

## 考虑渗流滞后性的土石坝 L-LDTA-LSTM 渗流预测模型

王诗珏 覃畅 刘欣茹 吴菲 卢浪

北方工业大学土木工程学院, 北京, 100144;

**摘要:**为解决土石坝预测模型未考虑渗透系数变化和滞后效应的问题, 提出 L-LDTA-LSTM 模型。该模型采用 LSTM 处理时间序列特征, 并结合 LDTA 机制解析时间相关性。引入 LAG 模块, 通过互相关分析法确定滞后时间窗口, 构建时滞修正输入矩阵, 减少预测偏差。对比四种模型 (LSTM、贝叶斯模型、LDTA-LSTM、L-LDTA-LSTM) 性能, 以云南糯扎渡工程为例, L-LDTA-LSTM 模型表现最佳, 其 MAPE、RMSE、MAE 分别为 0.7935%、0.2362m、0.0727m, 优于其他模型。

**关键词:** 滞后性; 渗透系数变化; 长短期记忆网络; 渗流预测; 特征注意力机制

**DOI:** 10.69979/3060-8767.25.04.027

## 引言

土石坝因结构简单、施工方便、材料易得, 常用于水电工程。渗流对其安全性至关重要。当前的渗流预测方法中, 物理驱动法依赖于达西定律等基本土力学原理, 结合有限元法进行渗流分析, 虽然精度较高, 但计算资源消耗大耗时长, 无法实时反映渗透系数的动态变化。近年来, 机器学习被用于提高土石坝渗流预测精度, 但预测结果精度有待提高。本文提出 L-LDTA-LSTM 混合代理模型, 结合 GeoStudio 渗流计算模块和滞后性特征, 以提升预测精度。

## 1 数据特征工程

## 1.1 渗流影响因素的相关性分析

土石坝渗流受渗透系数、水位高度和孔隙率等因素影响。本文采用相关性分析, 统计量化这些因素与渗流量的关系, 确定关键影响因素。分析结果将为渗流控制和坝体设计提供依据。研究基于过往论文, 考虑不同工况下的渗流场分布, 包括渗透系数、水位高度、渗流量、水力坡降和压力水头等。

采用基于皮尔逊的相关性分析法作为相关性分析的统计指标, 其相关性系数  $r$  的计算公式为:

$$r = \frac{I_{AB}}{\sqrt{I_{AA}I_{BB}}} = \frac{\sum(A - \bar{A})(B - \bar{B})}{\sqrt{\sum(A - \bar{A})^2 \sum(B - \bar{B})^2}} \quad (1)$$

其中  $I_{AB}$  为变量 A 和变量 B 之间的离均差和平方,  $I_{AA}$  为变量 A 的离均差和平方,  $I_{BB}$  为变量 B 的离均差和平方。

通过相关性分析得到渗流量、水力坡降、渗透系数、水位高度、压力水头之间的皮尔逊相关系数如下图 1 所示为渗流量、水力坡降、压力水头、水位和渗透系数间

的相关性, 图中颜色越深, 相关性越强。从图中可以看到, 比如渗流量与水力坡降的皮尔逊系数为 0.77, 与水位的系数是 0.75, 这意味着渗流量和水力坡降、水位之间存在着较强的相关关系, 即当一方的变化很容易引起另一方的同向变化。

