DOI:10.11918/202510098

基于 LSTM 深度学习模型的二次供水流量预测方法

赵 锂[1],王 睿[1,2]

(1.中国建筑设计研究院有限公司,北京 100044; 2.清华大学 建筑学院,北京 100084)

摘 要:目前,二次供水泵组运行工况与管网用水需求脱节,泵组长期按最不利工况以恒压变流量模式在低效段运行,导致系统能耗偏高。为改变二次供水的运行模式,提出基于长短期记忆神经网络模型(LSTM)的二次供水系统流量预测方法,实现泵组供水从传统的恒压变流量模式向变压变流量模式的转变。以全国30个小区的流量监测数据为基础,形成二次供水流量特征样本集,提出采用LSTM进行数据挖掘,建立可精准预测二次供水流量的模型,并采用平均绝对误差(E_{MA})、平均绝对百分比误差(E_{MAP})、均方根误差(E_{RMS})预测值与真实值进行评估。评估结果显示,E_{MA}和E_{RMS}均为4.32,E_{MAP}最低仅为0.12%,远低于工程参考的4.94%,具备较高的预测精度与可靠性。从评价指标结果看本研究搭建的LSTM流量预测模型可以应用于二次供水系统流量的预测,为实现二次供水模式从恒压变流量向变压变流量转变提供了创新思路和方法,为推动二次供水节能改造提供可行的实施方案,对推动供水行业的数字化转型具有很好的工程应用价值。

关键词:二次供水模式;循环神经网络;长短期记忆神经网络模型;流量预测;节能减碳

中图分类号:TU991 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)06-0025-06

Flow prediction method for secondary water supply based on LSTM deep learning model

ZHAO Li[1], WANG Rui[1,2]

(1. China Architecture Design & Research Group, Beijing 100044, China;
2. School of Architecture, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Currently, the operating conditions of the secondary water supply pump set are disconnected from the water demand of the pipeline network. The pump set has operated in the low-efficiency zone for a long time under the constant-pressure and variable-flow mode of the most unfavorable conditions, resulting in high system energy consumption. To change the operation mode of secondary water supply, this paper proposed a flow prediction method for secondary water supply systems based on the long short-term memory (LSTM) neural network model to achieve the transformation of pump set water supply from the traditional constant-pressure and variable-flow mode to the variable-pressure and variable-flow mode. Based on the flow monitoring data of 30 communities in China, this paper formed a characteristic sample set of secondary water supply flow, proposed to use LSTM for data mining to establish a model that can accurately predict the flow of secondary water supply, and used mean absolute error (E_{MA}), mean absolute percentage error (E_{MAP}), and root mean square error (E_{RMS}) to evaluate the predicted values against the true values. The evaluation results show that both E_{MA} and E_{RMS} are 4.32, and the lowest E_{MAP} is only 0.12%, which is far below the engineering reference of 4.94%, demonstrating high prediction accuracy and reliability. From the evaluation results, the LSTM flow prediction model established in this study can be applied to the flow prediction of secondary water supply systems, providing an innovative idea and method for the transformation of secondary water supply from constant-pressure and variable-flow mode to variable-pressure and variable-flow mode, offering a feasible implementation plan for promoting the energy-saving renovation of secondary water supply and having great engineering application value for promoting the digital transformation of the water supply industry.

Keywords: secondary water supply mode; recurrent neural network; long short-term memory neural network model; flow prediction; energy conservation and carbon reduction

收稿日期:2025-10-29;**录用日期**:2025-12-16;**网络首发日期**:2026-03-13
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260312.1732.006
基金项目:"十四五"国家重点研发计划(2024YFC3810900);中国建筑设计研究院有限公司技术创新项目(1100C080240260)
作者简介:赵 锂(1963—),男,教授级高级工程师
通信作者:赵 锂,zhaol@cadg.cn

