

文章编号: 1007-2284(2020)10-0189-05

基于长短时记忆网络(LSTM)的 南水北调中线水位预测

唐 鸣¹, 雷晓辉¹, 龙 岩², 谭乔凤³, 张 召³

(1. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038; 2. 河北工程大学水电学院, 河北 邯郸 056038;
3. 河海大学水利水电学院, 南京 210098)

摘 要: 长距离调水工程闸前水位受诸多水力控制因素影响, 其波动趋势具有很强的非线性和随机性特征, 难以用水动力机理模型高精度模拟, 成为长距离输水调度方案制定的一大障碍。提出了一种基于深度学习网络的闸前水位预测新方法, 建立了一个三层的 LSTM 水位预测模型, 并应用于南水北调中线京石段的闸前水位预测, 与深度神经网络(DNN)预测结果进行了对比。结果显示 LSTM 预测结果具有很高的精度, 纳什系数高达 0.99, 均方根误差最高为 0.029 m, 能很好地预测水位波动趋势, 预测效果比 DNN 更好。总结在 LSTM 模型构建时应考虑最大迭代次数对计算效率影响以及 LSTM 隐藏单元数目和学习率对精度的影响。本研究可为长距离调水工程水位预判、调度预警、水资源调度决策以及闸门智能控制提供重要参考。

关键词: LSTM 网络; DNN 网络; 深度学习; 水位预测; 南水北调中线; 调度决策

中图分类号: TV68; P338^{+.9} **文献标识码:** A

Water Level Forecasting in Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project (MRP) Based on Long Short-term Memory (LSTM)

TANG Ming¹, LEI Xiao-hui¹, LONG Yan², TAN Qiao-feng³, ZHANG Zhao³

(1. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China;

2. Hebei University of Engineering, School of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Handan 056002, Hebei Province, China;

3. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: The water level immediately upstream the gate of long-distance water diversion project is affected by many hydraulic control factors, and its fluctuation trend has strong non-linear and stochastic characteristics, making it difficult to simulate with high accuracy by hydrodynamic mechanism models, which remains a challenge to the diversion scheme. A new method of water level immediately upstream the gate prediction is proposed in this study based on deep learning network, and a three-layer LSTM water level prediction model is established and applied to water level immediately upstream the gate prediction which is compared with the deep neural network (DNN) in Jingshi section of MRP. The results show that the proposed model predict the trend of water level fluctuation better than DNN with high accuracy of Nash coefficient up to 0.99 and root mean square error up to 0.029 m. In conclusion, the influence of iterations on the calculation efficiency and the influence of the number of LSTM hidden units and the learning rate on accuracy should be considered in construction of LSTM model. Important reference can be provided for water level prediction, scheduling warning, water resource scheduling decision and intelligent gate control in long-distance water diversion project.

Key words: LSTM network; DNN network; deep learning; water level prediction; MRP; water resource scheduling decision

收稿日期: 2019-12-30

基金项目: 水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07108001)。

作者简介: 唐 鸣(1995-), 男, 硕士, 主要从事水文水资源研究。

E-mail: air-tm@qq.com。

通讯作者: 雷晓辉(1974-), 男, 教授级高级工程师, 主要从事水文水资源研究。E-mail: lxh@iwhr.com。

0 引 言

水资源调度是缓解水资源分布不均、水资源短缺的有效手段。南水北调中线为我国缓解河北地区水资源短缺, 协调南北水资源分布的典型长距离调水工程, 并以闸前常水位为渠道运行的控制指标。多年来, 学者们试图用水力学的方法模拟渠

道水流,以期用数值方法制定闸门控制策略以及水资源实时调度方案。然而实际模拟需要精确的地形资料、准确的实测数据,在参数率定中,受模型参数及边界条件的影响使得精度难以达到水位控制要求,因而存在诸多局限^[2-4]。

