

# 基于 CNN-LSTM 的混凝土坝渗流预测

岳明哲, 陈旭东, 李俊杰

(郑州大学水利科学与工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 建立高性能的混凝土坝渗流预测模型是渗流安全监控的重要手段,也是渗流安全性态评价的基础,结合卷积神经网络(CNN)和长短期记忆神经网络(LSTM)两种深度学习算法,构建混凝土坝渗流预测模型(CNN-LSTM),该模型先利用 CNN 提取渗流监测时间序列的特征,然后利用 LSTM 生成特征描述,建立输入与输出间的映射关系,实现对混凝土坝的渗流预测。工程实例应用表明,CNN-LSTM 模型在混凝土坝渗流预测应用中的数据拟合能力和预测精度较好,且不易陷入局部最优解,可为混凝土坝的渗流预测和安全监控提供科学依据。

**关键词:** 混凝土坝; 渗流预测; 深度学习; CNN; LSTM

**中图分类号:** TV642.2

**文献标志码:** A

## 1 引言

渗流是混凝土坝的常见问题,由渗漏引起的溃坝事件占其总数的 20%~40%<sup>[1]</sup>。由于混凝土坝的防渗排水结构和上下游水位均随时间变化,渗流也将随时间发生变化,以渗流效应量来反映混凝土坝的渗流情况<sup>[2]</sup>。利用实测数据序列预测混凝土坝渗流是混凝土坝渗流安全监控的重要途径,然而渗流存在高度的随机性、复杂性和不确定性,给准确预测带来了挑战。近年来,随着人工智能的发展,神经网络和支持向量机等机器学习算法被应用于大坝安全监控领域<sup>[3-5]</sup>,但普通神经网络模型结构需要事先指定的算法在训练过程中修正,很难保证所得为最优结构,且易陷入局部最优解;支持向量机模型则难以对大规模样本进行处理。因此,提高混凝土坝渗流预测能力是监控混凝土坝渗流安全的重要环节。深度学习方法具有较好的特征提取能力和数据拟合能力,在图像、语音和自然语言处理上已获得广泛应用,越来越多的领域开始注意到深度学习的实用性<sup>[6]</sup>。为提高渗流的预测能力,本文集合卷积神经网络(CNN)提取数据特征和长短期记忆神经网络(LSTM)顺序敏感的优点,建立了基于 CNN 和

LSTM 深度学习方法的混凝土坝渗流预测模型,以此评价渗流安全性态,并结合工程实例验证了该方法的有效性和实用性。

## 2 CNN-LSTM 渗流预测模型构建

### 2.1 卷积神经网络

CNN 是一种经典的多层前馈神经网络,主要用于处理与图像相关的机器学习问题,也可用于处理时间序列问题。CNN 的结构见图 1,通常包括卷积层、下采样层、全连接层及输出层<sup>[6,7]</sup>,下采样层一般在卷积层之后,与卷积层交替出现,最后连接全连接层。CNN 采用局部连接、权值共享和空间或时间相关的下采样方法,从而获得更好的特性,使提取的特征更具区分性。

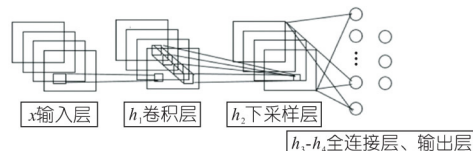


图1 卷积神经网络的结构

Fig.1 The structure of CNN

### 2.2 长短期记忆网络

LSTM 是一种递归神经网络,适用于从经验中学习以预测时间序列,具有学习长期顺序依存

收稿日期: 2020-04-15, 修回日期: 2020-05-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51609217)

作者简介: 岳明哲(1997-),男,研究方向为水利工程安全监控, E-mail: 1050754349@qq.com

通讯作者: 陈旭东(1987-),女,副教授,研究方向为水工结构安全监控, E-mail: chenxudong@zzu.edu.cn

关系的能力。通常 LSTM 由输入门、忘记门、输出门 3 个门组成<sup>[8]</sup>。结构的输出向量有当前状态向量和输出向量。结构的输入有上一时刻单元的状态向量、上一时刻单元的输出向量和当前时刻的输入向量 3 个。LSTM 网络先经过遗忘门计算上一单元的被遗忘程度,0 表示完全舍弃,1 表示完全保留;下一步是输入门,是决定有多少信息需要输入到单元中,然后更新单元状态;输出门的作用是决定需要输出的部分;最后再进行误差反向传播。

