 为时间因子 $D_{jt}$ 对出厂压力/流量变换 $Y_t^p$ 的影响, $j=2,\dots,K$ 。

### 2.3 朴素贝叶斯预测模型

给定未来某一时刻的清水池液位及其变化率,选用朴素贝叶斯模型预测调度人员倾向于采取何种调度方案,并利用过去30 d数据开展模型训练。根据调度结果将所有的调度方案分为三类:将引起出厂流量与压力上升的调度作为正向调度(调度行为 $\text{pos}=1$ );反之则为负向调度( $\text{pos}=-1$ );不进行调度作为第三类调度( $\text{pos}=0$ )。利用贝叶斯公式,将调度行为与清水池液位( $L$ )及其变化率( $\dot{L}$ )建立关系:

$$P(\text{pos}|L, \dot{L}) \propto P(L, \dot{L}|\text{pos})P(\text{pos}) \quad (4)$$

式中: $P(\text{pos})$ 为调度行为 $\text{pos}$ 的先验分布; $P(L, \dot{L}|\text{pos})$ 为调度行为 $\text{pos}$ 发生前的清水池液位 $L$ 及其变化率 $\dot{L}$ 的联合概率密度; $P(\text{pos}|L, \dot{L})$ 为观察到清水池液位 $L$ 及其变化率 $\dot{L}$ 后调度行为 $\text{pos}$ 出现

的概率。

根据朴素贝叶斯模型的假定条件,可得:

$$P(L, \dot{L}|\text{pos}) = P(L|\text{pos}) \cdot P(\dot{L}|\text{pos}) \quad (5)$$

假定调度行为的先验概率一致,即  $P(\text{pos} = 0) = P(\text{pos} = 1) = P(\text{pos} = -1)$ , 则后验概率为:

$$P(\text{pos}|L, \dot{L}) \propto P(L|\text{pos}) \cdot P(\dot{L}|\text{pos}) \quad (6)$$

假定  $P(L|\text{pos})$  和  $P(\dot{L}|\text{pos})$  均为正态分布,通过

分析历史数据得到均值和方差。

## 2.4 综合评估算法

为了评估每一种方案的调度效果,选取出厂压力、能耗、调度次数等指标构建评分函数,见表1。各指标的评分将会通过纵向(时间维度)、横向(指标维度)加权平均得到综合得分,以评估某个调度方案被执行后的整体效果。调度方案评估指标的评分函数见图2。

表1 调度方案评估指标

Tab.1 Evaluation index of water supply scheduling scheme

评分指标	评分函数	评分标准
出厂压力	“梯形”评分函数,见图2(a)	指标在报警上下限范围内则评分为1;指标超出正常范围但在容忍范围之内,指标评分线性变化;指标超出容忍范围则评分为0
能耗评分	“半正态分布”函数,见图2(b)	所有水泵的功率之和越低则能耗评分越高;当功率大到一定程度时,则能耗评分迅速逼近于0
调度次数评分	示性函数	该方案要执行调度,则评分设定为0;方案建议不执行调度,则评分为1
纵向(时间维度)加权平均	指数衰减型权重,求加权平均值,见图2(c)和(d)	调度发生后的未来一段时间内该指标的表现;赋予未来较近时期结果更高的权重
横向(指标维度)加权平均	层次分析法计算每个指标权重,求加权	确定出厂压力、主控点压力、能耗与调度次数(水泵开停次数)综合最优的方案

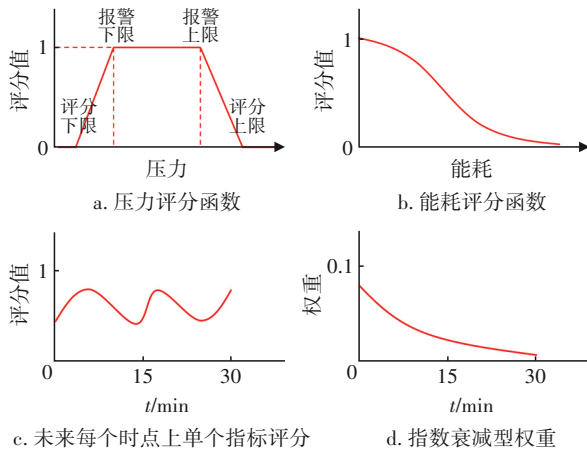


图2 调度方案评估指标的评分函数

Fig.2 Scoring function of evaluation index of water supply scheduling scheme

## 3 智能供水调度优化算法验证应用

采用智能供水调度算法在深圳市3区5厂开展参数估计与验证应用。

### 3.1 水量预测模型参数估计

将2018年1月1日—2021年4月30日的样本作为训练集,2021年5月1日—2022年4月30日的样本作为验证集,采用Lasso算法对水量预测模型的自变量进行自动筛选并估计参数,以提高泛化能