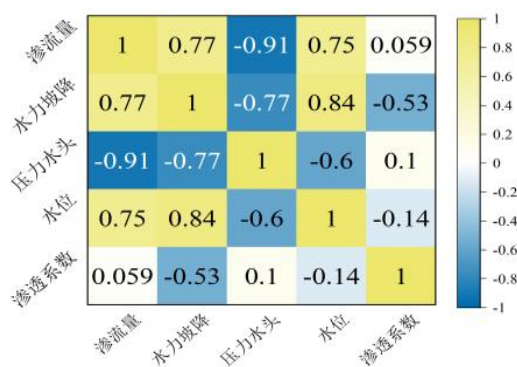


图 1 数据集相关性分析热力云图

## 1.2 渗流滞后效应机理分析

在土石坝渗流系统中, 滞后性 (LAG) 主要表现为渗流响应 (如渗流量、孔隙水压力等) 与外部驱动因素 (如水位变化、降雨量等) 之间存在时间延迟。

如图 2 所示, 图中展示了单位流量、上游水位和压力水头随时间 (0-20 天) 的变化曲线。第 5 天, 上游水位开始显著上升, 但单位流量和压力水头并未有明显变化, 大约在第 6 天左右才明显开始上升, 滞后于水位变化约 1 天。通过对图中单位流量、上游水位和压力水头曲线的细致分析, 可以清晰地看出渗流响应存在明显的滞后性。

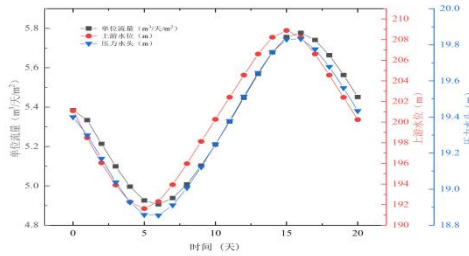


图 2 渗流量压力水头水位变化图

滞后性现象使得土石坝渗流系统的动态特性更加复杂，传统的静态模型难以准确描述其行为。为了准确描述土石坝渗流系统的滞后性特性，本文采用动态滞后特征提取的方法，通过互相关分析计算渗流响应与水位变化之间的滞后时间，并生成动态滞后特征。

## 2 考虑渗流滞后性的土石坝 L-LDTA-LSTM 渗流预测模型

### 2.1 L-LDTA-LSTM 模型

L-LDTA-LSTM 模型结合了 LSTM 和 LDTA，用于时间序列预测。它通过引入滞后性特征，即渗流数据的时间延迟现象，丰富了输入数据的信息。这种模型特别适用于复杂的土石坝渗流预测，能够揭示影响因素并适应不同数据模式。LDTA-LSTM 通过轻量化时间步软注意力机制，更好地捕捉滞后效应。本文提出的 L-LDTA-LSTM 模型，结合了滞后性特征和 LDTA。代理模型结构图如图 3 所示。

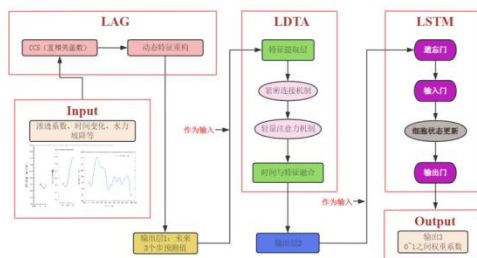


图 3 L-LDTA-LSTM 渗流预测模型结构

### 2.2 LSTM 长短时记忆网络模型

长短期记忆网络 (LongShort-TermMemory, LSTM) 通过四门协同控制机制 (遗忘门、输入门、状态更新单元与输出门)，有效解决了传统循环神经网络 (RecurrentNeuralNetwork, RNN) 在长序列训练中存在的梯度消失/爆炸问题。

遗忘门基于当前输入  $X_t$  与前一时刻隐状态  $h_{t-1}$ ，通过 Sigmoid 激活函数生成遗忘系数  $f_t \in [0,1]$ ，量化历史记忆的保留程度：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

式 (2) 中  $W_f$ : 权重矩阵;  $b_f$ : 偏置项;  $\sigma(\bullet)$

输入门采用双通道信息处理机制, Sigmoid 门控层生成更新系数, 筛选需增强的特征, Tanh 层生成候选记忆向量,  $\tilde{C}_t$  捕获当前时序特征:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

式 (3)、(4) 中,  $W_i, W_c$ : 权重矩阵;  $b_i, b_c$ : 偏置项。

单元状态通过 Hadamard 积融合历史记忆与新特征, 实现记忆的动态修正:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (5)$$