《中华人民共和国气候变化第一次双年透明度报告》显示,2021 年中国温室气体排放总量约为 110 亿 t CO_2 当量[1],2022 年建筑全生命周期碳排放约为 51 亿 t CO_2,约占全国能源相关 CO_2 排放的 48%[2],建筑运行阶段碳排放量占全生命周期的 50% ~60%[3]。二次供水系统是保障建筑正常运转的重要系统,也是建筑运行阶段终端用能类型之一。相关数据显示,目前,二次供水系统市场规模达 440 亿 ~550 亿元,占总供水量的 60%(特大城市达 80%以上),但是二次供水的运行效率仅为 15% ~20%[4];据统计,2010—2020 年中国供水总能耗升高了 98.25%[5-6],其中,二次供水能耗约占总能耗的 80%[7]。因此,提升二次供水的运行能效是大势所趋,亟需改变泵组供水模式,从按最不利工况恒压变流量供水的模式向依据管道需求变压变流量模式转变。实施路径是基于人工智能手段精准预测管网所需流量,进而预测管道特性曲线,控制二次供水泵组按管网需求的流量和压力供给。为此,精准预测二次供水系统的流量是亟待解决的问题,未来,二次供水必将成为建筑运行阶段实现“双碳”目标的重要环节。

1 二次供水的模式分类

二次供水依据水泵的流量和压力供给模式主要分为 3 种,即恒压恒流量供水模式、恒压变流量供水模式和变压变流量供水模式。

恒压恒流量供水模式主要是低位生活水池(箱)+工频泵+高位生活水箱联合供水,当高位水箱液位不能满足最不利供水点压力时,还要再增设加压泵,这种供水方式在 20 世纪 90 年代较为盛行,最大优点是供水水压安全可靠,特别是停水停电可延时供水;缺点是水质安全性差,需设高位水箱,增加结构荷载,工频泵能耗高,随着变频恒压设备的发展,该供水模式逐渐被取代。

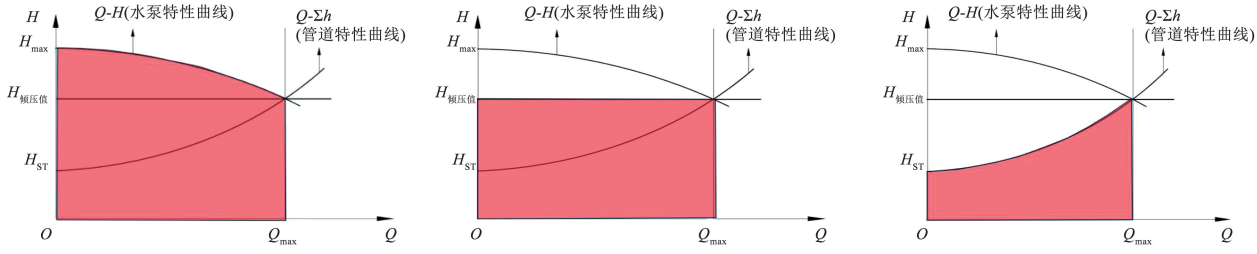
恒压变流量的供水方式主要包括两种类型,一种是通过变频恒压泵组与低位水箱联合供水,另一种通过市政供水压力与变频恒压泵组叠压供水。泵组供水压力均按最不利工况恒压供给,特点是供水技术系统稳定,满足高峰期流量和水压需求;缺点是泵组按最不利工况恒压供水,当管网用水量低于所选水泵的最大设计流量时,泵组的供水压力就会超过管网所需要的水压。调研数据显示,一年用水中最大设计流量出现的概率低于 5%[8],绝大多数时间管网需求流量小于最大设计流量。

假定 3 种供水模式[9]泵组的水泵效率(η)、运行时间(t)、效率修正系数(η_1)均相同,在运行 t 时段内的能耗可以近似地用流量和扬程的乘积表示,水泵的轴功率、能耗计算如式(1)、(2)所示。图 1(a)、(b)、(c)中阴影区域分别近似代表 3 种模式的能耗,可以直观地看出,恒压恒流量供水模式的能耗最大,其次是恒压变流量,变压变流量的能耗最小。因此,二次供水领域节能减碳的实施路径是改变供水模式,要按管网需求变压变流量供给。变压变流量供水模式则需通过人工智能手段预测管道特性曲线,采用专业化自控软件及硬件设备使水泵按趋近于管网特性曲线的工况运行,达到变压变流量按管网所需流量和压力供水的目标。

$$P=\rho g\frac{QH}{1\ 000\eta} \tag{1}$$

$$W=P\times t\times\eta_1 \tag{2}$$

式中:ρ 为水的密度,1 000 kg/m^3;g 为重力加速度,9.81 m/s^2;Q 为水泵实际流量,m^3/s;H 为水泵扬程,m;η 为水泵效率;W 为水泵能耗,kWh;t 为运行时间,h;η_1 为效率修正系数。