力。由训练和验证结果可知,水量预测模型精度满足科学调度需求。

对未来1d需水量进行预测时,模型验证集可决系数  $R^2$  达到0.9837,相对误差为3.19%;对未来1h需水量进行预测时,模型验证集可决系数  $R^2$  达到0.9874,相对误差为2.91%。

### 3.2 宏观水力模型参数估计

采用2021年5月1日—2022年4月30日的数据对宏观水力模型中各水厂出厂压力和流量方程的参数进行估计。以A水厂出厂压力方程为例,参数估计结果见式(7),其中  $R^2 = 0.8693$ 。

$$Y_t^{3.6} = 0.013 - 0.042 \times F_t^{1.1} + 0.011 \times \max\{S_{1t} - 0.52, 0\} + 0.010 \times \max\{S_{2t} - 0.52, 0\} + 0.011 \times \max\{S_{3t} - 0.52, 0\} + 0.009 \times \max\{S_{4t} - 0.52, 0\} + 0.011 \times \max\{S_{5t} - 0.52, 0\} + \dots \quad (7)$$

其他水厂的水泵对A水厂出厂压力的影响未被展示。分析发现:①总需水量对出厂压力的影响为负,符合理论与现实情况;②出厂压力受所属水厂水泵开停的影响显著为正;③方程的拟合程度较高,  $R^2$  均超过0.85,满足供水调度优化算法的需求。

其他水厂出厂压力方程的估计结果类似。

出厂流量方程的估计结果表明:①各水厂出厂压力受所属水厂水泵开停的影响显著为正;②方程的拟合程度相当高, $R^2$ 均超过0.95,满足供水调度优化算法的需求。

### 3.3 验证应用

以2022年5月4日07:00时刻前后管网运行状况为例,评估供水调度算法给出的预测结果(需水量预测、出厂压力预测、调度时点判断与确认、调度方案评估与推荐、调度结果、调度指令)。