式 (5) 中,  $C_t$ : 当前时刻的单元状态;  $C_{t-1}$ : 上一时刻的单元状态;  $f_t$ : 遗忘门的输出;  $i_t$ : 输入门的输出;  $\tilde{C}_t$ : 候选的新的单元状态。

输出门对记忆内容进行非线性过滤, 生成当前隐状态:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (7)$$

式 (6)、(7) 中,  $o_t$ : 输出门的输出, 决定了当前时刻的输出; 图 4 所示为本文中 LSTM 记忆单元的内部结构。

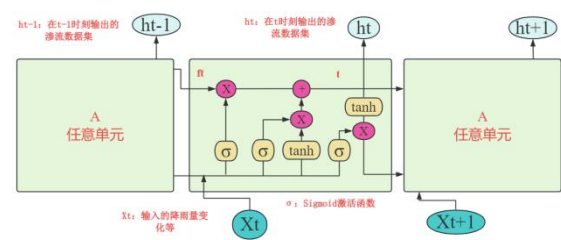


图 4 LSTM 记忆单元内部结构

### 2.3 LDTA 注意力机制

特征注意力机制, 一种增强神经网络处理能力的技术, 在深度学习中广泛应用。它帮助模型快速提取关键信息。在图像分析、目标检测、翻译和预测等领域, 该机制表现突出。本文介绍轻量化全连接时间注意力机制 (LDTA), 用于土石坝渗流预测, 动态调整特征权重, 提升模型对关键时间步的识别。

LDTA 利用全连接层和 Softmax 函数, 通过动态权重调整, 捕捉水位变化和渗流响应的时序依赖性。具体步骤如下:

1) 给定输入序列  $X \in R^{T \times D}$ , 其中  $T$  表示时间

步数,  $D$  表示特征维度, 该机制通过以下步骤计算注意力权重:

对输入序列  $X$  进行全连接层 (DenseLayer) 变换, 得到变换后的特征表示  $H$ :

$$H = \sigma(WX + b) \quad (8)$$

式中,  $W \in RD \times D'$  是权重矩阵,  $b \in RD'$  是偏置项,  $\sigma$  是激活函数 (如 ReLU)。

2) 利用 Softmax 函数 将每个时间步的注意力得分映射为一个介于 0 到 1 之间的概率值, 且所有时间步的概率值之和为 1。Softmax 函数的数学形式如下:

$$e_t = v_T \tanh(W h_t + u) \quad (9)$$

$$a_t = \frac{e^{e_t}}{\sum_{i=1}^T e^{e_i}} \quad (10)$$

式中:  $h_t \in RD'$  是  $H$  中第  $t$  个时间步的特征表示,  $v \in RD''$  和  $W \in RD'' \times D'$  是可学习的参数,  $u \in RD''$  是偏置项。这里,  $D''$  是注意力机制的隐藏层维度。

3) 将计算得到的注意力权重  $a$  与输入序列  $X$  进行元素级乘法操作, 得到加权后的输出:

$$\text{Output} = \sum_{t=1}^T a_t x_t \quad (11)$$

式中,  $x_t \in RD$  是  $X$  中第  $t$  个时间步的特征向量。

在土石坝渗流预测中, 渗压受多种动态因素影响, 传统模型难以捕捉这种动态权重分配, 限制了预测精度。LDTA 机制通过轻量化设计, 避免了传统注意力机制 (如 Self-Attention) 的高维矩阵运算, 大幅降低计算复杂度, 同时保留了注意力机制的核心功能。

## 2.4 LAG 滞后性特征

构造 LAG 滞后性特征, 采用互相关函数 (Cross-Correlation Function, CCF) 确定水位变化与渗流响应的时滞滞后量。对归一化处理后的水位时序序列  $W(t)$  与渗流序列  $S(t)$ , 计算其在不同滞后步长  $\tau$  下的互相关系数:

$$\rho(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^{N-\tau} (W(t+\tau) - \bar{W})(S(t) - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (W(t) - \bar{W})^2 \sum_{t=1}^N (S(t) - \bar{S})^2}} \quad (12)$$

