



多特征时空融合网络的水位预测技术

谭 昆, 黄茜子

(长江航道规划设计研究院, 湖北 武汉 430040)

摘要: 水位高低与航道通航能力息息相关, 对大型船舶(队)通过某些典型航段时尤为重要。水位受到多种因素的影响, 开发准确、可靠的水位预测模型是一项具有挑战性的问题。提出一种基于 Transformer 的多特征时空融合网络的水位预测模型, 该模型能够捕捉水位数据的复杂时空模式和相互作用, 研究水位与不同影响因素的关联关系, 根据融合后的特征生成未来水位预测结果。研究成果有助于保障船舶航行安全, 充分发挥航道通航能力, 为航运管理和规划提供参考。

关键词: 多特征; 时空融合网络; 水位预测; 长江航道

中图分类号: U612

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2024)05-0151-05

Water level prediction technique based on multi-feature spatio-temporal fusion network

TAN Kun, HUANG Xizi

(Yangtze River Channel Planning and Design Institute, Wuhan 430040, China)

Abstract: Water level is closely related to the navigability of a waterway, and is particularly important for large ships(convoys)passing through certain typical sections. Water level is affected by many factors, and developing an accurate and reliable water level prediction model is a challenging problem. In this paper, a water level prediction model based on Transformer's multi-feature spatio-temporal fusion network is proposed, which is able to capture the complex spatio-temporal patterns and interactions of the water level data, study the correlation relationship between the water level and the different influencing factors, and generate the future water level prediction results based on the fused features. The research results are helpful to ensure the navigation safety of ships, give full play to the navigation capacity of waterways, and provide references for shipping management and planning.

Keywords: multi-feature; spatio-temporal fusion network; water level prediction; Yangtze River waterway

航道水位状况是船舶安全通航需要考虑的首要因素, 也是影响航道通航能力的主要因素之一。目前长江水位预报系统主要采取气象模型(提供定量降雨预报)与水文、水力模型相结合、并使用统计分析方法^[1]进行预测, 为长江主要站点提供水位预报。

现有水位预测方法分为基于物理过程的方法和基于数据特征的方法两大类。基于物理过程的方法是从物理过程出发建立模型, 通常需要大量的数据和物理参数。基于数据特征的方法是从数

据的角度出发, 利用数学模型或者机器学习模型挖掘数据间的联系, 探索数据的变化规律^[2-4], 包括时间序列分析^[5]、小波分析^[6]、人工神经网络^[7]等。

本文提出基于 Transformer^[8]的多特征时空融合网络的水位预测模型, 从多角度分析并综合利用原始水位数据中所包含的信息, 并通过深度学习学习方法学习不同站点和时间步之间的时空依赖关系, 从而预测未来水位。

