[文章编号] 1007－7405(2025)06－0562－07 DOI:10.19715/j.jmuzr.2025.06.07

基于LSTM-Transformer-ECA的海上风电施工船舶轨迹预测方法

胡鹏辉，陈金海

(集美大学航海学院，福建 厦门 361021)

[摘要] 提出了一种融合长短期记忆(LSTM)网络和Transformer编码器的预测方法，进一步集成了增强型通道注意力机制，以深入挖掘船舶航行的内在特征。首先对船舶自动识别系统的数据进行清洗、插值处理、重采样以及标准化，以获取精确的船舶航行路径。接着，建立了一个结合LSTM-Transformer-ECA的复合神经网络模型，并完成了模型参数的设定。最后，用施工船舶的AIS数据进行实验测试，并与LSTM、Bi-LSTM、Transformer进行了比较分析。实验结果表明，用本文提出的方法预测施工船舶航迹的经度和纬度，平均绝对误差和均方根误差两个指标改进显著。

[关键词] 海上风电；施工船舶；轨迹预测；长短期记忆；Transformer

[中图分类号] U 661

LSTM-Transformer-ECA Method for Offshore Wind Construction Vessel Trajectory Prediction

HU Penghui, CHEN Jinhai

(Navigation College of Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: This paper introduces a forecasting method that integrates long short-term memory (LSTM) networks with Transformer encoders, further enhanced by the incorporation of an enhanced channel attention (ECA) mechanism to deeply explore the intrinsic characteristics of vessel navigation. Initially, the paper undertakes the cleaning, interpolation, resampling, and normalization of automatic identification system (AIS) data to accurately capture the navigation paths of vessels. Subsequently, a composite neural network model that combines LSTM, Transformer, and ECA is established, with the model parameters being appropriately initialized. Finally, experimental validation is conducted using AIS data from construction vessels, and a comparative analysis is performed with models that utilize LSTM, Transformer, and Bi-LSTM. The experimental results demonstrate that the method proposed in this paper significantly improves the precision in the prediction of longitude and latitude, as evidenced by a notable reduction in both the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) metrics.

Keywords: offshore wind power; construction vessels; trajectory prediction; LSTM; Transformer

[收稿日期] 2024－08－31

[基金项目] 国家社会科学基金项目(22A2D108)；福建省促进海洋与渔业产业高质量发展专项(FJHYF-ZH-10)

[通信作者] 陈金海(1980—)，博士，副教授，从事交通信息工程及控制方向研究。E-mail:jhchen@jmu.edu.cn

0　引言

海上风电凭借资源丰富、可利用前景大、发电稳定等优势，成为清洁能源领域的重要组成部分[1]。海上风电场的建设和维护工作，对施工船舶的依赖性极高，而施工船舶的运行轨迹直接关系到作业的效率与安全。因此精确预测施工船舶的运行轨迹，对于优化海上风电场的建设和运维作业具有重要的实际意义。

由于海上环境的复杂性和多变性，对施工船舶的运行轨迹预测提出了更高的要求[2]。传统的预测方法，主要依赖于经验模型和统计分析。Perera 等[3]提出扩展卡尔曼滤波作为自适应滤波算法，用于估计远洋船舶机动轨迹的位置、速度和加速度，从而用于船舶轨迹预测。Dalsnes 等[4]提出了一种用于船舶轨迹预测的数据驱动高斯混合模型。Zhang 等[5]为了降低误差累积对预测精度的影响，在隐马尔可夫框架中加入小波分析，提出了一种基于小波的隐马尔可夫轨迹预测算法。Wang 等[6]提出了一种欠驱动水面舰艇的动态目标轨迹跟踪和位置预测方法，引入了欠驱动水面舰艇的运动方程，并利用 UKF 在线估计了该舰艇的动态状态，提高了船舶位置预测和轨迹跟踪的准确性。