随着人工智能的发展,机器学习方法发展迅速。学者们试图用数据驱动的方式规避传统水力学模型多方面建模要求及复杂的参数校正过程,而直接探索数据之间的潜在规律。由于人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)具有强大的非线性能力,能无限逼近任意函数使得其在水位预测中应用中最广泛^[5-7]。然而 ANN 结构简单不能保存前时信息而无法学习时间序列数据。递归神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)因隐含层神经元相互连接构成循环结构,使其能保存先前时刻的信息并利用先前信息预测当前信息,也被用于水位预测^[8]。由于 RNN 在梯度传递中的缺陷, Hochreiter 和 Schmidhuber^[9]提出了 RNN 的变体长短时记忆网络。LSTM 因其强大的时间序列处理能力,已被用于语义识别^[10]、图像识别、疾病预

测^[11]、股票收益预测^[12]等多方面任务。近几年来, LSTM 逐步运用水力学及水文预报^[13-15],然而在诸多水力控制因素下的长距离调水工程中应用较少。

建立了一个三层 LSTM 长距离调水工程闸前水位预测模型,应用于南水北调中线京石段 12 个闸的闸前水位预测,并与 DNN 模型预测结果进行了对比,探索了 LSTM 模型参数对预测精度及计算效率的影响。

1 研究区及数据

1.1 研究区域

研究区为南水北调中线京石段,如图 1。京石段(桩号 970+379~1197+669)为古运河节制闸—北拒马节制闸渠段,位于南水北调中线干渠末端段,主要向北京、天津和河北三省市供水。沿线共 14 座节制闸,13 个分水口,12 座退水闸,以及倒虹吸、渡槽、暗渠等众多水力建筑物,渠道运行方式为闸前常水位。