#### 3.3.1 总需水量预测

图3反映了瞬时总需水量的实际值和预测值,06:27之前的曲线为实际值,之后的曲线为预

测值。

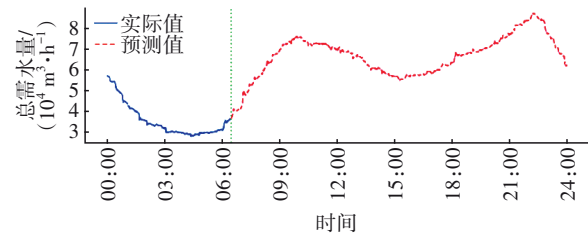


图3 瞬时总需水量的实际值和预测值

Fig.3 Actual and predicted values of instantaneous total water demand

#### 3.3.2 出厂压力预测

假定水泵状态保持不变,基于总需水量预测结果,利用宏观水力模型对未来1 h各水厂的出厂压力进行预测,结果见图4中的无调度预测曲线。

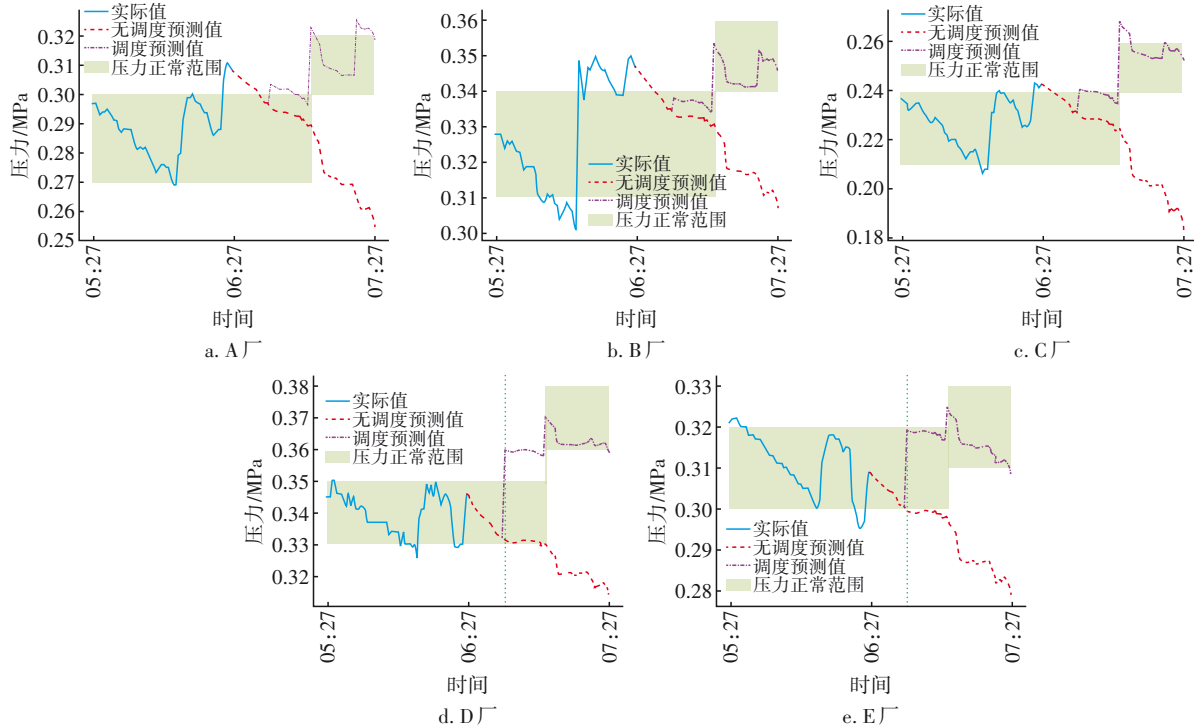


图4 水泵状态不变条件下和智能调度下未来1 h出厂压力预测

Fig.4 Prediction of water supply pressure in the next hour under the conditions of constant pump status and intelligent scheduling

根据预测结果可知,随着总需水量的增加,D厂和E厂的出厂压力迅速跌破下限。

#### 3.3.3 调度时点判断与确认

根据出厂压力预测结果可知,E厂压力将于06:43率先跌破下限,这一时刻被判断为潜在调度时刻。若进行调度,将推荐D厂或E厂的开泵方案。以未来1 h进厂流量不变为条件,预测06:43时清水

池液位及其变化率,并利用朴素贝叶斯模型学习过去30 d中06:43的历史调度模式,确认D厂和E厂的清水池液位及其变化率是否支持正向调度。

图5和图6分别为D厂和E厂在不同调度行为下清水池液位及其变化率的概率密度。为了便于比较3种条件下概率密度的大小,对其进行规范化处理,使三者之和等于1。根据预测结果,06:43

时,D厂和E厂清水池液位适中,液位小幅上升,任意水厂水泵状态不变和开泵条件下清水池液位预测值对应的概率密度接近,清水池液位变化率预测值对应的概率密度也比较接近。根据式(6)可知,维持水泵状态不变的倾向未占绝对优势,因此开泵策略应执行,此时系统发出D厂或E厂的开泵方案。

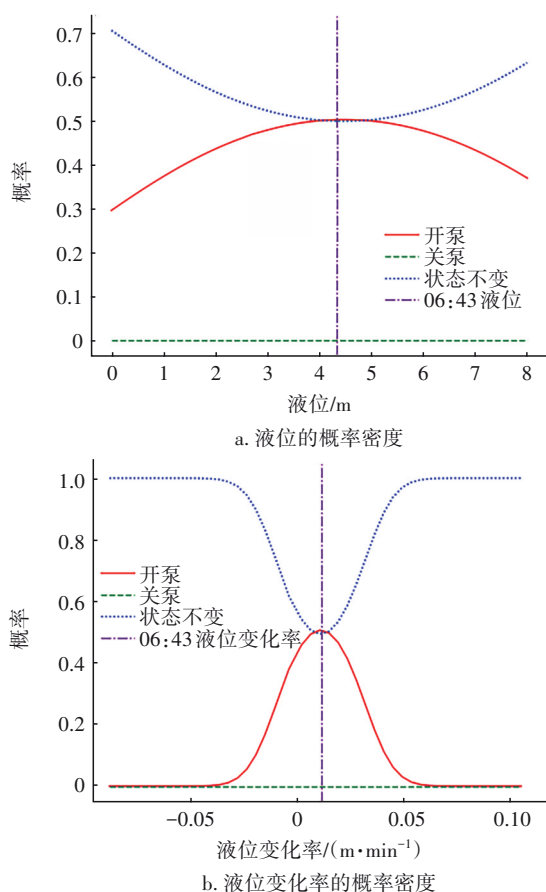


图5 D水厂清水池液位及其变化率的概率密度

Fig.5 Probability density of liquid level and its change rate in clear water tank of D water plant