随着人工智能技术的快速发展，特别是深度学习技术在序列预测领域的突破，为提高施工船舶运行轨迹预测的精度和效率提供了新的可能。Zheng 等[7]利用 BP 神经网络结合遗传算法和蚁群算法预测船舶轨迹，提高了传统 BP 神经网络的收敛速度和效果。Capobianco 等[8]提出了基于编码器-解码器递归神经网络（RNN）的新型序列到序列船舶轨迹预测模型，对观测数据进行编码，并使用不同的中间聚合层生成未来预测，以捕获序列数据中的时空依赖性。Yang 等[9]结合数据去噪和深度学习预测模型的船舶轨迹预测方法，将去噪后的数据标准化为均匀分布的时间序列，输入双向长短期记忆网络（Bi-LSTM）。Suo 等[10]引入了深度学习框架和门循环单元（GRU）模型来预测船舶轨迹。赵琪等[11]提出一种基于门控循环单元结合双卷积长短期记忆神经网络（GRU-DconvLSTM）预测模型对船舶未来航行轨迹进行预测。尽管深度学习方法具有快速的预测能力和强大的泛化能力，但它们在处理中长期轨迹预测任务时可能会遇到挑战，尤其是在捕捉长期数据依赖性方面。

目前研究人员专注于将 Transformer 的自注意力机制与其他模型集成[12]。Liu 等[13]提出了一种用于多模态运动预测的新型 Transformer 框架，称为 mm-Transformer 变压器，并设计了一种基于堆叠 Transformer 的新型网络架构，提高了预测轨迹的准确性。Kathrin 等[14]用高斯混合模型生成多模态分布曲线，采样其概率密度曲线得到特征向量，此向量与船舶时空、航道几何特征结合，作为 Transformer 模型输入，避免了在模型应用之前假设单一典型路线或选择特定集群。Qiang 等[15]提出了一种基于 Transformer 的运动启发船舶轨迹预测方法，并设计了一种数据增强方法来描述轨迹的空间特征和运动特征，利用多头动态感知自注意力机制，聚焦具有频繁运动变换的轨迹点。

海上风电施工船舶的轨迹与商船、渔船等其他船舶轨迹存在较大差异。施工船舶因其作业性质，轨迹展现出明显的局部性和周期性特征。而商船通常在大范围内进行持续航行，轨迹较为直线且变化平稳；渔船的轨迹则多集中于渔场区域内进行较短时间的停留与移动。因此，本文通过综合运用 LSTM 和 Transformer 模型，提出一种新的施工船舶轨迹预测方法。

1　LSTM-Transformer-ECA 模型构建

1.1　问题定义

施工船舶轨迹预测任务是在目标船舶的历史 AIS 数据（包括船舶的位置信息、速度、航向、航行状态等）的基础上预测施工船舶在未来一段时间内的轨迹路径。与传统的船舶轨迹预测不同，施工船舶的行为具有显著的特殊性，具体来说，施工船舶在执行风电场建设任务时，通常会表现出停泊、低速航行和特定区域内反复往返的轨迹模式，这些行为与常规船舶的持续航行轨迹有较大区别。

因此，本文结合运动模式进行行为状态识别，通过对船舶的速度和与岸距离进行分析，识别出船舶不同的行为状态。根据海上风电场建设要求，施工船舶应保持至少 10 km 的离岸距离[16]，这点成

为划分船舶语义的依据。船舶的行为语义被定义为三种基本行为状态：航行、作业和停泊。作业状态通常发生在船舶距离岸边超过 10 km 且速度较低（0.5 ~ 1.5 kn）时；停泊状态则出现在船舶靠近岸边并且速度接近于 0 时；航行状态指船舶在较高且相对稳定的航速下进行正常航行。

1.2 模型构建

本研究利用 LSTM 的递归特性[17]和 Transformer 强大的全局信息提取能力[12]，并引入 ECA 机制[18]学习每个通道的重要性权重，最终构建了 LSTM-Transformer-ECA 组合预测模型。由于传统的 Transformer 模型并未内置用于直接处理轨迹序列中位置信息的结构，为了使模型能够捕捉到序列中元素的位置关系，本研究引入位置编码（positional encoding）[19]，再将其传递到 Transformer 编码器层。本模型框架包括轨迹数据预处理模块、LSTM 模块、位置编码模块、Transformer 模块、ECA 模块和全连接模块，整体框架见图 1。

