

耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法

王强¹ 卢涛² 朱灿明³

1. 南京市江宁区东山街道水务站, 中国·江苏 南京 211100

2. 南京市江宁区横溪街道水务站, 中国·江苏 南京 211100

3. 常州南天建设集团有限公司, 中国·江苏 常州 213100

摘要:一种耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法, 所述方法包括如下步骤: 收集水库水位及其相关影响因子等多个通道的时间序列数据, 并将收集的数据划分为训练集和测试集; 在训练集上进行耦合多通道聚类模块预测模型的训练, 并不断调整参数, 使得训练集上模型输出的水库水位预测结果与对应的实测水库水位达到满意的精度, 在测试集上采用训练好的耦合多通道聚类模块的预测模型和未耦合多通道聚类模块的预测模型进行水库水位的预测, 评估两类模型的水库水位预测效果, 本方法能够在平衡各个通道的处理计算效率的基础上, 有效提升水库水位预测精度, 并在一定程度上实现零样本预测, 降低对数据量的依赖程度。

关键词: 耦合多通道聚类模块; 水库水位; 预测方法

Reservoir Water Level Prediction Method Coupled with Multi-channel Clustering Modules

Qiang Wang¹ Tao Lu² Canming Zhu³

1. Water Affairs Station, Dongshan Sub-district, Jiangning District, Nanjing City, Nanjing, Jiangsu, 211100, China

2. Water Affairs Station of Hengxi Sub-district, Jiangning District, Nanjing City, Nanjing, Jiangsu, 211100, China

3. Changzhou Nantian Construction Group Co., Ltd., Changzhou, Jiangsu, 213100, China

Abstract: A reservoir water level prediction method coupled with a multi-channel clustering module, the method comprises the following steps: Collecting time series data of multiple channels such as the reservoir water level and its related influencing factors, and dividing the collected data into a training set and a test set; The training of the prediction model of the coupled multi-channel clustering module is carried out on the training set, and the parameters are constantly adjusted to make the prediction results of the reservoir water level output by the model on the training set reach satisfactory accuracy with the corresponding measured reservoir water level. On the test set, the prediction models of the trained coupled multi-channel clustering module and the uncoupled multi-channel clustering module are used to predict the reservoir water level. To evaluate the reservoir water level prediction effects of the two types of models, this method can effectively improve the prediction accuracy of the reservoir water level on the basis of balancing the processing and computing efficiency of each channel, and achieve zero-sample prediction to a certain extent, reducing the dependence on the amount of data.

Keywords: coupled multi-channel clustering module; reservoir water level; prediction method

0 前言

准确的水库水位预测是进行水库运用和调度的重要前提, 对于保障防汛抢险、抗旱补水、水资源高效利用与调度、水生态环境维持和保护等具有重要意义。

水库水位的变化受到多个方面因素的影响, 各个影响因素(即通道)的共同作用决定了未来水库水位的波动过程。近些年来随着计算机科学的发展, 用于进行水库水位的机器学习方法以及深度学习得到了快速的发展。

然而, 目前大部分方法在进行模型训练时主要是基于通道无关的策略, 即训练了一个在所有通道之间共享的单一变量模型, 只考虑了单个通道(即单个影响因子)与待预测变量之间的关系, 忽略各个通道时间序列样本之间的互相关性; 另一方面, 除了通道无关的训练策略, 另一种训练模式

则是采用的通道依赖策略, 即将所有通道作为一个整体进行建模用以捕获通道间的关系, 但它们往往表现出过度平滑并且难以拟合各个通道, 特别是当通道之间的相似性非常低时, 其预测效果较差。

1 技术方案

提供一种耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法, 旨在解决背景技术第三部分中提出的问题^[1]。

实施例是这样实现的, 一种耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法, 所述方法包括如下步骤:

S1: 收集水库水位及其相关影响因子等多个通道的时间序列数据; 将水库水位及其相关影响因子数据划分为训练集和测试集, 同时将水库水位作为输出, 将水库水位相关影

响因子作为输入。

S2: 在训练集上将水库水位相关影响因子输入耦合了多通道聚类模块的预测模型中, 并将模型在训练集上的水库水位输出与对应的实测水库水位进行比对, 计算损失, 不断调整参数, 使得训练集上模型输出的水库水位预测结果与对应的实测水库水位达到满意的精度。