(a) 恒压恒流量泵组能耗示意 (b) 恒压变流量泵组能耗示意 (c) 变压变流量泵组能耗示意

图 1 3 种供水模式能耗比较示意

Fig. 1 Schematic diagram of energy consumption comparison among three water supply modes

实现供水模式三要精准预测管道特性曲线,其中,精准预测管道流量是关键的一步,如何利用人工智能手段实现精准预测用水流量是供水模式三实现的关键问题。为此,在全国范围内分别采集了东北、

华北、华南小区实际用水量数据样本，通过长短期记忆神经网络模型（LSTM），建立了二次供水流量的预测大模型，并通过大量数据对模型进行训练。

2　样本数据处理及模型选择

2.1　样本组成

本研究样本主要由东北、华北、华南 3 个区域近 30 个住宅小区 2 ~ 3 a 的二次供水系统瞬时流量和累计流量数据组成，瞬时流量采集间隔为 0.5 min/1 min，边缘数据还包括气象数据、时间数据、泵组设定恒压值、投运年限、设备型号、控制逻辑等。所有收集的数据经过清洗、治理、集成、归约过程处理，建立基于流量特征的数据样本集。随着样本集不断进行更新和积累，这些数据被持续用于训练模型，以深入挖掘其中的用水规律，同时开展相关性分析，进一步优化流量预测模型的准确性和稳定性。

2.2　数据清洗和治理

收集的原始数据集需要预先进行“清洗”，因为在流量采集过程和信号传输过程中数据会出现缺失值或异常值的现象，这将对数据分析和建模结果的精确性产生不利影响，进而降低模型的可靠性与有效性[10]。基于工程经验建立了数据缺失值、异常值的处理标准。本研究引入了数据归一化预处理方法，对输入数据进行标准化处理，使得不同量纲和数量级的特征能够处于相对统一的数值范围[0,1]内，如式(3)所示，进而加快模型在训练过程中的收敛效率，减少因特征差异过大而导致的优化困难，为后续的模型训练提供了更加稳定和高效的数据基础。对于存在少量数据缺失的样本，采用了样条插值的方法进行数据填补和处理，以确保数据的连续性和完整性。

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{3}$$

式中：X 为原始数据，$X_{\min}$ 为特征值的最小值，$X_{\max}$ 为特征值的最大值，X_{norm} 为归一化的数据。

2.3　模型选择

二次供水系统的流量具有明显的周期性、突发性与非线性耦合特征：一方面，居民用水受作息规律影响呈现“早高峰—平峰—晚高峰”的显著日周期，同时叠加周周期、季节周期等多尺度变化；另一方面，用水行为中存在大量由天气、节假日、局部事件引起的随机波动，使得流量序列在整体可预测的趋势下仍包含强非线性与短时突变。此外，二次供水系统还受到水泵启停策略、水箱高度、压力调节逻辑等控制因素影响，流量序列呈现复杂的多变量耦合关系，目前，二次供水流量预测模型选择还没有明确的方向。

在水务流量预测中，常用方法包括循环神经网络（RNN）、门控循环单元（GRU）、变换器（Transformer）、长短期记忆神经网络模型（LSTM）[9-11]等，其各具优势，但也存在明显局限：RNN 在长序列建模中存在梯度消失与长期依赖难以捕获的问题，导致其在高波动的用水流量场景中表现不稳定；GRU 虽然结构更轻量，但其门控机制相对简单，在处理复杂的日周期-周周期叠加的流量模式时不如 LSTM 稳健；Transformer 在序列建模任务中性能突出，但其自注意力机制带来计算复杂度随序列长度呈平方级增长，如将模型部署在边缘设备上（如 PLC、树莓派、微型工控机），在此类资源受限场景下很难满足工程的实时预测需求。相比之下，LSTM 兼具稳定性、建模能力与可部署性，其门控结构能够有效捕获长时间跨度的趋势信息，同时保留对短期突变和局部随机性的敏感性；遗忘门与输入门机制使其能在高度非线性和噪声较多的场景中保持稳定的状态更新，从而在周期性模式与突发本构行为之间形成良好的动态平衡。因此，LSTM 能在二次供水系统流量这一兼具周期性、随机性与非线性的任务中取得稳健且准确的预测表现，具备充分的理论依据与工程适用性。