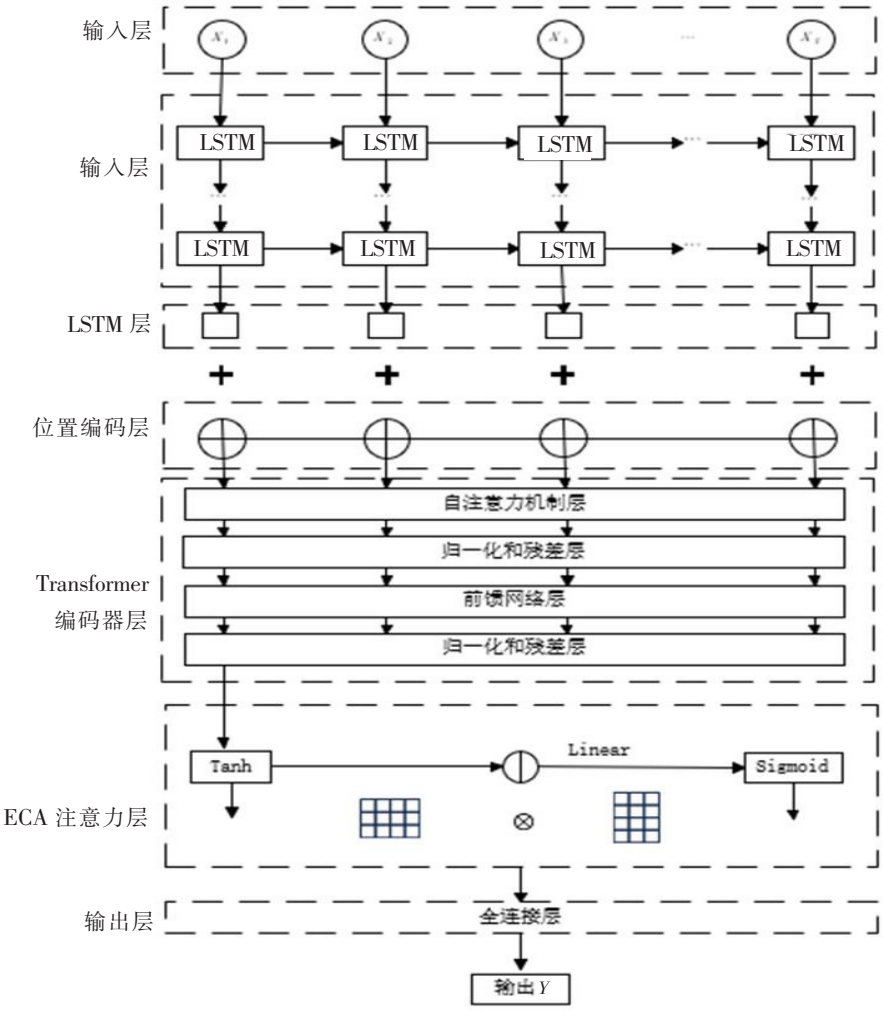


图 1 模型结构示意图

Fig.1 Model structure diagram

在本模型中，首先，将海上风电施工船舶轨迹数据进行解码、清洗、插值处理、重采样以及标准化处理后得到船舶轨迹序列。然后，将处理后的轨迹数据输入 LSTM 网络，LSTM 通过三个门结构来捕捉轨迹序列中的长期依赖关系；对 LSTM 的输出进行位置编码，为模型提供序列的位置特征，并将位置编码后的 LSTM 输出作为输入传递给 Transformer 编码器；编码器通过多头注意力机制（multi-head self-attention）和前向神经网络（feed-forward network）进一步处理序列数据，捕捉更复杂的依赖

关系；在 Transformer 编码器的输出之后引入 ECA 模块。最后，将经过 ECA 模块处理的特征传递到输出层，完成轨迹预测。

实际运行过程分为以下四个阶段：

1）特征提取阶段。将经过预处理的轨迹数据输入至 LSTM 模块。该模块能够有效地从输入数据中学习并提取出具有时间连续性的特征。

2）特征增强阶段。LSTM 模块提取的特征被输入到 Transformer 编码器。Transformer 架构通过自注意力机制特征进行加权，从而强化了模型对序列中不同位置信息的关联性理解，进一步提升了特征的表达能力，使得模型能够更加准确地理解轨迹数据中的复杂模式。

3）注意力细化阶段。Transformer 编码器输出到 ECA 模块。ECA 机制首先对每个通道的特征应用全局平均池化（global average pooling，GAP），以便获得所有通道的全局空间信息；接着将 GPA 的输出通过一个全连接层（fully connected layer），生成初始的注意力特征；然后将初始注意力特征应用 Sigmoid 激活函数，生成最终的注意力权重；最后将生成的注意力权重与原始特征进行点积，自适应地调整通道间的权重，以强化模型对施工船舶行为特征关键信息的捕捉能力。

