



基于图神经网络的水富—宜宾航道 多站点水位预报模型 *

陈柯兵¹, 高玉磊², 王 辉³, 单敏尔⁴, 李有为⁵

(1. 长江水利委员会水文局, 湖北 武汉 430010;
2. 中国长江三峡集团有限公司流域枢纽运行管理中心, 湖北 宜昌 443133;
3. 长江航道局, 湖北 武汉 430010; 4. 长江航道规划设计研究院, 湖北 武汉 430040;
5. 长江航道勘察设计院(武汉)有限公司, 湖北 武汉 430040)

摘要: 受到岷江、横江影响, 向家坝下游水富—宜宾段水位变化特性复杂, 干支流间水位、流量数据属于多维时空数据。研究选取 spectral temporal graph neural network (StemGNN) 时空图神经网络用于向家坝下游多站点水位预报, 结果表明: 该方法适用于研究区域的多站点水位预报, 未来 1、8 h 模型预报性能较优, 在向家坝站、宜宾站、李庄站 3 处的最大预报误差约为 0.5 m。StemGNN 特点是能够从输入数据中自动提取河网结构信息, 体现研究区域的汇流特性。横江流量对于研究区域水位流量影响较小; 向家坝水库水位、横江水位、高场水位代表研究区域前期的水位情况, 高场流量作为较大的流量输入, 对于研究区域水位流量影响较大。研究成果可为近坝段、支流入汇等水位变化特性复杂河段的多站点水位预报提供新思路。

关键词: 水位预报; 向家坝水库; 水富—宜宾航道; 图神经网络; StemGNN

中图分类号: P731.34; U61

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2024)02-0124-07

Multi station water level prediction model for Shuifu to Yibin waterway based on graph neural network

CHEN Kebing¹, GAO Yulei², WANG Hui³, SHAN Min'er⁴, LI Youwei⁵

(1. Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan 430010, China;
2. River Basin Hub Administration Center, China Three Gorges Corporation, Yichang 443133, China;
3. Changjiang Waterway Bureau, Wuhan 430010, China; 4. Changjiang Waterway Institute of Planning and Design, Wuhan 430040, China;
5. Changjiang Waterway Survey and Design Institute (Wuhan) Co., Ltd., Wuhan 430040, China)

Abstract: Affected by Minjiang River and Hengjiang River, the water level variation characteristics of Shuifu-Yibin section in the lower reaches of Xiangjiaba are complex. The water level and flow data between the main and branch streams belong to multi-dimensional spatio-temporal data. The study selects spectral temporal graph neural network (StemGNN) for multi station water level prediction in the downstream of Xiangjiaba. The results show that the method is suitable for multi station water level prediction in the study area, and the prediction performance of the model in the next 1 hour and next 8 hours is better. The maximum prediction error at Xiangjiaba station, Yibin station and Lizhuang station is about 0.5 m. The characteristics of StemGNN are that it can automatically extract the river network structure information from the input data, reflecting the confluence characteristics of the study area.

收稿日期: 2023-06-16

*基金项目: 长江航道局科技项目(202230001); 中国长江三峡集团有限公司资助项目(0711606); 长江水利委员会水文局科技创新基金项目(SWJ-CJX23Z08)

作者简介: 陈柯兵(1993—), 高级工程师, 博士, 从事水资源规划与管理研究。

通讯作者: 高玉磊(1984—), 高级工程师, 硕士, 从事水力学及河流动力学研究。Email: gao_yulei@ctg.com.cn

Hengjiang River flow has little impact on the water level and flow in the study area; Xiangjiaba reservoir water level, Hengjiang water level and Gaochang water level represent the early stage water level of the study area. Gaochang flow, as a large flow input, has a great impact on the water level and flow of the study area. The research results can provide new ideas for multi station water level prediction in the river reach with complex water level variation characteristics, such as near dam section and tributary inflow.