分析滞后范围 ( $\pm 30$  步), 确定最优滞后时间。重构动态特征, 进行时间移位处理, 形成动态滞后特征向量。使用前向填充法处理缺失值, 通过滑动窗口机制更新特征矩阵, 确保模型输入包含完整的水位激励-渗流响应时序关系。

创建监督学习数据集, 结合原始 6 维特征与滞后特

征, 构建三维输入张量。样本数、时间步长和特征维度对应不同标识符。输出层设计为多步预测结构, 可预测未来 3 个时间步的渗流量。

## 3 数据集构造和模型用法及评价

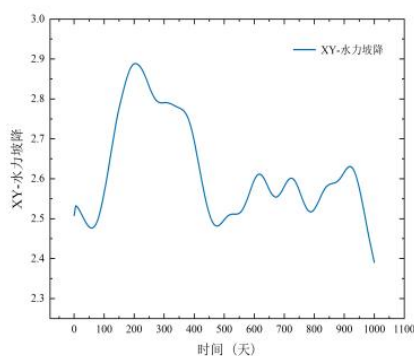
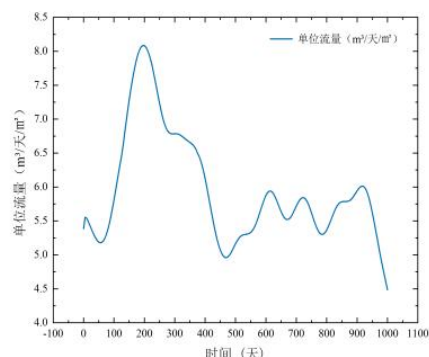
### 3.1 特征数据集构造

针对实际观测数据不足的问题, 本研究采用 GeoStudio 软件构建渗流特性数据集。基于土石坝设计资料, 在 GeoStudio 软件中精确构建材料分区模型, 并输入各材料的物理参数, 包括但不限于渗透系数等关键指标。针对堆石、心墙及围堰的渗透系数, 各选取 5 个等间距数值 (如表 1 所示), 采用全因子组合方法进行渗流计算, 共生成  $5 \times 5 \times 5 = 125$  组参数组合。

表 1 材料渗透系数取值

| 材料 | 渗透系数 $k/\text{cm}\cdot\text{s}^{-1}$ |                    |                    |                    |                    |
|----|--------------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| 堆石 | $1 \times 10^{-4}$                   | $2 \times 10^{-4}$ | $3 \times 10^{-4}$ | $4 \times 10^{-4}$ | $5 \times 10^{-4}$ |
| 心墙 | $1 \times 10^{-7}$                   | $2 \times 10^{-7}$ | $3 \times 10^{-7}$ | $4 \times 10^{-7}$ | $5 \times 10^{-7}$ |
| 围堰 | $1 \times 10^{-2}$                   | $2 \times 10^{-2}$ | $3 \times 10^{-2}$ | $4 \times 10^{-2}$ | $5 \times 10^{-2}$ |

对计算区域进行精细化网格划分, 并合理定义模拟计算的边界条件, 重点考虑水位变化范围、上游水位特征以及坝体上下游渗流面等关键要素。通过 GeoStudio 软件进行数值模拟计算, 最终获取包含渗流量、水力坡降、压力水头等核心参数的渗流特性数据集。图 7 至图 9 展示了 GeoStudio 软件输出的部分典型数据集。





