基于 TimeXer 模型的近岸水流流速与流向时序预测研究——以茂名博贺新港航道水域为例

钟小锐
茂名港引航站引航科，广东 茂名 525400
DOI:10.61369/RSTD.2026030017

摘　　要： 为兼顾茂名博贺新港大型船舶进港航行的安全与经济双重效益，针对该港区进港航道宽度有限、潮汐往复流显著、风流耦合作用强的水域特征，以及船舶进港时风流压差角修正、航迹精准把控的实际操纵需求，本文将 TimeXer 增强型 Transformer 时序预测模型应用于港区航道流向流速预测，为大型船舶引航计划制定提供精准流场数据支撑。研究以港区多功能航标监测系统实测数据为基础，按 7:1:2 的时间序列比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集，通过模型精准捕捉港区环境因子的时空关联规律，实现了航道流速、流向的高精度短期预测，其中流速预测 MAE 低至 0.07873，流向预测 NSE 达 0.76121。研究结果可为引航员预判水域环境、精准修正风流压差角提供可靠依据，同时为茂名博贺新港大型船舶进港的精细化、智能化操纵提供技术支撑，对提升港区船舶通航作业的安全性与高效性具有实际应用价值。

关 键 词： 茂名博贺新港；船舶引航；流向流速预测；TimeXer-Transformer 模型

Research on Sequential Prediction of Nearshore Water Flow Velocity and Direction Based on the TimeXer Model-- Taking the Water Area of Bohai New Port Channel in Maoming as an Example

Zhong Xiaorui
Navigation Department, Maoming Port Pilot Station, Maoming, Guangdong 525400

Abstract: To balance safety and economic efficiency for large vessels entering Maoming Bohe New Port, this study examines the navigational challenges of the channel, including limited width, strong tidal reversal, and significant wind-current interaction. To address these issues, the TimeXer-enhanced Transformer model is applied to predict flow velocity and direction in the approach channel, providing accurate flow field data to support pilotage planning. Input data are derived from the port's multi-functional navigation beacon monitoring system and divided into training, validation, and test sets in a 7:1:2 chronological order to avoid future information leakage. The model effectively captures the spatiotemporal correlations of environmental factors. Test results show that the MAE for velocity prediction is 0.07873, and the NSE for direction prediction reaches 0.76121. These predictions enable pilots to pre-assess the water environment and precisely correct wind-current drift angles. This study provides technical support for refined and intelligent maneuvering of large vessels and has practical value for improving the safety and efficiency of port navigation.

Keywords: **Bahe New Port in Maoming; ship pilotage; flow direction and flow speed prediction; TimeXer-Transformer Model**

引言

近岸流场的时空演化特征直接决定大型船舶进港航道航行的安全性与经济性，精准预测流速、流向的短期变化规律，是实现船舶精细化引航、提升港口通航效率的关键技术前提，也是海事工程与船舶智能化领域的重点研究方向。茂名博贺新港作为粤西核心深水枢纽港，其进港航道水域具有独特的复杂水文特征、潮汐往复流效应显著，且受风流耦合作用条件约束，导致船舶进港过程中航迹控制难度大，对水流时序预测的精准度与时效性提出了严苛要求[1, 2]。

当前国内外关于近岸水流预测的研究仅能实现实时观测，无法满足船舶引航的提前预判需求，传统预测模型多依赖经典数值方法或基础机器学习算法，难以有效刻画近岸水流的时空耦合特性与非线性变化规律，预测精度难以适配复杂航道的实际需求，其中 H Assem

作者简介：钟小锐（1978-），男，广东茂名，一级引航员，学士。

 | Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

等[3]依托一个三阶段框架构建：全域尺度分析、数据融合，以及领域知识数据分析（领域知识数据分析阶段是本文研究重点，该阶段采用基于深度卷积神经网络（DeepCNNs）的机器学习模型）的三阶段框架在为爱尔兰香农河1983—2013年这30年间的流量与水位参数提供一套适用的长期预测方法；N Karunanithi等[4]展示了如何将神经网络同时用作自适应模型合成器与预测器。研究通过一种名为级联相关算法的构造算法，解决了神经网络合适结构选择、恰当训练算法选取以及数据输入方式等问题并将该神经网络方法应用于美国密歇根州安娜堡附近德克斯特监测站的休伦河径流预测，并从预测精度与使用便捷性两方面，将神经网络模型与应用最广泛的非线性解析幂函数模型进行实证对比；Saeideh Samani等[5]采用多种监督式机器学习（ML）模型，以2007—2021年共14年的月度数据为依据，对伊朗恰格隆迪含水层的坎儿井流量进行预测。研究同时引入小波变换（WT）技术，以坎儿井流量、降水量、蒸散量、气温及地下水位（GWL）数据集为输入，提升机器学习模型对未来三个月坎儿井流量的预测精度；S Srinivasulu等[6]构建了三种不同模型用于日尺度河流流量预测：自回归类时间序列模型、非线性概念性模型以及集成模型并通过非线性水库进行洪水演进计算；H Jing等[7]基于Transformer的模型（MT-TFT）构建了一种用于模拟地表水 - 地下水（SW-GW）动态的时空多任务学习（MTL）模型，并将其应用于中国西北的黑河流域。但针对博贺新港这类特定复杂航道，尚未有研究将增强型Transformer模型应用于水流时序预测，无法为该港区船舶引航提供精准的流场数据支撑。与此同时，现有船舶引航相关研究多聚焦于航行姿态调控、航迹跟踪等单一技术维度，缺乏水流预测与船舶引航操纵的系统性协同设计，未能结合博贺新港的航道特征，构建适配船舶进港全工况的流场预测与操纵指导体系，制约了港区通航作业的智能化、精细化发展。