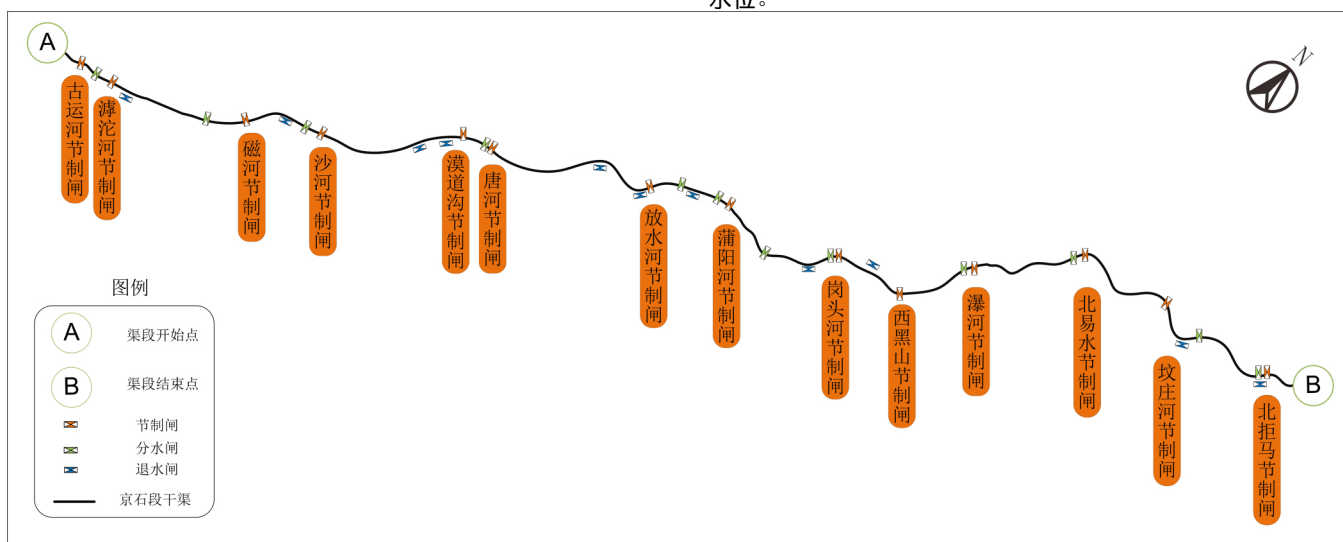


图 1 京石段示意图

Fig.1 Schematic diagram of jingshi section

1.2 研究数据

本研究采用京石段 14 座节制闸闸前水位、闸后水位、过闸流量及闸门开度监测数据及节制闸间渠段的分水口、退水闸的

流量数据。数据长度为 3~10 月,数据时间间隔为 2 h,数据集按 19:1 划分训练集和测试集。部分闸前闸后水位如图 2。

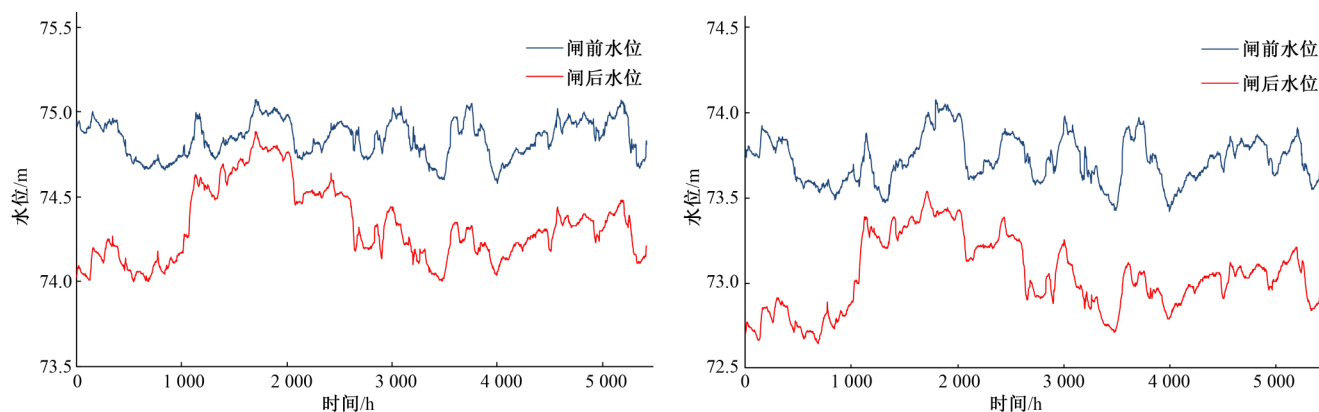


图 2 部分节制闸闸前闸后水位

Fig.2 Water level immediately upstream the gate and water level immediately downstream the gate of partial gates

2 LSTM 模型

LSTM 是一种特殊的 RNN 变体,具有与 RNN 相似的循环结构,如图 3。RNN 因在普通多层 BP 神经网络基础上,增加了隐含层各单元间的横向联系,通过一个隐藏层状态,可以将上一个时间序列的神经元的值传递至当前的神经元,从而使神经网络具备了“记忆功能”。然而 RNN 在训练中很容易发生梯度爆炸和梯度消失,导致训练时梯度不能在较长序列中一直传递下去,从而使 RNN 无法捕捉到长周期的影响^[16]。Hochreiter and Schmidhuber (1997) 提出了 LSTM 解决了这一问题,其“记忆单元”的门控结构使用两个隐藏层状态控制信息的取舍、输入、更新、输出,因此具备长时间的记忆功能。

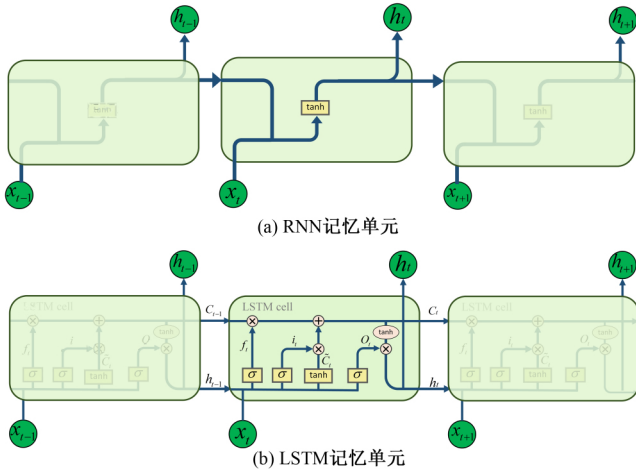


图 3 RNN 及 LSTM 单元结构

Fig.3 Gated structures of RNN and LSTM

LSTM 的门控结构如图 3 (b),原理如下:

(1) 遗忘门(forget gate) 计算: 输入上一序列的隐藏状态 h_{t-1} 和本序列数据 x_t 通过 sigmoid 激活函数得到遗忘门的输出 f_t , 决定上一细胞状态 C_{t-1} 的保留概率。

$$f_t = \sigma(W_f h_{t-1} + U_f x_t + b_f) \quad (1)$$

(2) 输入门(input gate) 计算: h_{t-1} 和 x_t 经过 sigmoid 层和 tanh 层分别得到 i_t 和 \tilde{C}_t 。 i_t 决定更新到细胞状态中的所需信息, \tilde{C}_t 为 tanh 层创建的新的候选值向量, 根据这两个信息将细胞状态更新。

$$i_t = \sigma(W_i h_{t-1} + U_i x_t + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C h_{t-1} + U_C x_t + b_C) \quad (3)$$

$$C_t = C_{t-1} \odot f_t + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (4)$$

(3) 输出门(output gate) 计算: 首先 h_{t-1} 和 x_t 经过 sigmoid 层确定细胞状态的输出部分。其次, 细胞状态经过 tanh 进行处理并和 sigmoid 门的输出相乘, 输出指定部分 h_t 。

$$o_t = \sigma(W_o h_{t-1} + U_o x_t + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中: \odot 为矩阵元素积; W_f, W_i, W_o 分别表示从遗忘、输入、输出门到输入的权值矩阵; U_f, U_i, U_o 分别表示从遗忘、输入和输出门到隐藏层的权重矩阵; b_f, b_i, b_o 分别表示遗忘、输入和输出门的偏置向量。

3 闸前水位预测模型的建立

3.1 模型输入及输出

以闸门 n 为预测闸, 将上游闸门 $n-1$ 的闸前水位 UU_{t-j}^{n-1} 、闸后水位 UD_{t-j}^{n-1} 、下游闸门 $n+1$ 的闸前水位 DU_{t-j}^{n+1} 、闸后水位 DD_{t-j}^{n+1} 、预测闸的闸后水位 PD_{t-j}^n 、以及对应的闸门开度 GP_{t-j}^n 、 GP_{t-j}^{n+1} , 分水口和退水闸的出流 $Q_{out_{t-j}}^{n-1}$ 、 $Q_{out_{t-j}}^n$ 、 $Q_{out_{t-j}}^{n+1}$ 作为模型数据输入, 输出结果为预测闸预见期下的闸前水位 PU_{t+k}^n , 示意图如图 4。其中 t 为当前时刻, j 为样本数据时长, k 为预见期个数, 单位样本数据时长和单位预见期均为 2 h。本研究所用样本数据时长为 2, 预见期数为 1。

考虑模型参数对精度和计算效率的影响, 将隐藏层单元数目、最大迭代次数、学习率作为参数可变输入项。并以 loss 函数在训练期作为模型收敛标准, 其中 y 为实测值, s 为预测值, 公式如下:

$$L = \sum_{i=1}^n \sqrt{|y_i - s_i|} \quad (7)$$

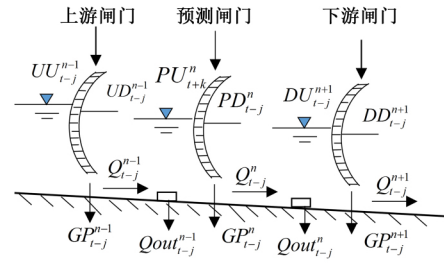


图 4 模型各数据项关系示意图

Fig.4 Schematic diagram of the relationship between each data item

3.2 数据前处理方法

为了提升模型的收敛速度及保持数据一致性, 将所有变量在输入时都进行了归一化处理, 在输出时进行反归一化。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \mu_i}{\sigma_i} \quad (8)$$

式中: x_{ij} 分别代表第 i 类输入数据的第 j 个值, μ_i 为第 i 类输入数据均值, σ_i 为第 i 类输入数据的标准差, x_{ij}^* 为归一化之前的输入。

3.3 模型评价指标

本研究采用两种方法来评判预测值和实测值之间的准确性。均方根误差 RMSE 对一组测量中的特大或特小误差反应非常敏感, 能够很好地反映出测量的精密度和整体偏差大小。纳什系数能很好地反映预测值和实测值之间的吻合程度, 反映预测值序列和实测值序列的拟合关系。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - Z_i^f)^2} \quad (9)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Z_i^f - Z_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2} \quad (10)$$