Keywords: water level forecast; Xiangjiaba Reservoir; Shuifu to Yibin waterway; graph neural network; StemGNN

长江干线水富—宜宾航道全程约30 km, 2022年7月28日, 重庆市人民政府办公厅、四川省人民政府办公厅印发了《共建长江上游航运中心实施方案》, 积极配合长航局开展长江干线航道整治, 力争启动水富—宜宾段航道建设。到2025年, 水富—宜宾段力争提升到Ⅲ级航道标准。

向家坝水电站是金沙江下游4个梯级电站的最后一级电站, 受岷江、横江顶托及河床下切等因素的影响, 向家坝下游水位变化特性较为复杂。水库出库日内流量变化大, 在日调节非恒定流影响下, 造成水库下游河段一天之间水位变化幅度较大, 且波峰、波谷传递时间不固定, 对水富—宜宾段航道建设带来负面影响。

针对向家坝水库下游, 常用的水位预测方法有水力学模型和人工智能模型两个方向。现有研究多从日尺度航运需求角度出发, 建立水力学模型, 对向家坝下非恒定流特性开展系统研究^[1-3]。也有研究探索了机器学习等智能技术在向家坝下游水位模拟、预测中的效果^[4-5]。上述研究中, 在模型中考虑预测对象间的水力联系较为复杂。

水富—宜宾段水位, 受到岷江、横江支流影响, 干支流间水位、流量属于多维时空数据。如何有效捕获数据中的时空关联性是时空数据预测问题中一大难点。图神经网络(graph neural network, GNN)因其强大的学习能力在非欧几里德领域获得成功, 越来越多的研究者致力于图神经网络在时空数据领域的研究^[6]。近年来, 国内外使用GNN在预测河网流量^[7]、洪水^[8-9]、水位^[10]方面, 均取得良好的效果。

spectral temporal graph neural network (StemGNN)是微软在机器学习和计算神经科学领域的顶级国际会议NeurIPS上提出的一种时空图神经网络^[11]。StemGNN的特点是在不使用预定义先验知识的情况下, 从数据中自动学习序列间相关性, 已在多站点风力发电输出^[12]、PM_{2.5}^[13]预测等领域得到运用。针对水位预报, 其特点可以帮助从输入数据中自动提取河网结构信息, 能够在一定程度上体现研究区域的汇流特性。

为更加全面分析向家坝下游水富—宜宾的水位变化规律, 探索StemGNN技术在水位预报领域的运用。深入探讨金沙江流域总控制站向家坝水文站水位变化特征, 并基于StemGNN技术开展向家坝水库下游多站点水位预报研究, 以期为向家坝下游的通航水位预报、防汛抗旱、水资源开发利用等^[14-16]提供科学的水位信息依据, 具有一定的理论价值和实践指导意义。

1 研究区域与水位变化特性

1.1 研究区域概况

向家坝水库是金沙江干流梯级开发的最下游一级, 坝址左岸位于四川省宜宾县, 右岸位于云南省水富县。向家坝水电站以发电为主, 同时改善通航条件, 结合防洪和拦沙, 兼顾灌溉, 并具有为上游梯级溪洛渡电站进行反调节的作用。

研究站点分布见图1, 向家坝水文站为金沙江下游干流控制站, 位于向家坝水电站下游约2 km, 横江与金沙江汇合口上游约1 km处; 横江水文站为金沙江下段支流横江控制站, 距离河口约15 km;

高场水文站为长江上游支流岷江控制站, 距离河口约 27 km; 宜宾水位站为金沙江下游干流控制站, 位于岷江与金沙江汇合口上游约 350 m 处; 李庄水文站为长江上游干流基本水文站, 位于金沙江与岷江汇合口下游约 19 km 处。



图 1 研究站点分布

1.2 向家坝站水位变化

根据 2013—2021 年实测水位流量数据点绘逐年水位流量关系, 见图 2。2013 年以来, 该站各年水位流量关系较好, 基本上为单一曲线, 点据呈带状分布并与线的分布一致。同流量下, 水位呈降低的趋势性变化。