基于二次供水流量特征，采用 LSTM 是兼顾预测精度、计算开销与系统部署需求的最优平衡选择。

3　长短期记忆神经网络模型（LSTM）原理

LSTM 是一种具有特殊结构的循环神经网络架构，通过门控机制有效捕捉和记忆长期依赖信息，从而在序列数据处理时表现出更强的能力，能够有效缓解简单循环神经网络模型（RNN）在处理长序列数据时面临的梯度消失或梯度爆炸问题，因此，LSTM 是长序列建模领域不可或缺的关键工具。LSTM 由细胞状态与门控系统两个基本结构，其中，细胞状态是核心，类似于一条信息传送带，贯穿整个时间序列，细胞状态与门控系统协同工作，使 LSTM 能有效处理长序列数据，其更新遵循“遗忘—输入—输出”三阶段；门控机制控制信息传递的路径[11-12]，分别为输入门、遗忘门和输出门，3 个门的作用：

1）遗忘门 f_t（forget gate）。在更新记忆单元时，用来调节在上一时刻的细胞状态 c_{t-1} 中需要舍弃或遗忘的信息量。

2）输入门 i_t（input gate）。在更新记忆单元时，用来调控在当前时间点 $\tilde{c}_t$ 上需要保留和存储的信息量。

3)输出门 o_t(output gate)。用于控制当前时刻 c_t有多少信息需要输出给 h_t。

当 $f_t=0$、$i_t=1$ 时,记忆单元写入向量 $\tilde{c}_t$,清空历史信息,但是此时记忆单元 c_t依然和上一时刻的历史信息相关。当 $f_t=1$、$i_t=0$ 时,记忆单元仅复制上一时刻的内容。图 1 为 LSTM 网络的循环单元结构,计算过程为:首先,利用上一时刻的外部状态 h_{t-1}和当前时刻的输入 x_t计算出 3 个门以及候选状态 $\tilde{c}_t$;结合遗忘门 f_t和输入门 i_t更新记忆单元 c_t;结合输出门 o_t,将内部状态的信息传递给外部状态 h_t。

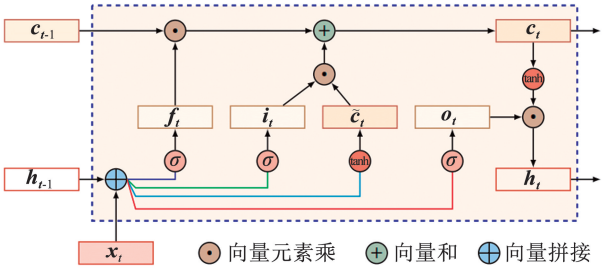


图 2 LSTM 网络的循环单元结构

Fig. 2 Recurrent unit structure of LSTM network

在简单的循环神经网络中,隐状态 h 在每一个时间步都会被新的计算结果覆盖,导致之前时刻的信息难以长期保留,因此,这种结构仅能维持短期的记忆能力,无法有效捕捉和利用更长时间跨度的依赖关系。由于长期记忆的神经网络包含了从训练数据中逐步积累和学习到的经验知识,其更新过程需要更加稳定和谨慎,更新频率比短期记忆缓慢得多。LSTM 模型则具备选择性地记住重要信息的能力,并且,这些重要的信息能够在一定的时间跨度内被有效地保留下来,因此,能够处理和学习长时间依赖的关系,称为长短期记忆模型,其具有相对长的记忆,并且更新周期较长期记忆更快。LSTM 也作为二次供水流量预测模型构建的主要算法。