式中: Z_i 和 Z_i^f 分别为实测值和预测值; \bar{Z} 为实测平均值; n 为数据系列长度。

RMSE 越大整体偏差越大, RMSE 越接近 0 整体偏差越小。NSE 取值为负无穷至 1, 越接近 1 表示预测质量好, 模型可信度高; NSE 远远小于 0, 则预测结果不可信。

4 结果与分析

4.1 模型预测精度评价

在训练阶段,用训练集数据训练模型,并用验证集数据预测滹沱河节制闸-坟庄河节制闸的闸前水位。训练阶段所用模型超参为 128 个隐藏层单元数目,最大迭代次数 1 000,学习率

10^{-3} 。验证集对应的预测结果如图 5。

结果显示,LSTM 及 DNN 都能够预测出滹沱河节制闸-坟庄河节制闸的闸前水位随时间的波动趋势,但是 DNN 在某些闸误差较大不能预测出局部水位波动趋势,而 LSTM 能够很好地拟合所有节制闸的闸前水位。表 1 评价指标直观显示,LSTM 模型在所有闸预测结果 RMSE 最高仅为 0.029 m,NSE 最

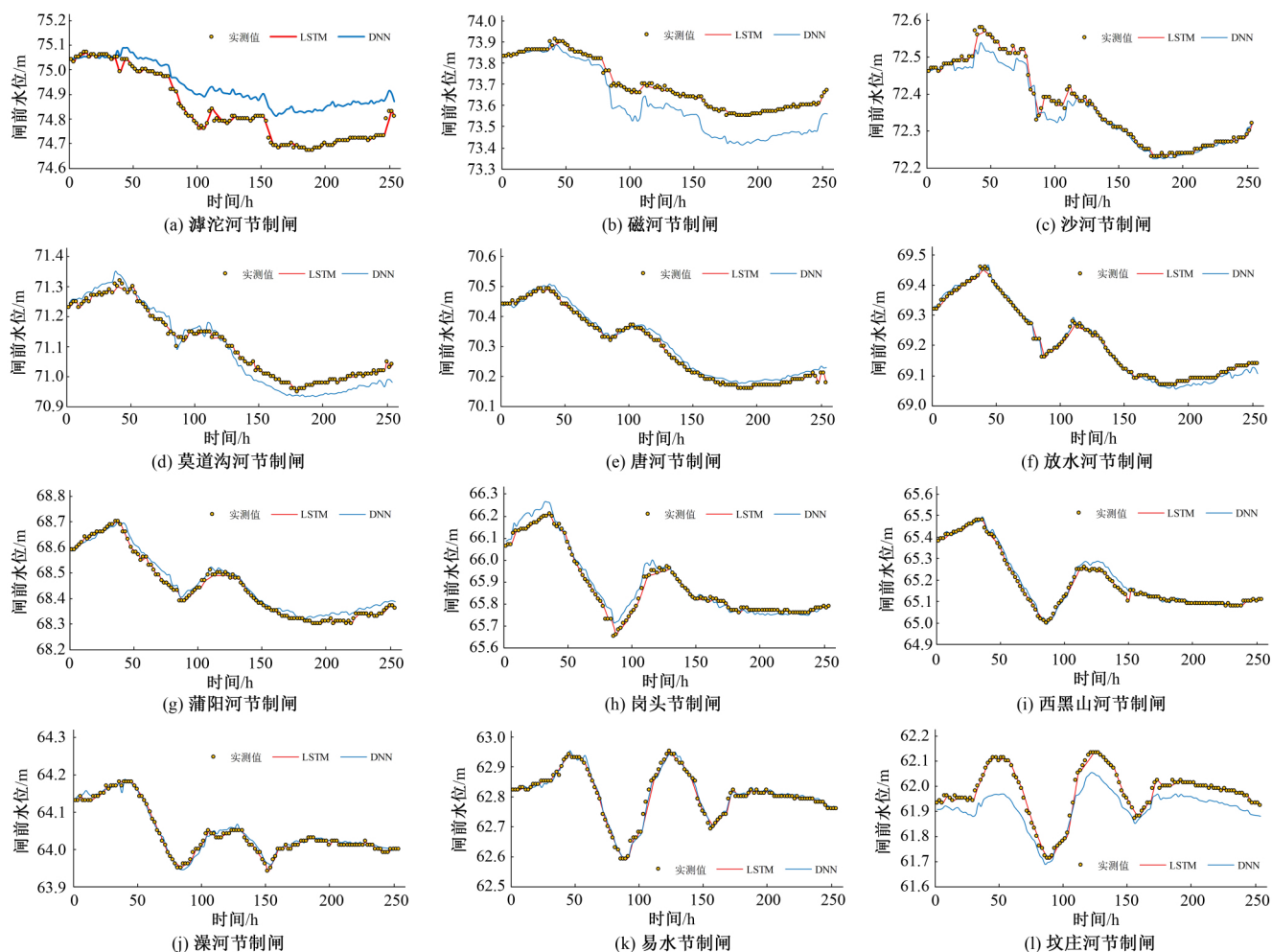


图5 LSTM与DNN在京石段12个节制闸预测结果对比

Fig.5 Comparison of prediction between LSTM and DNN in 12 gates of jingshi section

表1 两模型预测精度对比

Tab.1 Prediction accuracy of two models

节制闸	LSTM 模型		DNN 模型	
	RMSE/m	NSE	RMSE/m	NSE
滹沱河	0.008	0.996	0.108	0.374
磁河	0.007	0.996	0.094	0.350
沙河	0.006	0.997	0.023	0.954
莫道沟	0.005	0.998	0.032	0.922
唐河	0.002	0.999	0.018	0.976
放水河	0.005	0.998	0.012	0.991
蒲阳河	0.004	0.999	0.023	0.965
岗头	0.007	0.998	0.032	0.955
西黑山	0.020	0.985	0.018	0.981