统计其中不同流量下历年水位以及最小流量和最低水位见表 1, 2012—2021 年间, $2\text{ 000 m}^3/\text{s}$ 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 0.41 m, 且 2015 年前相对稳定, 2015 年之后开始下降。随着流量的增大, 水位降幅也有所增加, $3\text{ 000 m}^3/\text{s}$ 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 0.83 m; $4\text{ 000 m}^3/\text{s}$ 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 1.17 m。

为了缓解枯水位下降及电站日调节对于坝下游通航的影响, 向家坝电站自 2012 年起不断加大最小下泄流量。2012—2021 年最小下泄流量增加 729 m^3/s , 与之相关的年最低水位也有所抬升, 累计增幅约 0.72 m。

向家坝下游水位流量特性处于不断变化之中, 为满足水富—宜宾段提升到Ⅲ级航道标准的发展需求, 亟需搭建精准高效的多时间尺度水位预测模型, 有助于维护航道的运行安全并提高其综合效益。

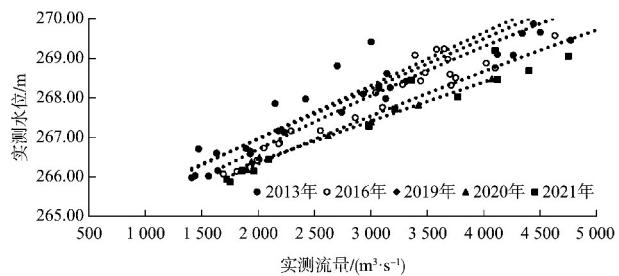


图 2 向家坝站 2013—2021 年水位流量关系

表 1 2012—2021 年向家坝站实测枯水位及最小流量变化

年份	水位/m			最小流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	最低 水位/m
	$2\text{ 000 m}^3/\text{s}$	$3\text{ 000 m}^3/\text{s}$	$4\text{ 000 m}^3/\text{s}$		
2012	266.71	268.11	269.42	941	265.10
2013	266.65	268.22	269.65	1 110	265.73
2014	266.66	268.03	269.13	1 240	265.66
2015	266.73	267.93	269.15	1 430	266.01
2016	266.58	267.80	268.88	1 430	265.98
2017	266.53	267.72	268.82	1 610	266.07
2018	266.33	267.68	268.80	1 590	266.04
2019	266.32	267.74	268.62	1 580	266.03
2020	266.28	267.39	268.48	1 850	266.00
2021	266.30	267.28	268.25	1 670	265.82
2012— 2021 年 变幅	-0.41	-0.83	-1.17	729	0.72

2 基于图神经网络的水位预报模型

2.1 模型的输入与输出因子

针对日尺度航运需求, 为了探索预报模型性能受预见期的影响, 共建立 3 种不同预见期模型, 分别为未来 1、8、24 h。对模型的输入输出因子进行举例说明, 若预报发布时刻为 2022-10-18T08:00:00, 则模型输入为 2022-10-17T09:00:00—2022-10-18T08:00:00 的各站点逐时水位流量数据(共计 24 个不同时刻的数据), 模型输出分别为 2022-10-18T09:00:00(模型 1)、2022-10-18T16:00:00(模型 2)、2022-10-19T08:00:00(模型 3)的水位流量数据。

2.2 StemGNN 计算流程

StemGNN 的整体架构^[11]见图 3。多元时间序列输入 X 首先被馈送到潜在相关层, 其中可以从数据中自动推断出图结构及相关的权重矩阵 W ; 其次, $G = (X, W)$ 作为由两个 StemGNN 块组成的 StemGNN 层的输入。StemGNN 模块的设计目的是