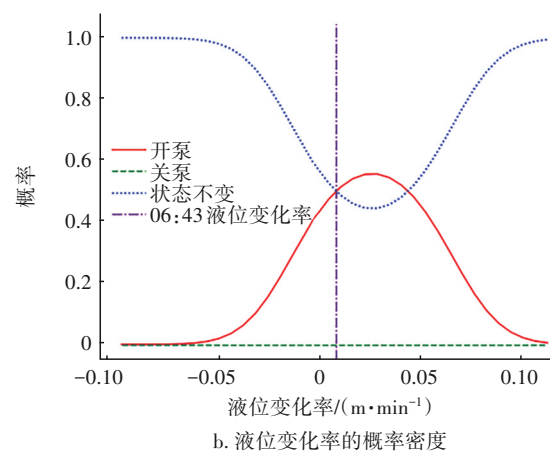
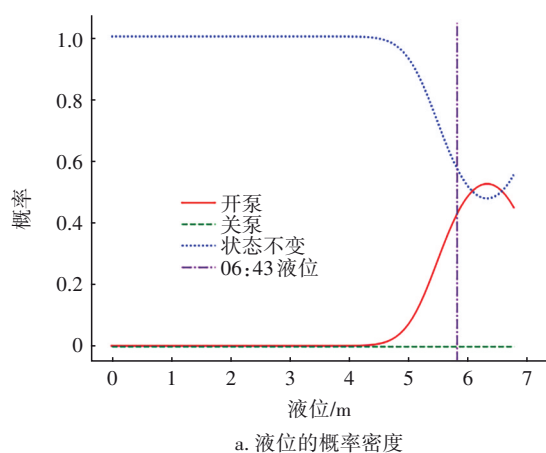


图6 E水厂清水池液位及其变化率的概率密度

Fig.6 Probability density of liquid level and its change rate in clear water tank of E water plant

### 3.3.4 调度方案评估与推荐

确定06:43实施正向调度,选择压力在正常范围内且能耗最低的方案。综合分析调度发生后30 min内的出厂压力和能耗表现,推荐D水厂开1号泵作为最优调度方案,D水厂开泵可同时保证D、E水厂压力维持在正常范围内。执行方案后,出厂压力还会继续下降,触发后续调度,因此未来1 h内可能会发生多次调度,系统将采取同样的方式对不同时刻调度方案进行评估和推荐。图4表明智能供水调度方案下的调度压力结果均在目标范围内。

### 3.4 智能供水调度结果评估

从压力满足率和水泵能耗两个维度对智能供水调度结果进行评估(2022年4月—5月)。其中,压力满足率被定义为一段时期内单时刻压力评分的算术平均值,用于反映整体控压效果。

#### 3.4.1 压力满足率评估

智能调度压力满足率与实际压力满足率的变化如图7所示。

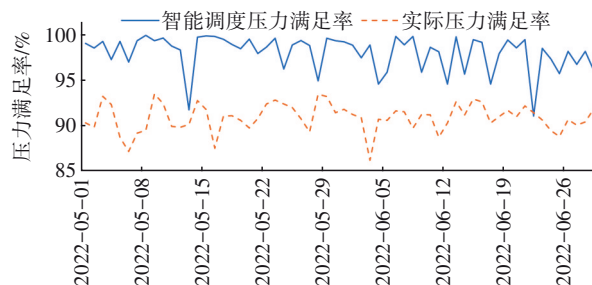


图7 智能调度压力满足率与实际压力满足率的变化  
Fig.7 Change of intelligent scheduling and actual pressure satisfaction rates

由图7可知,智能调度压力满足率在98%附近波动,基本能维持在94%以上;实际压力满足率在90%附近波动,最大值不超过94%。可见,智能调度的控压效果显著优于实际调度的控压效果。