每个 LSTM 单元依次进行如下计算:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_i) \\ \tilde{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_c) \\ c_t &= f_t c_{t-1} + i_t \tilde{c}_t \\ o_t &= \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + U^{(o)} \cdot h_{t-1}) \\ h_t &= o_t \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $W$  为权重矩阵;  $b$  为偏置值向量;  $x_t$  为  $t$  时刻的输入向量;  $\sigma$  为标准 sigmoid 激活函数;  $\tanh(\cdot)$  为双曲正切激活函数;  $\cdot$  为两个向量的乘积;  $h_t$  为隐藏层在  $t$  时刻的输出;  $h_{t-1}$  为前一时刻的单元;  $c_t$  为隐藏层在  $t$  时刻的状态单元;  $\tilde{c}_t$  为当前输入的单元状态;  $f_t$  为忘记门;  $i_t$  为输入门;  $o_t$  为输出门。

LSTM 单元的内部结构见图 2。

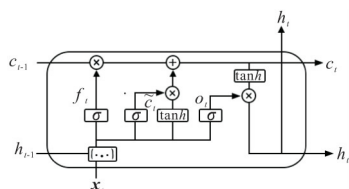


图 2 LSTM 单元的内部结构

Fig.2 The internal structure of LSTM unit

### 2.3 CNN-LSTM 渗流预测模型

混凝土坝渗流量包括坝体和坝基的渗流量,其主要受上下游水深的影响,同时也受温度变化与时间效应的影响。由于水压力传递与渗流介质的物理特性相关,库水位对大坝渗流的影响还具有一定的滞后效应<sup>[2,9]</sup>。具体而言,影响混凝土坝渗流量的因素<sup>[2]</sup>有观测日当天的上游水深  $H_1$  的一次方、二次方及下游水深  $H_2$  的一次方;观测日前 1 d、前 2 d、前 3~4 d、前 5~15 d、前 16~30 d 的平均水深  $\bar{H}_{1,i}$  ( $i=1,2,\dots,5$ );温度分量有  $\sin(2\pi kt/365)$ 、 $\cos(2\pi kt/365)$ ,  $k=(1,2)$ ,  $t$  为从起始日开始的累计天数;时效分量有  $\theta$ 、 $\ln\theta$ , 其中  $\theta=0.01t$ 。因此,混凝土坝渗流量  $Q$  与影响因素之间的函数关系为:

$$Q = f\left(H_1, H_1^2, H_2, \bar{H}_{1,i}, \sin \frac{2\pi kt}{365}, \cos \frac{2\pi kt}{365}, \theta, \ln\theta\right) \quad (2)$$

$$i=1,2,\dots,5; k=1,2$$

为了耦合特征数据,要将某一天的特征数据构成向量表示,从而形成一个新的时间序列,然后使用固定大小的滑动窗口,步长为 1,依次将输入的观测日当天、前 1 d、前 2 d、 $\dots$ 、前  $n$  d 的时间序列生成输入矩阵  $X$ ,矩阵的标签为渗流量,该矩阵作为 CNN-LSTM 渗流预测模型的输入数据。模型结构主要由一维 CNN 和 LSTM 两部分组成。前半部分使用的一维卷积神经网络主要负责捕获渗流实测数据的空间特征和减少冗余数据,后半部分使用的 LSTM 主要负责提取数据的顺序时间特征,并预测渗流量。CNN 设计有三层,各层卷积核数量为 32、48、64,大小为 2,模型的激活函数采用 Relu,该激活函数可以更有效地进行梯度下降和误差反向传播,以避免梯度消失的问题。CNN 层可通过改变卷积核数量来提取更多的时间特征。

以增加 LSTM 网络层数来增加网络的深度,有助于提高模型的预测能力,因此本文建立了两层 LSTM 单元,各层的神经元数量为 32、48。为防止训练过拟合的出现,在 LSTM 网络中采用 Dropout 正则化方法,即训练中有一定的概率忽略部分神经元。LSTM 的输出向量通过全连接层的处理后,最终产生渗流预测值,其具体流程见图 3。