S3: 在测试集上采用耦合多通道聚类模块的预测模型和未耦合多通道聚类模块的时间序列模型进行水库水位的预测, 评估两类模型的水库水位预测效果。

S4: 收集另一个水库的水库水位及其相关影响因子时间序列, 将该水库水位及其相关影响因子数据划分为训练集和测试集, 将测试集上的水库水位影响因子输入至耦合了多通道聚类模块的预测模型中, 无需采用该水库训练集的数据进行模型训练, 实现该水库零训练样本的水库水位预测, 同时采用训练集的数据对未耦合多通道聚类模块的预测模型进行训练, 并在测试集上进行该水库水位预测, 评估两者的水库水位预测效果。

优选的, 所述 S1 中的收集水库水位及其相关影响因子等多个通道的时间序列数据时, 主要包括水库水位、入库流量、降雨量、蒸发量等类型的时间序列, 其中水库水位为待预测变量, 水库水位对应的当前入库流量、降雨量、蒸发量以及历史不同时刻的入库流量、降雨量和蒸发量为影响水库水位变化的特征变量, 假设最终处理后的特征变量数为 F , 由于每个特征时间序列变量对应一个通道, 所以通道数也为 F , 设水库水位及其影响特征时间序列为 $X \in R^t \times F$, 其中, R 为实数集, 其维度为 $t \times F$, 表明其由 F 个通道的时间序列组成, 每个通道的时间序列长度为 t , 则第 i 个通道的时间序列可以表示为 $X_i = X[1:t, i]$ 。

优选的, 所述 S2 中采用的预测模型为 TimeFM 模型, 耦合至预测模型 TimeFM 中的多通道聚类模块首先需要原型一组聚类嵌入向量, 通过多层感知机将每个通道的输入时间序列转换为通道嵌入向量, 计算每个通道嵌入向量与其所属聚类嵌入向量之间的相似度, 并通过归一化内积来确定每个通道与各个聚类的关联概率。

优选的, 所述 S2 中原型一组聚类嵌入向量时, 假设聚类嵌入的簇数为 N , 则这组聚类嵌入矩阵 C 可以表示为 $C = [c_1, \dots, c_k, \dots, c_N] \in R^N \times d$, 其中, 第 k 簇为 $c_k \in R^d$, d 是隐藏维度, 将收集到的水库水位及其影响特征时间序列第 i 个通道的一维时间序列 X_i 通过多层感知机 MLP 转换成 d 维的通道嵌入向量 h_i , 所有 F 个通道嵌入向量构成通道嵌入矩阵 $H = [h_1, \dots, h_i, \dots, h_F] \in R^F \times d$ 则第 i 个通道嵌入向量与第 k 簇聚类向量的关联概率可以表示为式 (1):

$$p_{i,k} = \text{Norm} \left(\frac{c_k^T h_i}{\|c_k\| \|h_i\|} \right) \in [0,1] \quad (1)$$

式中, 为归一化函数; 为 c_k 的转置; $\| \cdot \|$ 表示向量的模, 同时采用参数化技巧获得聚类隶属度矩阵 $M \in F \times N$,

$Mik \sim \text{Bernoulli}()$, Bernoulli 表示 Mik 近似满足伯努利分布。

优选的, 所述 S2 中耦合至预测模型 TimeFM 中的多通道聚类模块在确定每个通道与各个聚类的关联概率后, 需要进行原型学习, 具体的, 首先采用聚类分配器在训练阶段为每个聚类创建一个 d 维的原型聚类嵌入矩阵, 同时采用交叉注意力机制来增强簇内通道的关联性以及减轻簇外通道信息的干扰, 经过交叉注意力机制处理后的原型嵌入可以表示为式 (2):

$$\hat{C} = \text{Norm} \left(\exp \left(\frac{(W_Q C)(W_K H)^T}{\sqrt{d}} \right) \odot M^T \right) W_V H \quad (2)$$

式中, W_Q 、 W_K 和 W_V 是可学习的参数, \exp 为指数型函数, 表示以常数 e 为底数的指数运算, 作为经过交叉注意力机制更新后的聚类嵌入矩阵。

优选的, 所述 S2 中将模型在训练集上的水库水位输出与对应的实测水库水位进行比对, 计算损失时采用的损失函数为聚类质量损失函数 L_C , 它既结合了通道与各聚类之间的一致性, 又结合了不同聚类之间的差异性, 聚类质量损失函数 L_C 可以表示为式 (3):

$$L_C = -\text{Tr}(M^T S M) + \text{Tr}((1 - M M^T) S) \quad (3)$$

式中, Tr 为跟踪运算符, M 为隶属度矩阵, M^T 为隶属度矩阵的转置, $S = S_{ij} (i=1, \dots, F, j=1, \dots, F)$ 为通道相似度矩阵, S_{ij} 表示第 i 个通道时间序列 X_i 和第 j 个通道 X_j 的相似度, 其计算公式可以表示为:

$$S_{ij} = \exp \left(-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{2\alpha} \right) \quad (4)$$