4 数据训练与分析

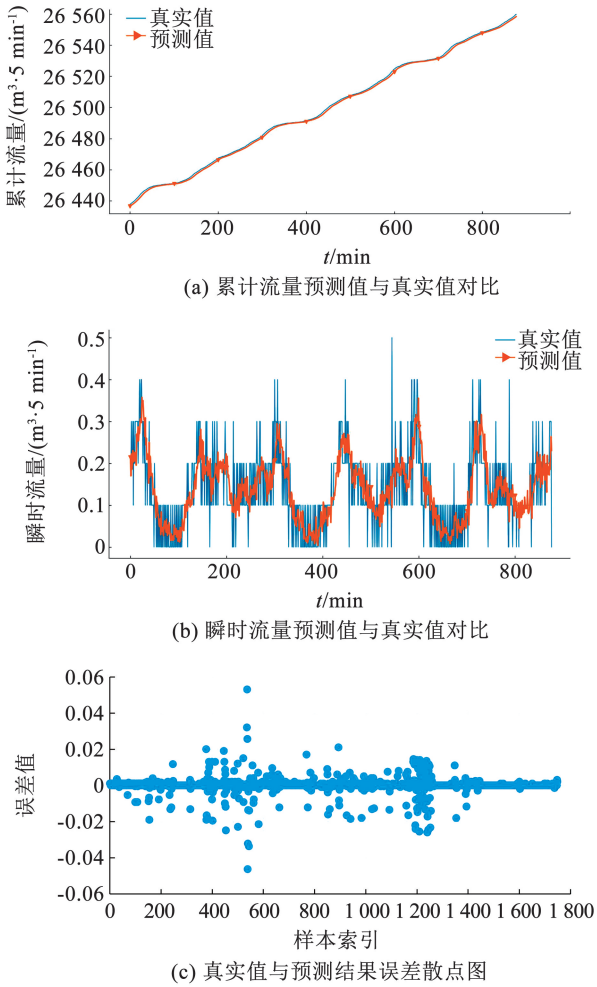
4.1 LSTM 流量预测模型训练

采用收集的历史流量数据库对模型进行训练,数据总样本数为 42 949。首先,将连续的流量时序数据划分为若干长度为 60 的子序列,以构造模型可学习的样本集。每个子序列由一段连续的历史流量组成,用于预测其后 30 个时刻的流量,从而形成“输入序列-目标值”配对的数据样本。通过这一划分过程生成了完整的数据集。将数据集按照7∶1∶2随机划分为训练集、验证集和测试集,意味着用于模型训练的样本数量占整个样本集的 70%,剩余的 30% 作为测试集用于模型性能的评估。

所有实验均使用 PyTorch 框架完成。为了提高可读性与算法的可复现性,GBU 型号为 NVIDIA RTX 3090,批次大小(batch size)为 32,学习率为 0.001,LSTM 层数为 4,线性层数为 2,隐藏层神经元数为 50,训练轮次(epochs)为 50。

4.2 LSTM 模型预测准确性评估

LSTM 流量预测模型输出预测的瞬时流量由累计流量预测结果差分计算获得,图 3 是预测值与真实值的对比结果,瞬时流量由当前时刻累计流量与上一时刻累计流量的差分计算得到,由于累计流量采集时间间隔为 5 min,瞬时流量单位为 $m^3/5$ min。图 3(a)为累计流量预测结果对比,图 3(b)为瞬时流量预测结果对比,可见预测结果与真实值整体走势高度一致。此外,为了更加直观描述模型的预测性能,图 3(c)展示了模型预测结果与真实值之间的误差,可以看出,预测误差范围为[-0.046,0.053],表明模型预测结果与实际值相差较小,模型预测精度较高。



(a) 累计流量预测值与真实值对比

(b) 瞬时流量预测值与真实值对比

(c) 真实值与预测结果误差散点图

图 3 LSTM 流量预测模型预测值与真实值对比

Fig. 3 Comparison between predicted and actual values of LSTM flow prediction model

基于 LSTM 的供水流量预测属于有监督学习，也是一个时序回归预测问题[13]，因此，采用平均绝对误差（E_{MA}）、平均绝对百分比误差（E_{MAP}）以及均方根误差（E_{RMS}）3 种评估指标，对流量预测模型的预测精度进行了全面的衡量与分析[14]。