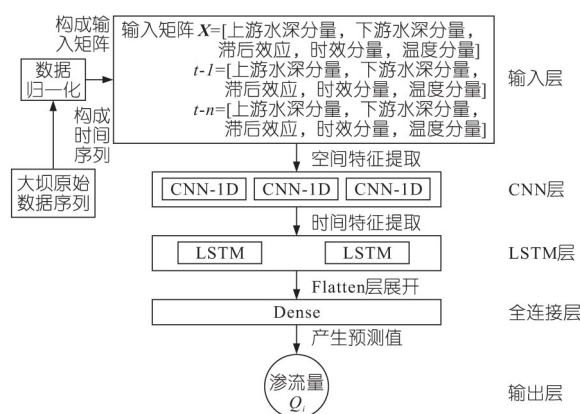


图 3 CNN-LSTM 模型结构

Fig.3 The model structure of CNN-LSTM

为进一步了解所建模型对渗流实测资料的分析结果,不仅需要对模型的拟合效果做出评价,还需要对模型的预测外延性,即未来一段时间内的预测能力进行评价<sup>[10]</sup>,通常采用平均绝对误差 ( $M_{AE}$ ),均方误差 ( $M_{SE}$ ) 和平均绝对百分误差 ( $M_{APE}$ ) 三个参数来衡量,  $M_{AE}$  表示数据的误差情况,  $M_{SE}$  表示数据的变化程度,  $M_{APE}$  表示数据的相

对偏离程度。评价指标的值越小,则表示拟合效果越好或预测精度越高。

2.4 渗流安全评价

在对混凝土坝渗流进行预测后,从安全监控的角度考虑,还需评价其安全性态。采用拉依达准则对大坝渗流状态进行评判<sup>[11]</sup>,认为通过渗流预测模型计算得到的预测值为合理值,按一定概率确定置信区间等级,在此区间内的数据认为是效应量的合理波动,超过区间范围的误差,则不属于随机误差而是粗大误差,含有该误差的数据被判定为效应量处于险情状态。记  $t$  时刻的渗流预测值为  $Q'(t)$ ,实测值为  $Q(t)$ ,预测模型标准差为  $S$ 。一般地,当  $|Q'(t)-Q(t)| < 2S$  时,表示渗流工作状态正常;当  $2S \leq |Q'(t)-Q(t)| < 3S$  时,跟踪监测,如无趋势性变化为正常,否则为异常;当  $|Q'(t)-Q(t)| \geq 3S$  时,表示存在险情,分析其原因。

3 工程实例预测

某水电站位于长江支流青弋江上,水库总库容  $24.74 \times 10^8 \text{ m}^3$ ,是目前安徽省已建最大的水电站,该电站以防洪、灌溉、发电为主、兼有航运等综合效益,大坝为混凝土重力拱坝,坝高 126.3 m,坝长 500 m,设计洪水位(100 年一遇洪水位)为 122.2 m,校核洪水位(1 000 年一遇洪水位)为 124.6 m,汛限制水位为 117.0 m,汛期后最高蓄水位为 119.02 m。大坝左右两岸各布设绕坝渗流孔 12 个,共 24 个,用于观测其绕过两坝肩的孔内水位变化。

采用 2010 年 9 月 1 日至 2012 年 7 月 22 日左岸绕坝渗流孔 F<sub>11</sub> 断层平硐处的排水孔共 684 组渗流观测数据作为训练样本,将 2012 年 7 月 23 日至 8 月 21 日共 30 组渗流观测数据作为测试样本。试验程序用深度学习框架 TensorFlow 编写,训练过程中采用均方误差( $M_{SE}$ )作为损失函数。为评价 CNN-LSTM 预测模型的性能,分别建立了统计回归模型、BP 神经网络模型和 LSTM 模型,将其预测能力进行对比分析,各模型的拟合与预测过程线见图 4,各项性能指标对比见表 1。

由图 4 可看出,CNN-LSTM 模型与实测数据更为吻合,拟合效果优于其他 3 种模型。从表 1 的各项评价指标可判断出,不论是拟合序列,还是预测序列,基于 CNN-LSTM 的深度学习预测模型的数据波动程度均最小,精度均最高。预测