式中, α 是缩放因子, \exp 为指数型函数, S_{ij} 表示以常数 e 为底数的指数运算。

优选的, 所述 S2 中进行模型训练时, 采用的聚类感知前馈网络进行预测值的输出, 即为为每一个聚类分配一个前馈网络, 每个前馈网络都使用单个线性层进行参数化, 最终训练期的水库水位预测结果是所有聚类感知前馈网络输出的平均值, 将训练期的水库水位预测结果与对应实测的水库水位预测结果对比, 不断调整模型参数, 直至聚类质量损失函数 L_C 处于较小的合理范围, 此时模型训练完毕。

优选的, 所述 S3 中在测试集上采用耦合多通道聚类模块的 TimeFM 预测模型和原始未耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模块分别进行水库水位的预测, 预测结果评价精度选取纳什系数 NSE 和均方根误差 $RMSE$, 其计算公式可以分别表示为式 (5) 和式 (6):

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

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

式中, y_{mP_i} 表示测试集上第 i 个步长各个模型的水库水位预测值; y_i 表示测试集上第 i 个步长的水库水位实测值, n 表示测试集的步长数, 即测试集的长度; y 表示测试集上

所有步长实测值的平均值^[2]。

优选的,所述 S4 中进行基于耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模型进行零训练样本的水库水位预测时,选取的水库为前述步骤中未出现的水库,即该水库的水库水位及其相关影响因子时间序列数据并未用于耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模型的训练,将该水库水位以及相关影响因子数据划分为训练集和测试集,在测试集上直接采用前述在其他水库水位及相关影响因子时间序列数据集上训练过的耦合多

通道聚类模块的 TimeFM 模型进行预测得到该水库水位预测结果;同时,为分析耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模型在该水库的预测效果,采用该水库的训练集对原始未耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模型进行训练,然后再在该水库测试集上进行预测得到该水库水位预测结果,采用 NSE 和 RMSE 评价两个模型的预测效果,并分析耦合多通道聚类模块的 TimeFM 模型在该水库的零训练样本预测效果。本方法的流程示意图见图 1。

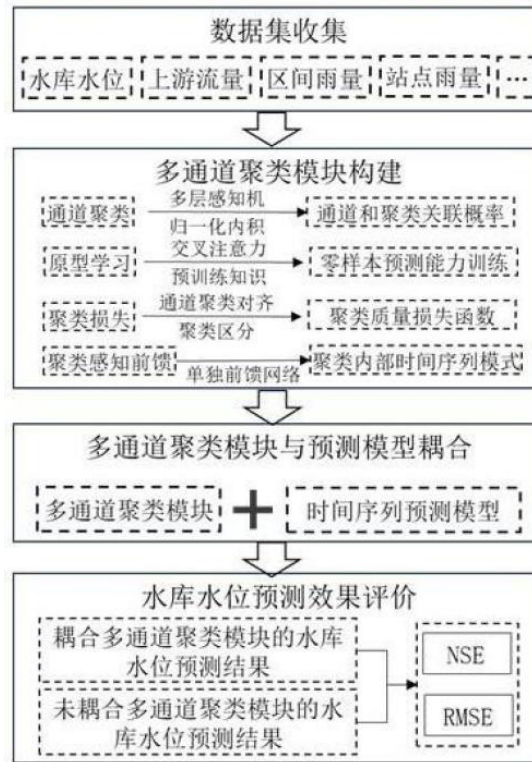


图 1 本方法的流程示意图

2 有益效果

提供的一种耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法,通过将各个通道进行聚类处理,充分考虑计算复杂度和通道之间的关联性;并采用交叉注意力机制来创建每个聚类的原型嵌入作为预训练知识,同时构建耦合直接预测损失和聚类预测损失的聚类质量损失函数进行模型训练,采用聚类感知前馈为每个聚类分配一个前馈网络捕获各个聚类之间的时间序列模式,有效提升了水库水位的预测精度,同时还可以

帮助模型实现在其他水库未见样本上的零样本预测^[3]。

参考文献:

- [1] 李港,温天福,刘章君,等.一种耦合多通道聚类模块的水库水位预测方法:202410882957[P][2025-05-13].
- [2] 李常青.黄河中游典型流域洪水分类实时预报研究[D].郑州:郑州大学,2025.
- [3] 于淼.灰色聚类法在覆窝水库水环境评价中的应用[J].黑龙江水利科技,2013.