### 3.4.2 能耗评估

智能调度能耗与实际能耗的变化如图8所示。智能调度的供水能耗和实际供水能耗均在 $110\sim 120\text{ kW}\cdot\text{h}/10^3\text{ m}^3$ 区间内波动,智能调度供水能耗的平均值为 $114.4\text{ kW}\cdot\text{h}/10^3\text{ m}^3$ ,略低于实际供水能耗的平均值 $116.0\text{ kW}\cdot\text{h}/10^3\text{ m}^3$ 。整体而言,智能调度供水能耗低于实际供水能耗。综上所述,智能调度以更低的能耗实现了更好的控压效果,因此智能供水调度在深圳5厂联合调度实践中具有可行性。

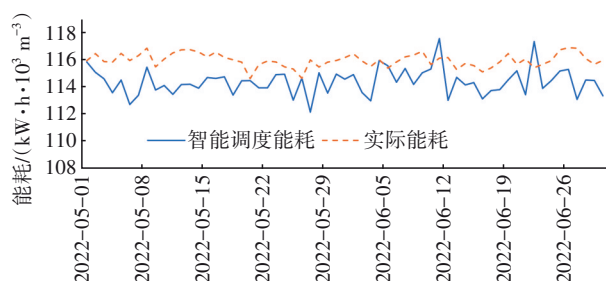


图8 智能调度能耗与实际能耗的变化

Fig.8 Change of intelligent scheduling and actual energy consumptions

## 4 结论

以供水调度控压最优、低碳节能为目标,提出了以水量预测模型、宏观水力模型和朴素贝叶斯调度行为预测模型为核心的供水调度优化算法,并以深圳市5座水厂为例,对算法进行了应用与验证。控压方面,智能供水调度的压力满足率约为98%,人工实际调度压力满足率约为90%,智能调度的控压效果显著优于实际调度的控压效果;能耗方面,智能调度的能耗低于实际人工调度能耗。整体上看,智能供水调度效果优于人工调度。值得注意的是,为确保每一次实际调度的安全,智能供水调度算法产生的调度方案应由人工审核后予以实施。

### 参考文献:

[1] 张瑱. 基于遗传算法城市供水管网优化调度与漏损

定位模型研究[D]. 合肥:安徽建筑大学, 2019: 26-40.

ZHANG Zhen. Research on Optimal Scheduling and Leakage Location Model of Urban Water Supply Network Based on Genetic Algorithm [D]. Hefei: Anhui Jianzhu University, 2019: 26-40 (in Chinese).

[2] 蒋文杰. 供水管网水力模型与优化调度应用研究[D]. 杭州:浙江大学, 2019: 37-52.

JIANG Wenjie. Application Study on Water Distribution Network Hydraulic Modeling and Optimal Operation [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019: 37-52 (in Chinese).

[3] HASHEMI S S, TABESH M, ATAEEKIA B. Ant-colony optimization of pumping schedule to minimize the energy cost using variable-speed pumps in water distribution networks [J]. Urban Water Journal, 2014, 11 (5/6): 335-347.

[4] 吕茜彤. 城市供水系统优化调度的研究[D]. 西安:西安科技大学, 2019: 33-45.

LÜ Xitong. Research on Optimal Dispatching of Urban Water Supply System [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019: 33-45 (in Chinese).

[5] 明亮. 供水管网优化运维研究——以Z市供水管网为例[D]. 张家口:河北建筑工程学院, 2020: 41-60.

MING Liang. Study on Optimal and Operation and Maintenance of Water Supply Network—A Case Study of Water Supply Network in Z City [D]. Zhangjiakou: Hebei University of Architecture, 2020: 41-60 (in Chinese).

[6] 陆健, 陈卫, 吴志成. 基于BP神经网络的供水管网分时段宏观模型研究[J]. 中国给水排水, 2007, 23 (3): 99-101.

LU Jian, CHEN Wei, WU Zhicheng. Study on time-division macroscopic mode of water distribution system based on BP neural network [J]. China Water & Wastewater, 2007, 23 (3): 99-101 (in Chinese).

作者简介:林峰(1970—),男,福建龙岩人,硕士,高级工程师,主要研究方向为智慧水务。

E-mail: 13510999298@139.com

收稿日期:2022-09-14

修回日期:2022-11-21

(编辑:任莹莹)