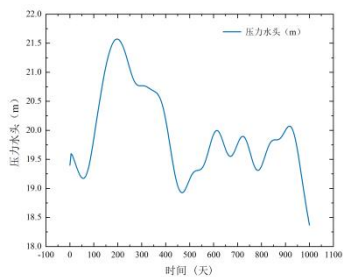


图 5 渗流量数据集图图 6 水力坡降数据集图图 7 压力水头数据集图

## 4 工程实例与结果分析

### 4.1 案例工程

糯扎渡水电站位于澜沧江中下游,采用黏土心墙堆石坝结构,最大坝高 261.5m。坝顶高程 821.5m,坝轴线长 608.2m,顶宽 10m,上下游坡比 1:1.9 和 1:1.8。控制流域面积  $14.47 \times 10^4 \text{ km}^2$ ,总库容 237.03 亿  $\text{m}^3$ ,具有多年调节能力。坝体由防渗体系、过渡区和堆石料区构成,心墙用掺砾黏土料,渗透系数  $1 \times 10^{-7} \text{ cm/s}$ ;反滤层用 I、II 级配碎石料,确保渗流稳定;形成渗流控制体系。分析了水力坡降、渗流量和压力水头的极值。

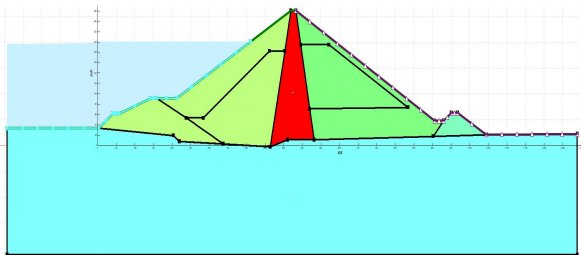


图 8 糯扎渡心墙堆石坝典型剖面图

### 4.2 结果

案例中数据分为三部分,比例为 70%训练集、15%验证集和 15%测试集。模型在这三部分数据上表现一致,具有良好的泛化能力和稳定性。测试集的 MAE 比训练集高约 5.8%,表明模型对新数据的预测偏差小,泛化能力强。MAPE 在 0.79%至 0.81%之间,显示模型预测值与真实值的平均相对偏差小,适应性强。验证集的 RMSE 略高于训练集,但数值低,测试集的 RMSE 进一步降低,说明模型对极端值的敏感性可控。

表 2 模型预测评价计算结果

| 评价指标 | 训练集    | 验证集    | 测试集    |
|------|--------|--------|--------|
| RMSE | 0.2386 | 0.2582 | 0.2362 |
| MAE  | 0.0684 | 0.0724 | 0.0727 |
| MAPE | 0.8067 | 0.8108 | 0.7935 |

图 9、图 10、图 11 展示了渗流量、水力坡降、压

力水头的有限元模拟与 L-LDTA-LSTM 预测结果。对比显示,两者趋势相似,证明 L-LDTA-LSTM 模型能有效捕捉渗流变化趋势,与有限元分析结果相近,验证了其趋势预测的有效性。

特别地, L-LDTA-LSTM 模型加入了滞后性特征,能识别出 1 天的滞后效应,反映了水位变化与渗流的互相关性。在土石坝渗流中,由于土体特性,渗流变化存在时间延迟。L-LDTA-LSTM 模型通过纳入滞后性,更准确地预测了水位变化对渗流的影响,使预测结果更贴近实际。

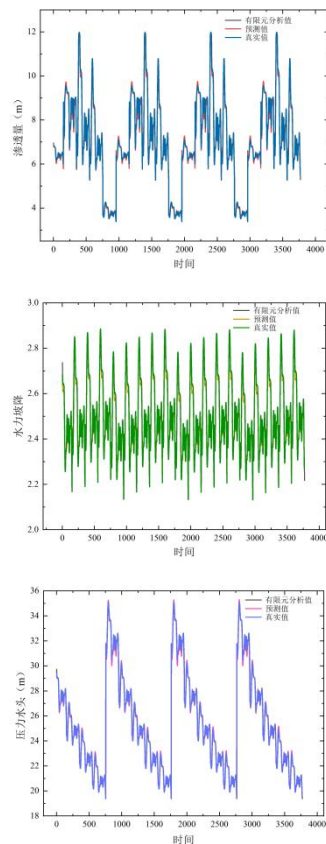


图 9 渗流量结果图图 10 水力坡降结果图图 11 压力水头结果图

如表 3 所示, 本论文所采用的 L-LDTA-LSTM 模型 MAE 值为 0.0727, RMSE 值为 0.2362, 相对较小的这两项误差指标表明 L-LDTA-LSTM 代理模型在土石坝渗流预测时能够精准地捕捉渗流数据的整体趋势。