针对上述研究空白与工程实际需求，本文以茂名博贺新港航道水域为具体研究载体，引入TimeXer增强型Transformer时序预测模型，开展近岸水流流速与流向的短期精准预测研究。依托港区多功能航标监测系统实测数据构建数据集，通过模型优化实现流场特征的精准捕捉，进而为引航员的风流压差角修正、航迹把控提供科学依据，填补特定复杂航道增强型Transformer水流预测的研究空白，为博贺新港船舶智能化引航提供技术支撑，兼具重要的理论研究价值与工程应用前景。

一、数据来源

本研究实验数据取自茂名博贺新港航道附近的3#浮处安装的多功能航标监测系统，该系统可对海洋环境要素开展连续、自动化监测，研究选取其中15m水深处的流速、流向数据为观测变量，采集时间为2026年1月1日至1月31日，时间跨度31天，采样间隔10分钟/次。为构建适配深度学习模型的监督学习样本，先对原始时序数据进行滑动窗口重构，以固定长度的历史观测序列为模型输入、后续连续时间步数据为预测目标，形成输入－输出样本对，该方法在保留数据时间依赖关系的同时，有效扩充样本数量，增强模型对时序动态特征的学习能力；样本重构完成后，严格遵循时间先后顺序将数据集按7:1:2比例划分为训练集、验证集和测试集，未做随机打乱处理，其中前70%样本用于模型训练，中间10%样本用于模型参数调优与早停策略选择，剩余20%样本用于模型性能的独立测试，以此避免未来信息泄露，保障预测评估结果的客观性与可靠性。

二、模型构建

本研究基于最新提出的TimeXer模型构建起针对于博贺新港的海洋流速与流向时间序列预测框架，以提升预测精度。TimeXer是一种增强型Transformer架构，能够同时利用内生变量与外生变量的信息，通过patch-wise自注意力机制在时间维度上捕捉局部与全局依赖，通过variate-wise跨变量注意力机制刻画多变量之间的耦合关系，并引入全局内生token将外生变量信息有效传递至内生序列，实现对复杂时间序列的高效建模。本研究采用该原版结构进行复现，并将其应用于海洋流速与流向预测任务。

设多变量时间序列为 $\mathbf{X}=\{x_1,x_2,\ldots,x_T\}$，其中 $x_t\in R^d$，T 为时间长度，d 为变量维度。通过滑动窗口方法将原始序列重构为监督学习样本，以长度为 L 的历史序列作为输入 $\mathbf{X}_{in}\in R^{L\times d}$，以随后 H 个时间步的数据作为预测目标 $\mathbf{Y}_{out}\in R^{H\times d}$，建立映射关系 $\mathbf{Y}_{out}=f_\theta(\mathbf{X}_{in})$，其中 θ 表示模型的可训练参数。

输入序列经过线性映射得到嵌入表示 $\mathbf{X}$，随后通过多头自注意力机制捕捉时间维度上的长程依赖，计算公式为：

$$Q=XW_Q,K=XW_K,V=XW_V$$

$$Attention=(Q,K,V)=Soft\max\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

其中 W_Q,W_K,W_V 为可学习参数矩阵，d_k 为键向量维度。为增强变量间信息交互，模型在变量维度上引入跨变量注意力机制，使不同环境变量的耦合关系得到建模。每个注意力模块后均采用残差连接与层归一化操作，以提升训练稳定性，并通过前馈神经网络进行非线性映射：

$$FFN(x)=\sigma(xW_1+b_1)W_2+b_2$$

其中 W_1,W_2,b_1,b_2 为可学习参数，$\sigma(\cdot)$ 为激活函数。最终通过线性映射层输出未来 H 步预测结果。该模型通过时间维度与变量维度的双重注意力机制，有效捕捉多变量时间序列的内部结构特征，为海洋流速与流向预测提供可靠的建模工具。

三、评价指标

为了分析和评估TimeXer模型的预测性能，本研究采用以下评价指标：均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、Nash - Sutcliffe效率系数（NSE）和Wilmott一致性指数（WI）

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

（见公式（3）-（6））。具体来说，NSE 和 WI 越接近 1 表示预测性能越好，而 RMSE 和 MAE 越小则表示预测误差越小、预测精度越高。

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

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right|$$

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

$$WI=\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(\left|\hat{y}_i-\overline{y_i}\right|+\left|y_i-\overline{y_i}\right|)^2}$$