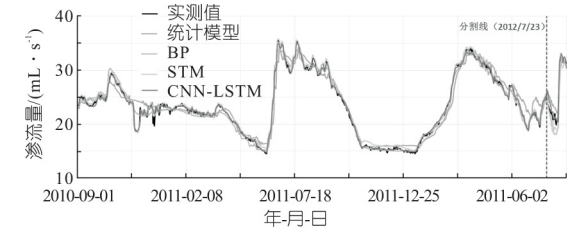


图 4 不同预测模型的拟合与预测过程线  
Fig. 4 The fitting and prediction variation curves of different prediction models

表 1 不同预测模型的性能指标对比  
Tab. 1 Comparison of performance indexes of different prediction models

模型	拟合序列			预测序列		
	MAE	MSE	MAPE/%	MAE	MSE	MAPE/%
统计模型	1.042 693	1.985 041	4.574 441	1.545 756	3.179 913	6.697 325
BP	0.642 614	0.680 406	2.776 242	1.359 863	2.892 953	5.937 714
LSTM	0.404 741	0.238 461	1.931 536	1.167 534	2.057 918	4.796 360
CNN+LSTM	0.271 451	0.148 073	1.149 475	1.027 664	1.499 825	4.120 412

精度相比于次好的 LSTM 模型,  $M_{AE}$  降低了 11.97%,  $M_{SE}$  降低了 27.10%,  $M_{APE}$  降低了 14.09%。

从局部来看,各个模型的预测结果在第 10~17 组数据中产生了较大的差异,见表 2。

表 2 模型的部分预测结果  
Tab. 2 A part of prediction results of the model

序列	实测值	BP 模型	LSTM 模型	CNN+LSTM 模型
	/(mL·s <sup>-1</sup> )	/(mL·s <sup>-1</sup> )	/(mL·s <sup>-1</sup> )	/(mL·s <sup>-1</sup> )
2012-08-01	20.833 333	18.736 753	20.731 466	22.292 400
2012-08-02	20.833 333	18.399 639	18.434 846	21.318 672
2012-08-03	21.000 000	18.148 235	19.269 861	21.060 504
2012-08-04	22.000 000	18.186 979	19.495 542	21.463 211
2012-08-05	20.567 800	18.168 100	19.205 327	21.036 411
2012-08-06	19.867 500	18.131 467	19.092 882	21.009 138
2012-08-07	20.833 333	18.630 033	18.996 986	20.894 981
2012-08-08	21.166 667	19.114 397	18.730 592	20.637 727
MAPE/%		11.666 748	7.808 882	2.860 084
MSE		6.353 615	3.348 975	0.557 842
MAE		2.448 295	1.643 058	0.592 816

由表 2 可知,BP 神经网络模型出现了相比于预测值过小的情况,说明数据与实测值的误差过大,结果不可靠。而 CNN-LSTM 模型与其相比,  $M_{SE}$ 、 $M_{APE}$  分别降低了 91.2%、75.48%。LSTM 模型的 8 组数据不仅与实测数据相差较大,而且出现陷入局部最优的情况,而 CNN-LSTM 模型与其相比,  $M_{SE}$ 、 $M_{APE}$  分别降低了 83.34%、63.37%。由此可见,在不同模型预测结果产生较大差异的几组数据中,CNN-LSTM 模型与实测数据的贴合程度更好,误差更小,该模型在混凝土坝渗流预测中获得了更好的预测效果。综合测试组样本预测值与局部分析结果,表明 CNN-LSTM 模型具有很好的预测能力,可采用拉依达准则评价其渗流状况。在 2012 年 7 月 23 日至 8 月 21 日时段内,对 7 月 23、24 日、8 月 1 日,  $2S \leq |Q'(t)-Q(t)| < 3S$ ,

且不存在趋势性变化,对于其余观测日,  $|Q'(t) - Q(t)| < 2S$ ,表明渗流处于正常状态。评价结果与实际工程运行情况相符,也与该汛期时段内 7 月 23、24 日和 8 月 1 日库水位较高的环境量变化规律一致。

## 4 结论

a. 将深度学习方法应用到混凝土坝渗流预测中,建立了基于 CNN-LSTM 的混凝土坝渗流预测模型,该模型结合了 CNN 提取数据特征和 LSTM 顺序敏感性的优点,可以充分提取数据在空间和时间两个维度上的表征能力。

b. 工程实例表明,该模型可以更好地拟合短期内大坝渗流量和监测物理量之间的非线性关系,预测结果与实测结果更为接近,是一种更先进的混凝土坝渗流预测模型。

参考文献:

- [1] 方崇惠,段亚辉.溃坝事件统计分析及其警示[J].人民长江,2007,41(11):96-100.
- [2] 吴中如,沈长松,阮焕祥,等.水工建筑物安全监控理论及其应用[M].南京:河海大学出版社,1990.