瀑河	0.013	0.989	0.009	0.979
北易水	0.014	0.992	0.009	0.987
坟庄河	0.029	0.953	0.071	0.483

低可达 0.953; DNN 模型 RMSE 最高可达 0.1,NSE 最低达 0.35,LSTM 整体预测效果比 DNN 更好。对于两模型在唐河节制闸及放水河节制闸高精度的闸前水位预测结果,分析为所用模型输入数据的标准差较小所致;同样对于坟庄河精度相对较低的结果,分析为所用模型输入数据的标准差较大导致。

4.2 模型参数对预测精度及计算效率影响分析

由于 LSTM 预测效果比 DNN 更好,在水位预测进行调度决策时首选 LSTM 模型。本节选择学习率、最大迭代次数以及 LSTM 隐藏单元数目作为指标探索模型超参对 LSTM 预测精度及计算效率的影响,为预测精度以及实际工程应用时考虑的计算效率做参考。以沙河节制闸为例,对 8 组模型参数进行精度及计算效率的测试。为使结果对比明显,本节选用 1、2、3 cm 误差结果百分比作为精度评判指标,如表 2。1 和 2 组、3 和 4 组、5 和 6 组的结果对比可显示出对计算效率影响最大的是最大迭代

次数。1、3、5 组及 2、4、6 组的结果显示隐藏层单元数目对计算效率几乎没有影响,而对精度有较大影响。对比第 4、7、8 的结果可知,过高的学习率会导致过拟合现象,过低的学习率会使精度不足。在模型构建时应首先考虑最大迭代次数对计算效率的影响,其次综合考虑隐藏单元数目及学习率对精度的影响。

5 结 论

本文基于长短时记忆网络建立了南水北调中线闸前水位预测模型,并运用于南水北调京石段闸前水位预测。针对模型性能,将所提模型预测结果与 DNN 模型预测结果进行了对比

分析;选取学习率、隐藏层单元数、最大迭代次数 3 个超参作为指标,对比在不同组指标下的预测结果,探索了 LSTM 模型超参对模型精度及计算效率的影响。得到主要结论如下:

(1) LSTM 模型能高精度地预测京石段闸前水位,预测精度高于 DNN,实现了单点动态实时预测。提出的水位预测模型可作为南水北调中线或其他多闸联控河渠的水位模拟及预测替代模型,并可作为工程运行风险预警方法。