收稿日期: 2023-08-31

作者简介: 谭昆(1971—), 男, 硕士, 高级工程师, 长期从事航道设计、管理工作。

1 多特征时空融合网络的水位预测模型

多特征时空融合网络的水位预测模型主要

包括特征提取模块、多特征时空融合模块及模型预测模块，整体思路见图 1。

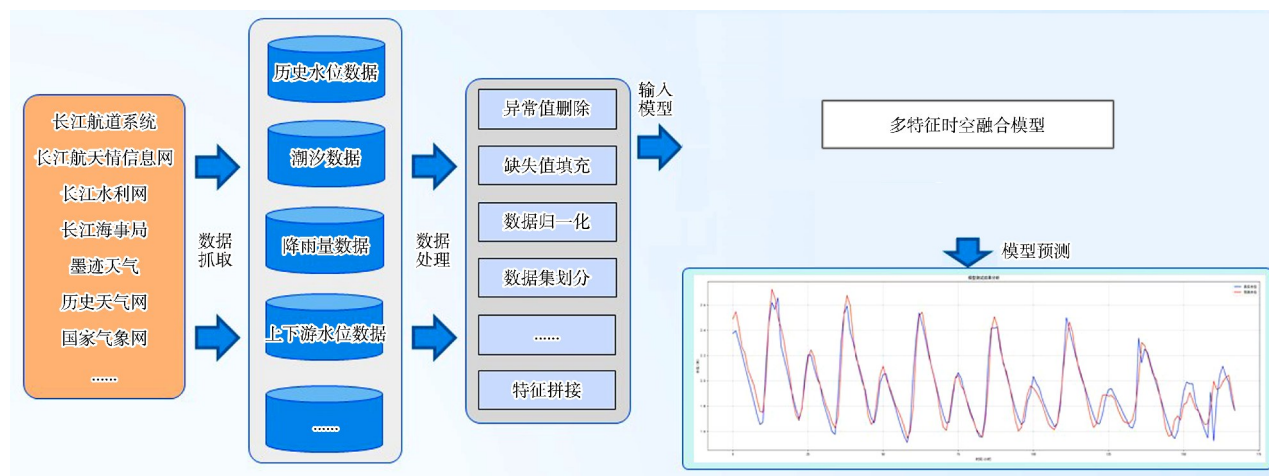


图 1 多特征时空融合网络水位预测架构

1.1 特征提取

获取历史水位、潮汐、降雨量、气温、上下游水位等数据。采用 S-H-ESD (seasonal hybrid extreme student deviate)^[9] 方法进行异常值剔除。同时采用分段三次埃尔米特插值^[10]方法进行缺失值填充，然后通过特征相关性分析，提取不同河段水位的特征因子。

特征提取过程：首先，使用前 1 周的水位值和上下游水位作为水位滞后特征，通过周期性特征编码方法提取潮汐、降雨量信息作为周期性特征；然后，利用滑动窗口的平均值捕捉时间序列的局部模式，并对缺失值和异常值进行平滑处理；最后，通过分析每个特征之间的相关性，取

上下游水位、历史水位、降雨量作为长江上游和中游站点水位的最优特征子集，取上下游水位、历史水位、潮汐作为下游站点水位的最优特征子集。

1.2 多特征时空融合

多特征时空融合的水位预测模型具有以下特点：1) 通过内部分解块实现预测过程中的渐进式分解，从而分别学习和优化趋势、周期和季节组分；2) 通过自相关机制实现基于序列周期性的过程相似性发现和信息聚合，从而扩展信息效用；3) 通过编码器-解码器结构实现对过去和未来序列的有效建模，从而提高预测效果。图 2 展示了该模型的架构^[11]。

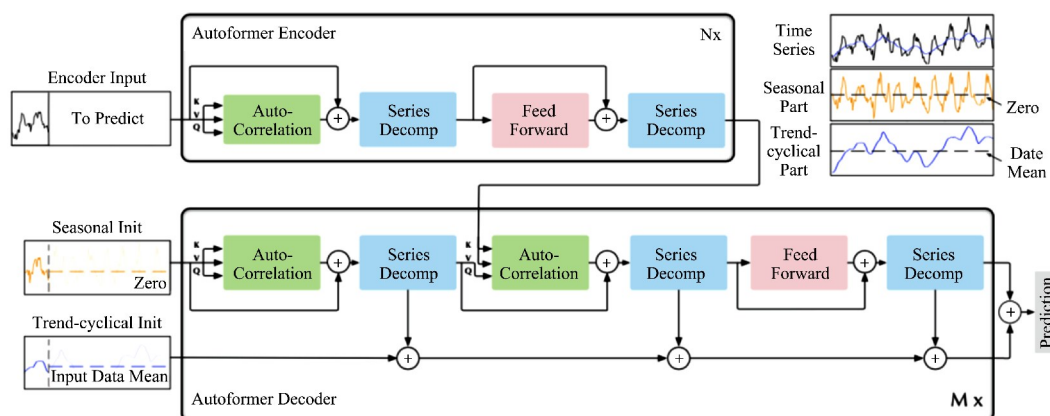


图 2 基于 Transformer 的多特征时空融合模型架构

模型采用分解的思想,将序列分为趋势周期和季节两部分,分别反映序列的长期演变和季节性。采用序列分解块作为模型的内部操作,逐步从预测的中间隐藏变量中提取长期平稳趋势。

基于上述渐进式分解架构,模型可以在预测过程中逐步分解隐变量,并通过自相关机制及累积的方式分别得到周期和趋势组分的预测结果,实现分解、预测结果优化的交替进行和相互促进。