表 3 预测渗流性能测试指标结果

| 评价指标 | 预测 1 天后 |
|------|---------|
| RMSE | 0.2362  |
| MAE  | 0.0727  |
| MAPE | 0.7935  |

## 5 讨论

为验证本文模型的优越性,我们选取 LSTM、贝叶斯模型、LDTA-LSTM 和 L-LDTA-LSTM 代理模型进行对比分析,使用了两万组数据集。结果表明,与基于 LSTM 的其他预测模型相比,本文模型在处理时序问题时,能更好地挖掘渗压监测数据的时序信息,且对滞后性影响的处理更为有效。同时,过多的优化技术可能导致过拟合,影响模型性能。LDTA-LSTM 和本文模型显示出较高的稳定性,这说明注意力机制有助于强化对局部特征的挖掘。

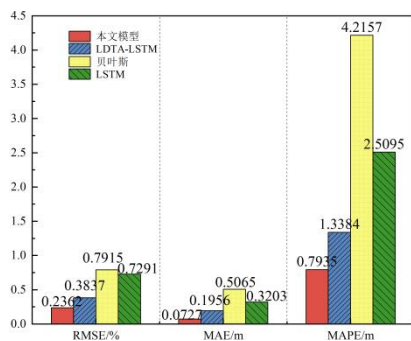


图 12 预测性能指标统计对比

图 12 所示的是 4 种模型的预测性能指标统计结果。对比四种模型中,本文采用的 L-LDTA-LSTM 算法测试结果最优,测试样本的平均绝对百分比误差 (MAPE) 低至 0.7935,均方根误差 (RMSE) 为 0.2362m,平均绝对误差 (MAE) 为 0.0727m。LDTA-LSTM 算法相比于 LSTM 算法的基础上也有一定的提升,均方根误差下降 47.38%,平均绝对误差下降 38.92%,平均绝对百分比误差下降 46.67%;添加了滞后性特征的 L-LDTA-LSTM 模型与 LDTA-LSTM 模型相比,均方根误差下降 38.43%,平均绝对误差下降 12.29%,平均绝对百分比误差下降 40.71%,RMS

E、MAE、MAPE 指标值都表现的十分优秀,过拟合化不显著。

## 6 结论

LSTM 模型在大坝安全预测中扮演关键角色。本文针对土石坝渗流预测,构建了一个结合 LSTM、注意力机制和滞后性的预测模型。研究发现:

(1) 引入 LAG 模块,动态计算滞后时间,生成动态滞后系数,作为模型输入,提高了模型对渗流延迟效应的捕捉能力,增强了对复杂工况的适应性。

(2) L-LDTA-LSTM 模型通过加入注意力机制,有效挖掘渗压数据中的局部特征,预测精度和稳定性均优于传统模型。

(3) 该模型为土石坝渗流预测提供了一种可靠方法,有助于提前掌握渗流趋势,降低安全事故风险,为土石坝长期稳定运行提供技术支持,具有应用前景和推广价值。

## 参考文献

- [1] 杨泽艳,王富强,吴毅瑾,等.中国堆石坝的新发展[J].水电与抽水蓄能,2019,5(6):36-40.
- [2] 王宁.土石坝渗流影响因素及坝坡稳定性研究[D].西华大学,2018.
- [3] Liu B,Cen W,Zheng C,etal.Acombinedoptimizationpredictionmodelforearth-rockdamseepagepressureusingmulti-machine learning fusion with decompositiondata-driven[J].Expert Systems with Applications,2024,242:122798.