四、结果与分析

表1汇总了模型在测试集上的各项评价指标，可以直观反映模型在不同预测目标上的精度与一致性表现。

表1 TimeXer 模型预测结果

指标	流速	流向
MAE	0.07873	25.80040
RMSE	0.09997	42.43290
NSE	0.82374	0.76121
WI	0.95257	0.92987

表1给出了 TimeXer 模型在流速与流向预测任务中的性能评价指标。流速预测的 MAE 与 RMSE 分别为 0.07873 和 0.09997，而流向预测的 MAE 与 RMSE 分别为 25.80040 和 42.43290，可见模型在流速预测上的误差显著低于流向预测，精度更高。这可能与流向数据的环绕特性及变化幅度较大有关。Nash-Sutcliffe 效率系数（NSE）方面，流速与流向分别为 0.82374 和 0.76121，均接近 1，表明模型能够较好地模拟实际时间序列动态，预测效果可靠。Wilmott 一致性指数（WI）方面，流速与流向分别为 0.95257 和 0.92987，说明预测结果与观测数据具有良好的一致性和稳定性。

为了进一步验证 TimeXer 模型的有效性，本研究将训练好的模型进行保存，并利用该模型对未来三天（2026年2月1日至2月3日）的数据进行了预测，预测结果如图1和图2所示：

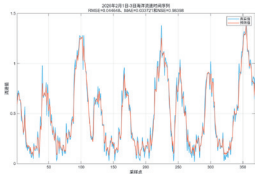


图1 海洋流速预测结果（纵坐标单位：米/秒）

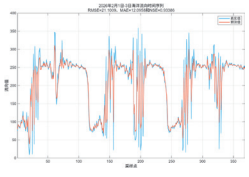


图2 海洋流向预测结果（纵坐标单位：度）

预测结果表明，TimeXer 增强型 Transformer 时序预测模型在茂名博贺新港区流速、流向预测中表现出稳定可靠的性能，可为大型船舶引航计划的科学制定提供精准的技术数据支撑。

五、结语

本研究将 TimeXer 增强型 Transformer 模型应用于茂名博贺新港航道水流流速与流向时序预测，依托港区多功能航标实测时序数据完成模型训练与验证，结果表明该模型可有效捕捉近岸水流的非线性动态与多变量耦合特征。在测试集上，模型流速预测 MAE、RMSE 分别低至 0.07873、0.09997，NSE 与 WI 达 0.82374、0.95257；流向预测 NSE 为 0.76121、WI 为 0.92987，两项预测均呈现良好拟合度与数据一致性。受流向环绕特性与变幅较大影响，其预测误差高于流速，但整体仍能准确跟踪时序变化趋势。误差分布与可视化分析证实，模型预测值与实测值贴合度高、时序稳定性强，未来三天预测结果趋势合理、表现稳健。TimeXer 模型可为博贺新港大型船舶进港提供精准短期流场数据，支撑风流压差角修正与航迹精准控制，为港区智能化引航与安全高效通航提供可靠技术支撑，也为同类复杂近岸水域水流时序预测提供可复用的模型方案。

本研究尚存一定局限性：其建模仅采用茂名博贺新港3# 浮标15m 水深处的流速、流向单因子监测数据，未纳入风速、波浪、潮位等关键耦合环境要素；且数据采集周期仅1个月，样本缺乏不同季节、水文周期及极端海况的工况覆盖，这也导致样本代表性不足。因此后续研究将扩充多环境要素、长周期时序数据集，重点补充极端海况实测样本，完善训练数据体系，进一步提升模型全工况预测性能与泛化能力，为近岸水流时序预测与船舶智能引航提供更坚实的技术支撑。

参考文献

[1] 李文才 . 茂名港博贺新港区全面动工 [J]. 南方日报：A16.

LI W C. Full-scale Construction Commences in the Bohe New Port Area of Maoming Po [J]. Nanfang Daily: A16.

[2] 蔡东胜，高迎歆 . 茂名博贺新港某大型散货码头结构选型 [J]. 中国水运，2021，2021s(11)：95-7.

CAI D S, GAO Y Y. Structure Selection of a Large Bulk Cargo Terminal in Maoming Bohe New Port [J]. China Water Transport, 2021, 2021s(11): 95-7.

[3]ASSEM H, GHARIBA S, MAKRAI G, et al. Urban water flow and water level prediction based on deep learning; proceedings of the Joint European conference on machine learning and knowledge discovery in databases, F, 2017 [C]. Springer.

[4]KARUNANITHI N, GRENNEY W J, WHITLEY D, et al. Neural networks for river flow prediction [J]. Journal of computing in civil engineering, 1994, 8(2): 201-20.

[5]SAMANI S, VADIATI M, DELKASH M, et al. A hybrid wavelet-machine learning model for qanat water flow prediction [J]. Acta Geophysica, 2023, 71(4): 1895-913.

[6]SRINIVASULU S, JAIN A. River flow prediction using an integrated approach [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2009, 14(1): 75-83.

[7]JING H, TIAN Y, ZHENG C. Spatiotemporal modeling of surface water-groundwater interactions via multi-task transformer-based learning [J]. Hydrology, 2025, 12(11): 291.

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.