在频谱域中联合建模多元时间序列内的结构和时间依赖性。预测输出 Y_i 经过训练以生成对未来值

的最佳估计, 如图中右侧(forecast value)所示。算法的详细流程参考文献[11]。

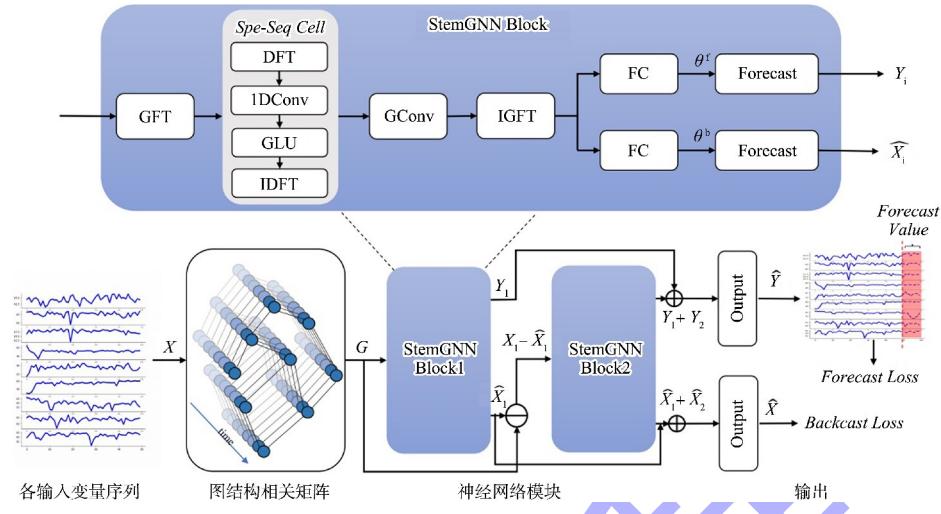


图3 StemGNN 整体架构

3 结果分析

收集了研究站点 2022 年 10 月—12 月的水位流量逐时数据, 并将系列按 7:2:1 分为 3 部分, 分别作为训练(train)、验证(validation)、测试(test)时期样本。测试样本在模型构建过程中不使用, 作为全新样本资料, 用于分析预报模型实际使用时的潜在精度指标。

3.1 水位预报模型评估

研究采用 StemGNN 算法, 建立 3 种不同预见期的水位预报模型, 在验证和测试两时期的详细误差指标, 见表 2。发现随着预见期的增长, 模型 1~3 其预报性能依次下降, 可见预见期是影响多站水位预报模型精度的重要因素。

表2 不同预见期模型在验证和测试阶段的误差指标对比

模型 效果指标	平均绝对 百分误差/%	平均绝对 误差	均方根 误差
模型 1 (1 h)	验证 4.712	61.095	140.386
	测试 6.028	77.056	183.086
模型 2 (8 h)	验证 7.101	97.926	220.280
	测试 7.826	109.538	248.453
模型 3 (24 h)	验证 8.942	134.899	303.303
	测试 9.307	137.918	317.895

向家坝站、宜宾站、李庄站水位实测值与 3 种不同预见期模型的预报值在测试时期的对比情况, 见图 4。由图可以发现如下特点:

1) 向家坝站预见期为 1 h 的模型 1, 其精度最高, 同实测值最为接近。统计模型 1 的预报值与实测值在向家坝站、宜宾站、李庄站 3 处的相关系数分别为 0.94、0.76、0.77。向家坝站明显更优, 可能是由于向家坝站水位受向家坝出库的影响较为直接, 便于开展短时预报工作。

2) 3 处站点预见期为 8 h 的模型 2 均具有一定 的预报能力, 可以准确预报出水位在日内的变化趋势, 但对日内变幅的峰值预报效果较差。3 处的相关系数分别为 0.62、0.65、0.69。李庄站较优, 可能由于李庄站为多站中的末端站点, 汇流时间较长向家坝站更长。

3) 3 处站点预见期为 24 h 的模型 3 预报效果均较差。3 处的相关系数分别为 0.47、0.19、0.27。宜宾站最差, 可能是由于宜宾站水位受支流汇入影响较大, 难以开展预见期为 24 h 的预报工作。

4) 对于预报水位的最大误差, 3 处站点中的模型 1、2 均在 0.5 m 左右, 投入生产实践后, 可根据实际航运需求, 进一步优化日内峰、谷水位的预报性能。