1）平均绝对误差[15]（mean absolute error，E_{MA}）。对真实值和预测值求和然后再取平均，如式（4）所示，其范围是[0，+ ∞），该值等于 0 时，说明预测结果与真实值误差为零，反映出模型具有最优的性能；该值越大，说明模型的准确性越差。

$$E_{MA} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | \hat{y}_i - y_i | \tag{4}$$

式中：n 为样本数，$\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的预测值，y_i 为第 i 个样本的真实值。

2）平均绝对百分比误差[16]（mean absolute percentage error，E_{MAP}）。是一种对 E_{MA} 的优化方法，通过引入真实值与预测值之间误差的百分比进行衡量，从而有效消除因数据本身取值范围不同带来的影响，使得评估结果更具可比性和稳定性，具体表达形式如式(5)所示，其范围是[0，+ ∞），E_{MAP} 等于 0 即模型性能达到最优，大于 100% 则表示劣质模型。

$$E_{MAP} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \tag{5}$$

3）均方根误差[17]（root mean square error，E_{RMS}）。E_{RMS} 数量级反馈相对 E_{MA} 和 E_{MAP} 较直观，如式（6）所示，其范围是[0，+ ∞），E_{RMS} 等于 0 时模型性能达到最优，E_{RMS} 越大，预测精度越差。

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{6}$$

图 4 展示了基于 LSTM 的流量预测模型预测值准确性评估结果，从 3 个评估指标的数值可以看出，该预测模型的预测结果在准确性上表现优异。E_{RMS} 指标中，预测算法（3.98）低于工程参考（4.32），体现了其在均方根误差控制上的优势；E_{MA} 指标中，预测算法（3.12）显著低于工程参考（4.32），表明模型在平均绝对误差上的表现更优；E_{MAP} 指标尤为突出，预测算法仅为 0.12%，远低于工程参考的 4.94%，说明模型的相对预测误差极小。综上，LSTM 流量预测模型输出的预测值准确性较好，从评价指标结果看可以作为二次供水系统流量预测的模型使用。

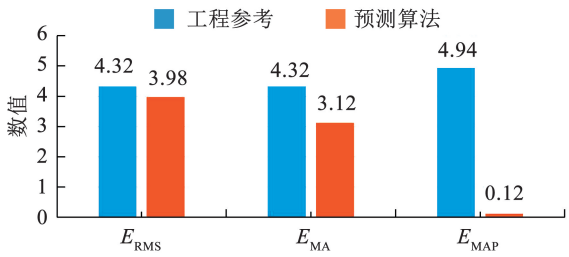


图 4　LSTM 流量预测模型预测值准确性评估示意

Fig. 4　Schematic diagram of accuracy assessment for predicted values of LSTM flow prediction model

5　结论与展望

1）提出了通过人工智能手段预测二次供水系统管网流量，进而预测管道特性曲线，来实现变压变流量供水模式的实施路径。收集全国 30 个小区的用水流量数据筛选成集，基于长短期记忆神经网络（LSTM），构建二次供水流量预测模型，对二次供水累计流量及瞬时流量进行预测。

2）采用 E_{MAP} 指标流量预测结果与真实值之间的相对偏差控制在约 0.12% 的水平，具备较高的预测精度与可靠性。该模型提供了一种新的流量模拟预测方式，为变压变流量供水模式的落地实施提供了可靠的依据。

3）未来将 LSTM 流量预测模型和水泵出口压力物理模型相结合，进一步实现管道特性曲线的精准预测，同时建立网络结构，开发相应的边缘设备，使二次供水泵组趋于管道特性曲线运行，实现按管网需求供给的目标。

4）基于 LSTM 深度学习模型的二次供水流量预测方法来实现的变压变流量供水模式，较传统的恒压变流量供水模式能效提升 15%～20%，该供水模式对推动二次供水节能改造具有很好的可实施性，对供水行业的数字化转型具有工程应用价值。