1.3 模型训练和预测

1.3.1 模型训练数据集划分

采用滑动窗口生成模型训练数据,即使用前 m 小时的水位数据作为训练集预测后 n 小时的水位。训练集的时间跨度从 2021-01-01T10:00:00—2022-01-01T09:00:00,验证集和测试集平分时间跨度为 2022-01-01T09:00:00—2022-08-15T09:00:00 的历史水位数据。

1.3.2 模型评价指标

为了检验不同水位时预测模型的效果,选取 3 种指标评估和验证模型,分别为平均绝对误差 M 、均方根误差 R 和平均相对误差 P ^[12]。 M 常用于量化模拟模型的预测精度,表示预测值与真实值的绝对误差的平均值; R 是观测值与真值偏差的平方和与观测次数 n 比值的平方根; P 是一种相对度量,使用绝对值以避免正误差和负误差相互抵消。3 种指标的计算公式为:

$$M(y, \bar{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}| \quad (1)$$

$$R = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2} \quad (2)$$

$$P = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}}{y^{(i)}} \right| \quad (3)$$

式中: $y^{(i)}$ 为观测值, $\hat{y}^{(i)}$ 为预测值, n 为使用的数据集中实例的数量。 M 、 P 能体现观测值和预测值之间的差异,取值范围为 $[0, +\infty)$, 值越大则表明预测效果越差。

根据 GB/T 22482—2008《水文情报预报规范》^[13], 水位误差小于 0.10 m 时为许可误差。一次预报的误差小于许可误差时,为合格预报。多次预报总体的精度水平为:

$$Q = \frac{N}{M} \times 100\% \quad (4)$$

式中: N 为合格预报总次数, M 为预报总次数, Q 为合格率。预报项目精度等级确定: $Q \geq 85.0\%$ 为甲等, $85.0\% > Q \geq 70.0\%$ 为乙等, $70.0\% > Q \geq 60.0\%$ 为丙等。

2 试验设计与分析

2.1 试验数据说明

针对长江干线部分测站,包括上游的合江门、白沙湾、朱沱,中游的郝穴、监利,下游的安庆、铜陵、芜湖、南京、镇江、江阴、南通、上海。测站水位数据的时间跨度为 2021-01-01T10:00:00—2022-08-15T09:00:00,每站点每小时取 1 个水位测量值。

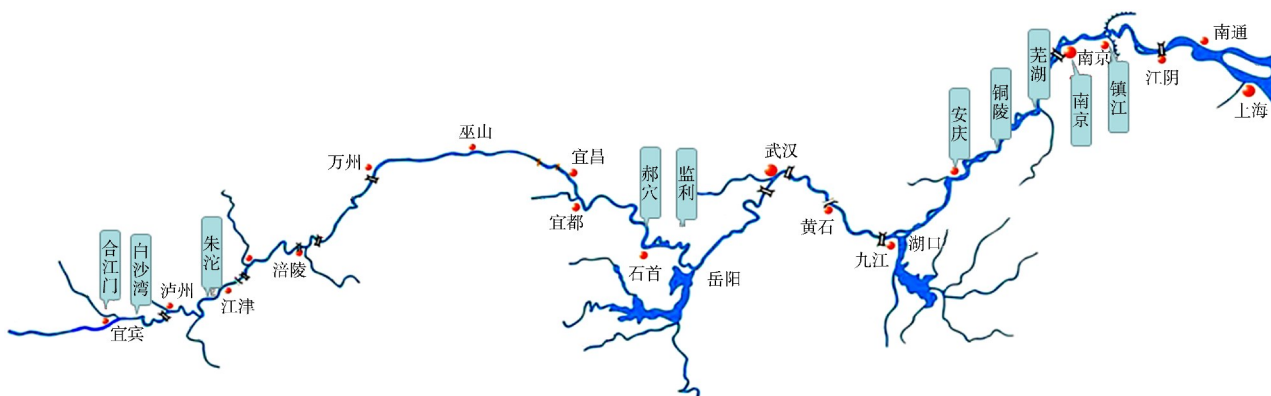


图3 站点分布

2.2 水位预测结果分析

2.2.1 模型水位预测结果

表 1 统计了模型预测 10 个站点未来 7 d(168 h) 预测水位的累计平均绝对误差。可以看出, 总体上预测未来的时长越长, 预测效果误差越大。越靠近下游站点预测误差越小。