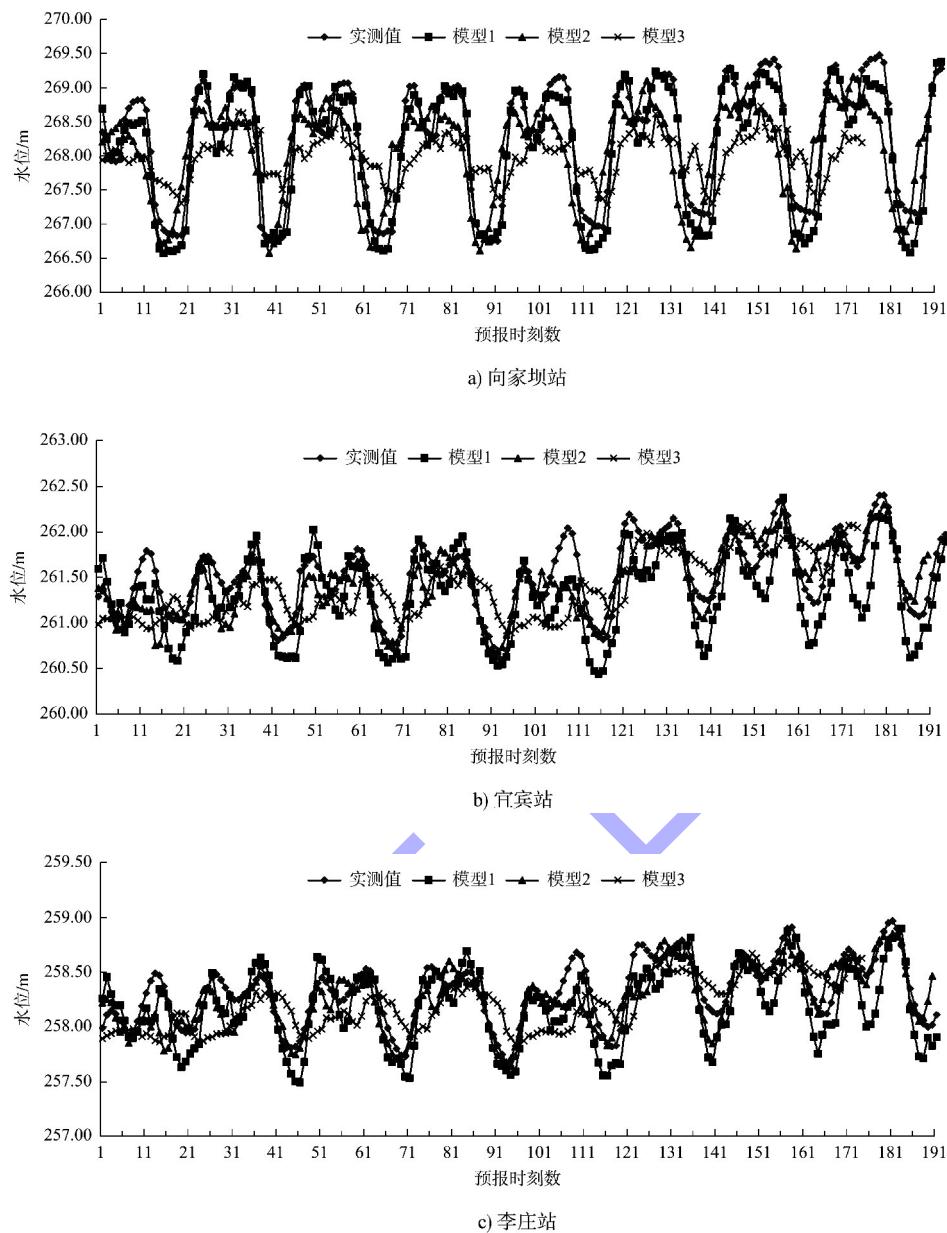


图 4 水位实测值与 3 种不同预见期的模型预报值对比

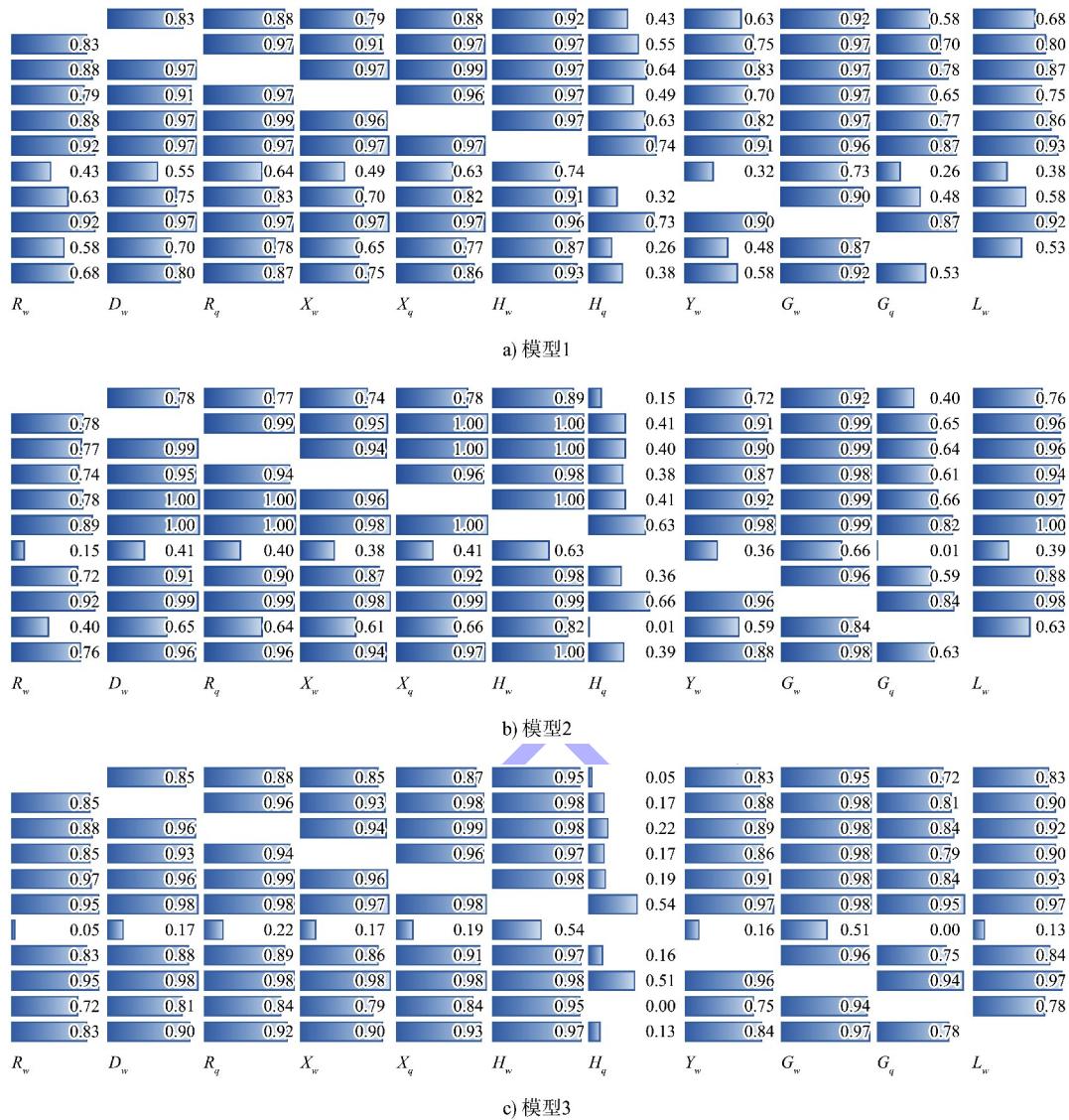
3.2 图结构相关矩阵分析

对预报结果的分析证明了预报模型的可用性，图结构相关矩阵可以从输入数据中自动提取河网结构信息，体现研究区域的汇流特性。3 种不同预见期模型的相关矩阵见图 5，图中数字越大(对应数据条越长)代表输入变量的重要性越强，越小(对应数据条越短)代表输入变量的重要性越弱。由图 5 可知：