参考文献

[1]中华人民共和国生态环境部. 中华人民共和国气候变化第一次双年透明度报告[R]. 北京：生态环境部，2024
Ministry of Ecolo and Environment of the People's Republic of China. China's first biennial transparency report on climate change [R]. Beijing: Ministry of Ecology and Environment, 2024

[2]中国建筑节能协会，清华大学建筑节能研究中心，重庆大学. 中国城乡建设领域碳排放研究报告(2024 年版)[R]. 北京：中国建筑工业出版社，2024
China Association of Building Energy Efficiency, Tsinghua University Building Energy Research Center, Chongqing University. China urban and rural construction carbon emissions report (2024 edition)

[R]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2024

[3]清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑与城市基础设施碳排放研究报告(2023)[R]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2023
Tsinghua University Building Energy Research Center. China building and urban infrastructure carbon emissions report (2023) [R]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2023

[4]智研咨询. 2025—2031 年中国二次供水服务市场研究与发展前景报告[R]. 北京: 智研咨询, 2025
Zhiyan Consulting. 2025—2031 China secondary water supply service market research and development prospect report [R]. Beijing: Zhiyan Consulting, 2025

[5]中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2010: 1
National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. China statistical yearbook [M]. Beijing: China Statistical Publishing House, 2010: 1

[6]中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2020: 1
National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. China statistical yearbook [M]. Beijing: China Statistical Publishing House, 2020: 1

[7]SMITH K. 中国城市供水系统能耗研究[D]. 北京: 清华大学, 2015
SMITH K. Research on energy consumption of urban water supply systems in China[D]. Beijing: Tsinghua University, 2015

[8]赵锂, 刘永旺, 李星, 等. 建筑水系统微循环重构技术研究与应用[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2020: 1
ZHAO Li, LIU Yongwang, LI Xing, et al. Research and application of microcirculation reconstruction technology for building water systems[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2020: 1

[9]陈礼洪, 蒋柱武, 程宏伟, 等. 二次供水变频水泵低效运行成因及其对策[J]. 福建工程学院学报, 2012, 10(4): 322
CHEN Lihong, JIANG Zhuwu, CHEN Hongwei, et al. The causes and countermeasures of inefficient operation of variable frequency water pumps for secondary water supply [J]. Journal of Fujian University of Technology, 2012, 10(4): 322

[10]周英, 卓金武, 卞月青. 大数据挖掘系统方法与实例分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016
ZHOU Ying, ZHUO Jinwu, BIAN Yueqing. Big data mining system methods and case analysis[M]. Beijing: China Machine Press, 2016

[11]张戎, 罗齐. 时间序列与机器学习[M]. 北京: 电子工业出版社, 2024
ZHANG Rong, LUO Qi. Time series and machine learning[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2024

[12]邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2020
QIU Xipeng. Neural networks and deep learning[M]. Beijing: China Machine Press, 2020

[13]HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735

[14]HU Wenwen, YU Yongchuan, YAN Jianzhuo. Water flow prediction based on improved Spatiotemporal attention mechanism of Long Short-Term Memory Network[J]. Water, 2024, 16(11): 1600. DOI: 10.3390/w16111600

[15]肖磊, 蒋瑜, 刘书明, 等. 二次供水流量预测模型的构建和应用[J]. 净水技术, 2024, 43(5): 71
XIAO Lei, JIANG Yu, LIU Shuming, et al. Construction and application of the secondary water supply flow prediction model[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(5): 71. DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2024.05.008

[16]丛琳. 基于系统能耗预测和运行优化的医院空调系统节能研究[D]. 南京: 东南大学, 2022
CONG Lin. Research on energy saving of hospital air conditioning system based on system energy consumption prediction and operation optimization[D]. Nanjing: Southeast University, 2022. DOI: 10.27014/d.cnki.gdnau.2022.002880

[17]庄梦祥. 基于 LSTM 的空调负荷预测以及空调能耗的优化控制[D]. 苏州: 苏州科技大学, 2021
ZHUANG Mengxiang. Air conditioning load prediction based on LSTM and optimization control of air conditioning energy consumption [D]. Suzhou: Suzhou University of Science and Technology, 2021. DOI: 10.27748/d.cnki.gszkj.2021.000421

(编辑 刘 彤)