(2) 所提模型运用于实际工程水位预测时,应根据工程对结果精度和计算效率的需求合适选择模型学习率、隐藏层单元数、最大迭代次数,保证模型精度和计算效率达到最优。

表 2 不同模型超参对预测精度及计算效率的影响

Tab.2 Accuracy and calculation efficiency of different hyper-parameters

序号	隐藏层 单元数	学习率	迭代次数	Loss 值	1 cm 误差结果 百分比/%	2 cm 误差结果 百分比/%	3 cm 误差结果 百分比/%	计算时间/ s
1	64	1×10^{-3}	300	0.025 3	81.42	92.97	97.19	10
2	64	1×10^{-3}	1 000	0.021 3	83.17	93.74	96.63	28
3	128	1×10^{-3}	300	0.066 1	83.72	94.50	98.34	10
4	128	1×10^{-3}	1 000	0.014 6	83.17	94.08	97.32	22
5	256	1×10^{-3}	300	0.019 3	79.38	94.03	97.83	10
6	256	1×10^{-3}	1 000	0.016 9	88.24	97.27	98.47	30
7	128	1×10^{-4}	1 000	0.010 2	87.39	98.38	99.53	29
8	128	1×10^{-5}	1 000	0.264 7	66.51	74.05	79.85	29

本文提出了一种新的长距离调水工程闸前水位的预测方法,得到了很好的预测效果。然而,本研究依然存在不足,比如在对精度和计算效率探索上选取的指标可以更全面;针对不同的渠道运行工况,对模型结构和性能的研究可更加深入。 □

参考文献:

[1] CUI W, CHEN W, MU X, et al. Canal Controller for the largest water transfer project in China[J]. Irrigation and Drainage, 2014, 63(4): 501-511.

[2] PRAMANIK N, PANDA R K, SEN D. One Dimensional Hydrodynamic Modeling of River Flow Using DEM Extracted River Cross-sections[J]. Water Resources Management, 2010, 24(5): 835-852.

[3] WU X L, WANG C H, CHEN X, et al. Kalman filtering correction in real-time forecasting with hydrodynamic model[J]. Journal of Hydrodynamics, 2008, 20(3): 391-397.

[4] 郑和震, 马雄威, 雷晓辉, 等. 南水北调中线工程渠道糙率计算方法研究[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(1): 158-163.

[5] SAHOO S, JHA M K. Groundwater-level prediction using multiple linear regression and artificial neural network techniques: a comparative assessment[J]. Hydrogeology Journal, 2013, 21(8): 1 865-1 887.

[6] KHAN M Y A, HASAN F, PANWAR S, et al. Neural network model for discharge and water-level prediction for Ramganga River catchment of Ganga Basin, India[J]. Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques, 2016, 61(11): 2 084-2 095.

[7] 高学平, 闫晨丹, 张 岩, 等. 基于 BP 神经网络的调水工程调蓄

水位预测模型[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(1): 8-13.

[8] 刘亚新, 樊启祥, 尚毅梓, 等. 基于 LSTM 神经网络的水电站短期水位预测方法[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(2): 56-60.

[9] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1 735-1 780.

[10] GAO L, GUO Z, ZHANG H, et al. Video captioning with attention-based LSTM and semantic consistency[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(9): 2 045-2 055.

[11] 韩天齐, 宋 波. 基于 LSTM 神经网络的麻疹发病率预测[J]. 电脑与电信, 2018(5): 54-57.

[12] 杨 青, 王晨蔚. 基于深度学习 LSTM 神经网络的全球股票指数预测研究[J]. 统计研究, 2019, 36(3): 65-77.

[13] 冯 钧, 潘 飞. 一种 LSTM-BP 多模型组合水文预报方法[J]. 计算机与现代化, 2018(7): 82-85, 92.

[14] TIAN Y, XU Y P, YANG Z, et al. Integration of a parsimonious hydrological model with recurrent neural networks for improved streamflow forecasting[J]. Water, 2018, 10(11): 1 655.

[15] ZHANG J, ZHU Y, ZHANG X, et al. Developing a Long Short-Term Memory (LSTM) based model for predicting water table depth in agricultural areas[J]. Journal of Hydrology, 2018, 561: 918-929.

[16] BENGIO Y, SIMARD P, FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult[J]. IEEE Trans Neural Netw, 2002, 5(2): 157-166.

[17] ZHANG D, LIN J, PENG Q, et al. Modeling and simulating of reservoir operation using the artificial neural network, support vector regression, deep learning algorithm[J]. Journal of Hydrology, 2018, 565: 720-736.