- 1) 随着预见期的增长(模型 1~3)，横江流量(H_q)的重要性明显减弱，其数据条逐渐变短。
- 2) 随着预见期的增长，向家坝水库水位(R_w)、横江水位(H_w)、高场水位(G_w)、高场流

量(G_q)，依次为第 1、6、9、10 列输入，其重要性明显增加，数据条加长。

本文研究的时段为 10—12 月，横江流量基本为 $200 \text{ m}^3/\text{s}$ 以内，而向家坝出库流量约为 $3000 \sim 4000 \text{ m}^3/\text{s}$ ，高场流量为 $1000 \sim 2000 \text{ m}^3/\text{s}$ 。横江过小的流量对于 24 h 后的多站点水位、流量影响较小。而向家坝水库水位、横江水位、高场水位代表多站点系统的前期水位情况，而高场流量作为系统较大的外来输入，对于 24 h 后的多站点水位、流量影响显著。图结构相关矩阵特征与研究区域汇流特性相符。



注: R_w 为向家坝水库水位, D_w 为向家坝水库坝下水位, R_q 为向家坝水库出库流量, X_w 为向家坝水文站水位, X_q 为向家坝水文站流量, H_w 为横江水文站水位, H_q 为横江水文站流量, Y_w 为宜宾水位站水位, G_w 为高场水文站水位, G_q 为高场水文站流量, L_w 为李庄水文站水位。

图 5 3 种预报模型的图结构相关矩阵

4 结论

1) 向家坝下游水位流量特性处于不断变化之中, 2012—2021 年间, 同流量枯水位下降明显。2 000 m³/s 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 0.41 m; 3 000 m³/s 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 0.83 m; 4 000 m³/s 工况下, 向家坝站枯水位累计下降约 1.17 m。

2) StemGNN 适用于研究区域的多站点水位预报, 建立的 3 种不同预见期的模型中, 未来 1、8 h 模型性能较优, 在向家坝站、宜宾站、李庄站 3 处的最大预报误差约为 0.5 m。

3) 未来 1 h 预见期向家坝站预报结果明显更

优, 可能由于向家坝站水位受向家坝出库的影响较为直接。未来 24 h 预见期宜宾站预报结果最差, 可能由于宜宾站水位受支流汇入和下游顶托影响较大。

4) StemGNN 建模过程中得到的图结构相关矩阵可以从输入数据中自动提取河网结构信息, 体现研究区域的汇流特性。横江流量对于研究区域水位流量影响较小; 向家坝水库水位、横江水位、高场水位代表着研究区域前期水位情况, 高场流量作为较大的流量输入, 对于研究区域水位流量影响较大。研究成果可为近坝段、支流入汇等水位变化特性复杂河段的多站点水位预报提供新思路。