- [3] 张海龙,殷建峰,颜蔚,等.面板堆石坝的渗流监测模型研究[J].三峡大学学报(自然科学版),2018,40(3):24-28.
- [4] 孙培学,赵坤鹏.基于熵权法的组合模型在大坝渗流预测中的应用[J].水电能源科学,2013,31(12):70-73.
- [5] 路亮,张爱军.最小二乘支持向量机模型在大坝监测中的应用[J].人民黄河,2013,35(11):99-100,103.
- [6] 胡越,罗东阳,花奎,等.关于深度学习的综述与讨论[J].智能系统学报,2019,14(1):1-19.
- [7] 王剑,成金勇,赵志刚,等.基于 CNN 与 LSTM 模型的蛋白质二级结构预测[J].生物信息学,2018,16(2):130-136.
- [8] 郭张军,黄华东,屈旭东.基于深度学习的大坝变形预测模型[J].水电能源科学,2020,38(3):83-86,185.
- [9] 仇建春,蔡婷婷,蒋玮,等.大坝渗流统计模型在棉花滩水电站右岸绕坝渗流分析中的应用[J].水电能源科学,2013,31(5):49-51.
- [10] 陈旭东,李俊杰,霍中艳.高桩码头裂缝开合度监测模型研究[J].水利水运工程学报,2017(6):53-59.
- [11] LI JUNJIE, CHEN XUDONG, GU CHONGSHI, et al. Seepage comprehensive evaluation of concrete dam based on grey cluster analysis[J]. Water, 2019, 11(7):1499.

## Seepage Prediction of Concrete Dams Based on CNN-LSTM

YUE Ming-zhe, CHEN Xu-dong, LI Jun-jie

(School of Water Conservancy Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** High performance seepage prediction model of concrete dam is a vital procedure for dam seepage monitoring. It is also the foundation of dam seepage evaluation. Combining two deep learning algorithms of convolutional neural networks (CNN) and long short-term memory (LSTM), a concrete dam seepage prediction model (CNN-LSTM) was constructed. The features of the time series of seepage monitoring were extracted with the CNN. And then the LSTM was used to generate the feature descriptions. The relationship between the inputs and outputs was established to realize the seepage prediction of concrete dams. The applicability of this model was illustrated using an engineering case. The results show that the CNN-LSTM model has good data fitting ability and prediction accuracy in the application of concrete dam seepage prediction, and it can avoid falling into the local optimal solution, which provides a scientific support on the dam seepage prediction and safety monitoring.

**Key words:** concrete dam; seepage prediction; deep learning; CNN; LSTM

\*\*\*\*\*  
(上接第 86 页)

## Design and Experimental Verification of Water and Sand Prevention for a Diversion System Project

ZHAO Dong-yang, MA Zhen-hai, YIN Jin-bu, WANG Guo-jie

(College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest Agricultural and Forestry University, Yangling 712100, China)

**Abstract:** The completed dam-free diversion system is located on the convex bank. Through the addition of the dam gate, the unique barrier and sediment-discharging facilities (S-shaped guide wall, stepped sand trap, and narrow curved sand-blown tank) were designed to solve the problem of low water supply guarantee rate and weak sand control ability of the original water diversion system. The test results show that the location of the river gate is basically reasonable; The S-shaped guide wall can shorten the front edge of the sand washing, the high water level of the narrow riverbed, and the application is good in the pressurized water inlet; The stepped sand trap blocks the fine sediment and coarse sediment upstream; Water flow at the upstream end of the narrow front and rear width of the sand blasting tank and the lateral circulation of the underflow in the plane are curved to enhance the flow velocity in the tank; The spiral flow regime in the sand trap of the sand trap ensures the sediment transport capacity.

**Key words:** sediment prevention design; the S-shaped guide wall; the stepped sand trap; model test