表 1 未来 7 d 模型预测水位的累计平均绝对误差							
站点	M/m						
	1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d	7d
合江门	0.339	0.441	0.502	0.544	0.579	0.610	0.639
白沙湾	0.225	0.308	0.359	0.394	0.422	0.446	0.468
朱沱	0.212	0.331	0.413	0.470	0.515	0.552	0.584
郝穴	0.062	0.124	0.186	0.242	0.293	0.340	0.383
监利	0.038	0.082	0.132	0.180	0.225	0.266	0.304
安庆	0.041	0.072	0.106	0.143	0.181	0.220	0.259
铜陵	0.038	0.065	0.094	0.126	0.158	0.192	0.226
芜湖	0.053	0.082	0.112	0.143	0.173	0.204	0.233
南京	0.066	0.091	0.115	0.139	0.161	0.182	0.202
镇江	0.085	0.109	0.130	0.149	0.166	0.182	0.196

2.2.2 与人工预测结果对比

由于人工预测结果仅有每天 08:00:00 的水位

预测值, 因此将模型每天 08:00:00 的预测结果以及人工预测结果与实际水位做对比, 计算总体及上中下游的 M 值。本文统计了 2022-08-14—2022-09-13 的人工预测与模型预测效果, 结果见表 2。

表 2 模型及人工预测在不同预测时长的
累计平均绝对误差对比

预测方法	M/m						
	1 d	2 d	3 d	4 d	5 d	6 d	7 d
模型预测	0.106	0.216	0.312	0.410	0.497	0.576	0.640
人工预测	0.153	0.236	0.326	0.423	0.511	0.590	0.649

通过对比可以发现, 模型每日预测结果均优于人工预测结果。更重要的是, 相比人工预测方式, 模型预测的另一大优势是可以预测出每小时的水位值。此外, 根据 GB/T 22482—2008《水文情报预报规范》, 将水位误差小于 0.10 m 作为许可误差, 统计了各个站点未来 24 h 水位预测整体的合格率, 即预报总体的精度水平, 见表 3。由表可知, 模型预测下游站点的整体合格率均优于人工预测效果, 而人工预测整体合格率在中上游站点表现较好。

表 3 各站点模型及人工 24 h 水位预测整体合格率对比

预测方法	Q/%									
	合江门	白沙湾	朱沱	郝穴	监利	安庆	铜陵	芜湖	南京	镇江
模型	19.4	45.2	29.0	74.2	83.9	54.8	80.6	64.5	61.3	51.6
人工	9.7	29.0	22.6	67.7	71.0	29.0	61.3	45.2	48.4	6.5

2.3 试验结果总结

1) 总体上, 模型预测时间越短, 水位误差越小, M 值随着预测时长的增加而增加。2) 上游的水位预测误差较大, 中下游的水位预测误差较小。3) 在预测未来 24 h 水位的场景下, 模型预测合格率大于人工预测合格率。

3 结论

1) 提出一种基于 Transformer 的多特征时空融合网络的水位预测模型, 不仅可充分利用历史数据中所包含的信息、降低噪声和异常值对预测结果的影响, 而且能够动态调整特征权重, 并提供

不同站点的逐时水位预测, 较人工日常预测更具信息量和实用性。

2) 取长江干线上、中、下游共 10 个站点的水位数据进行试验分析, 评估了模型在不同时间段和不同河段上的预测效果, 并与人工预测方法进行了比较。结果表明, 模型预测在平均绝对误差和合格率方面优于人工预测; 上游水位预测误差较大, 中下游水位预测误差较小; 模型在预测近期水位时, 大部分站点误差小于人工预测。

3) 本研究为长江航道水位预测提供了一种新颖有效的方法, 也可为其他类似的时空序列数据分析和预测提供参考。

参考文献:

- [1] 袁广坤. 武汉二七商务区地下水动态模拟及最高水位预测[J]. 重庆大学学报, 2020, 43(9): 109-117.
- [2] GRIMALDI S, SCHUMANN G J P, SHOKRI A, et al. Challenges, opportunities, and pitfalls for global coupled hydrologic-hydraulic modeling of floods [J]. Water resources research, 2019, 55(7): 5277-5300.
- [3] MOLINOS-SENANTE M, MAZIOTIS A. Cost efficiency of English and Welsh water companies: a meta-stochastic frontier analysis[J]. Water resources management, 2019, 33(9): 3041-3055.
- [4] XU G Y, CHENG Y, LIU F, et al. A water level prediction model based on ARIMA-RNN [C]//2019 IEEE fifth international conference on big data computing service and applications. Newark: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019: 221-226.
- [5] KANG G, GAO J Z, XIE G. Data-driven water quality analysis and prediction: A survey [C]//The 3rd IEEE international conference on big data computing service and applications (BigDataService). San Francisco: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2017: 224-232.
- [6] CHO M, KIM C, JUNG K, et al. Water level prediction model applying a long short-term memory (lstm)-gated recurrent unit (gru) method for flood prediction [J]. Water, 2022, 14(14): 2221.
- [7] LUO Y, DONG Z, LIU Y, et al. Research on stage-divided water level prediction technology of rivers-connected lake based on machine learning: a case study of Hongze Lake, China [J]. Stochastic environmental research and risk assessment, 2021, 35(10): 2049-2065.
- [8] LI J, LIU C. Cubic trigonometric Hermite interpolation curve: construction, properties, and shape optimization [J/OL]. Journal of function spaces, 2022: 7525056[2023-05-13]. <http://www.hindawi.com/journals/jfs/2022/7525056/>.
- [9] EL-DIASTY M, AL-HARBI S. Development of wavelet network model for accurate water levels prediction with meteorological effects[J]. Applied ocean research, 2015, 53: 228-235.
- [10] DAI Z, ZHANG M, NEDJAH N, et al. A Hydrological Data Prediction Model Based on LSTM with Attention Mechanism[J]. Water, 2023, 15(4): 670.
- [11] WU H, XU J, WANG J, et al. Autoformer: decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting [J]. Advances in neural information processing systems, 2021(34): 22419-22430.
- [12] HODSON T O. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not [J]. Geoscientific model development, 2022, 15(14): 5481-5487.
- [13] 水利部水文局. 水文情报预报规范: GB/T 22482—2008[S]. 北京: 中国标准出版, 2008.

(本文编辑 王传瑜)

(上接第102页)

- [4] 喻涛, 施浩亮, 王平义, 等. 基于极差分析法的丁坝风险值试验分析[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53(8): 667-673.
- [5] 吴伊平, 张岩, 崔鹏义, 等. 丁坝挑角及长度对回流区流动特性影响的数值模拟[J]. 上海理工大学学报, 2020, 42(1): 79-87.
- [6] 陆晶, 倪丁凡, 刘亚威, 等. 挑角对淹没丁坝附近河床变形影响的试验[J]. 武汉大学学报(工学版), 2015, 48(1): 11-14.
- [7] ABBASI S, KAMANBEDAST A, AHADIAN J. Numerical investigation of angle and geometric of L-shape groin on the flow and erosion regime at river bends [J]. World applied sciences journal, 2011, 15(2): 279-284.
- [8] 刘旺喜. 顺坝坝头偏角及坝长布置对汉道分流比的影响[J]. 水运工程, 2018(9): 128-132, 180.
- [9] 胡旭跃, 杨陆鑫, 沈小雄, 等. 勾头长度对非淹没丁坝周围水流特性的影响[J]. 水运工程, 2015(10): 88-95.
- [10] 张岩, 吴伊平, 崔鹏义, 等. 丁坝长度对弯道水力特性影响的数值模拟研究[J]. 水资源与水工程学报, 2019, 30(1): 164-170.
- [11] 陈立, 陈帆, 张为, 等. 荆江沙市段分流比计算公式的改进及应用[J]. 湖泊科学, 2020, 32(3): 840-849.

(本文编辑 赵娟)