5) 海量数据的训练可以进一步提高 StemGNN

模型的预报性能，但目前使用的小时尺度输入数据，特别是一些自己水位站的数据存在一定的缺失和重复。在后续工作中将进一步完善输入数据的预处理方法。

参考文献：

- [1] 母德伟, 王永强, 李学明, 等. 向家坝日调节非恒定流对下游航运条件影响研究[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2014, 46(6): 71-77.
- [2] 杜思材, 胡江, 薛飞龙, 等. 金沙江宜宾段非恒定流过程及传播特性[J]. 水运工程, 2017(10): 166-170.
- [3] 顾莉, 王立杰, 周小飞, 等. 向家坝水电站切机非恒定流对干流航运影响研究[J]. 水力发电, 2021, 47(1): 107-110.
- [4] 华小军, 汪芸, 刘志武. 多河流顶托情况下水库下游水位计算方法探讨[J]. 人民长江, 2016, 47(7): 34-36.
- [5] 胡昊, 马鑫, 徐杨, 等. 基于权重修正和 DRSN-LSTM 模型的向家坝下游水位多时间尺度预测[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(7): 46-57.
- [6] 陈陆陆. 面向时空分布数据的图神经网络方法研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2021.
- [7] SUN A Y, JIANG P, YANG Z L, et al. A graph neural network (GNN) approach to basin-scale river network learning: the role of physics-based connectivity and data fusion [J]. Hydrology and earth system sciences, 2022, 26(19): 5163-5184.
- [8] OLIVEIRA SANTOS V, COSTA ROCHA P A, SCOTT J, et al. A new graph-based deep learning model to predict flooding with validation on a case study on the Humber river[J]. Water, 2023, 15(10): 1827.
- [9] 赵松. 基于机器学习与空时特征融合的洪水预测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- [10] 周纪委. 基于图神经网络的多因素关联水位预测技术研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2022.
- [11] CAO D F, WANG Y J, DUAN J Y, et al. Spectral temporal graph neural network for multivariate time-series forecasting [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver: Curran Associates Inc., 2020: 1491.
- [12] HE Y Q, CHAI S J, ZHAO J, et al. A robust spatio-temporal prediction approach for wind power generation based on spectral temporal graph neural network[J]. IET Renewable power generation, 2022, 16(12): 2556-2565.
- [13] PEI Y D, HUANG C J, SHEN Y M, et al. An ensemble model with adaptive variational mode decomposition and multivariate temporal graph neural network for PM_{2.5} concentration forecasting [J]. Sustainability, 2022, 14(20): 13191.
- [14] 陈柯兵, 李圣伟, 雷雪婷. 宜宾水位站周旬尺度低水位的 AutoML 预报模型[C]//中国水利学会. 2022 中国水利学术大会论文集(第五分册). 郑州: 黄河水利出版社, 2022: 168-173.
- [15] 孙思瑞, 陈柯兵, 何奇错. 金沙江下游水库蓄水期生态流量研究[J]. 环境影响评价, 2023, 45(1): 16-19.
- [16] 毕明亮, 潘增, 邢龙, 等. 白鹤滩蓄水期向家坝控泄对下游航道影响分析[J]. 水运工程, 2022(4): 81-87.

(本文编辑 赵娟)

(上接第 71 页)

参考文献：

- [1] 曾卫东, 唐雪云, 何泌洲. 深层搅拌法在处理泥炭质土中的应用[J]. 地质灾害与环境保护, 2002, 13(2): 67-69, 79.
- [2] 张帆, 李向红, 孙伟, 等. 深层搅拌桩加固昆明泥炭质土的试验研究[J]. 建筑施工, 2020, 42(6): 1069-1071.
- [3] 李永迪, 张帆, 李向红. 双重管旋喷桩在昆明深厚泥炭质土中的加固试验[J]. 建筑施工, 2021, 43(3): 352-354.
- [4] 中交第三航务工程勘测设计院有限公司. 码头结构加固改造技术指南: JTS/T 172—2016[S]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2016.

- [5] 蒋建平, 路倬, 高广运. 板桩码头浚深改造方案研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2011, 19(2): 279-287.
- [6] 骆俊彬, 邹建强, 赵凯, 等. 某海外工程新型板桩接岸结构分析[J]. 港工技术, 2020, 57(S1): 55-57.
- [7] 郑涛, 柏龙武, 窦亚军. 某板桩码头墙后超深软基处理设计分析[J]. 中国水运(下半月), 2012, 12(9): 121-122, 124.
- [8] 吴国鑫, 姚祎雯, 贝建忠. 老码头升级改造中窄长高桩结构设计优化[J]. 水运工程, 2019(9): 113-118.
- [9] 中交水运规划设计院有限公司. 海港总体设计规范: JTS 165—2013[S]. 北京: 人民交通出版社, 2014.

(本文编辑 王传瑜)