4）预测输出阶段。经过 ECA 模块处理的特征最终被输入全连接层，完成对施工船舶未来轨迹的预测。

2　实验数据与处理

本文实验数据来自亿海蓝（北京）的船舶实时数据，共有 110 条中国沿海施工船舶数据。为了验证本模型的泛化性，随机挑选水上移动通信业务标识码（maritime mobile service identify，MMSI）为 413218620 的海上风电施工船舶的历史 AIS 数据作为本文的实验数据。

2.1　轨迹清洗

由于 AIS 数据的特性，数据中不可避免会出现冗余和噪声，尤其是在风电施工船的轨迹数据中，可能存在由施工任务以及其他因素等带来的特定数据模式，因此对原始数据进行清洗至关重要。

首先，要识别并剔除数据集中的冗余记录，特别是那些在相同时间戳下重复出现的位置信息。由于风电施工船的轨迹常常受到施工任务和周期的影响，因此在清洗过程中，需要识别并排除在相同施工任务阶段中，因设备故障或信号丢失而重复记录的轨迹点。这些重复点可能会扭曲施工船的实际运动轨迹，影响后续分析。

接着，要确保每条记录均包含必要的关键属性，比如船舶经纬度、时间戳和航速等。

最后，要检测数据中的异常值，主要是航速异常和位置异常。对于航速异常，本文设置航速上限为 30 kn，超过此上限的航速将被过滤并删除。对于位置异常，利用垂距限值法判断船舶轨迹点是否异常。施工船的轨迹点可能在特定任务阶段表现为长时间的停留或缓慢移动，在这些情况下，即便轨迹点与前后点的距离超出了设定的阈值，也不应简单地将其视为异常。其他情况下，如果某个轨迹点与其前后两个轨迹点的轨迹线的垂距超出了设定的阈值（比如阈值设置 500 m），则这个点代表了一个异常。

2.2　修复缺失数据与等时间间隔处理

船舶轨迹数据的缺失和异常点处理会导致轨迹序列不连续。为了保证数据的连续性和时序性，本文在清洗后的轨迹数据上进行了修补。由于非等长时间间隔不利于时间序列分析，本文采用三次样条插值法[20]对 AIS 数据进行处理，填补轨迹中的间隙，并将数据转换为 1 min 等时间间隔的序列，确保数据的时序特征适用于后续的预测实验。

2.3　数据归一化

由于原始数据中各个特征的量纲和取值范围差异较大，若直接输入模型进行训练，某些特征可能会对模型产生过大的影响，而其他特征则可能被忽略。为了消除不同特征之间的量纲差异，确保每个特征在模型训练中的重要性相对均衡，本文采用归一化方法[21]将所有特征的数值缩放至［0，1］的统一范围。本文还采用滑动窗口方法，将归一化后的数据转换为时间步长 × 输入维度的形式，以符合

模型的输入要求。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与评价标准

本文所提的方法是在 Python3.7 的编程环境中实现的，采用 TensorFlow2.1.0 库完成模型的构建。模型实验参数设置：批次大小设置为 64；Dropout 层参数设置为 0.2；训练轮次设置为 1000；训练中的优化器为 Adam；初始学习率设置为 0.005。本次实验采用单步循环预测，滑动窗口数设置为 6，实验时输入前 5 个时刻，预测未来 1 个时刻。

本文采用平均绝对误差（mean absolute error，MAE）[22]、均方根误差（root mean square error，RMSE）[23]两个指标来评估模型的预测效果。MAE 是所有误差绝对值的平均数，可以直观反映模型的特性。RMSE 是衡量预测值与真实值之间的偏差，该指标对实验数据中的异常值更敏感。MAE 和 RMSE 越小，整条航迹偏离实际情况越小。模型评价指标的数学计算公式为：

$$E_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|,$$

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

其中：y_i 代表样本的真实值；$\hat{y}_i$ 代表样本的预测值；n 代表样本个数；E_{MAE} 代表 MAE；E_{RMSE} 代表 RMSE。

3.2 施工船舶航行经度预测

为了验证本文提出的方法的优越性，本文选取了 LSTM、Bi-LSTM、Transformer 三种模型与本文方法进行对比实验。将经度、纬度、对地航向、船首向、速度、航行状态作为输入来预测下一时间该船只的经度变化，四种模型的经度预测结果对比如图 2 所示。从图 2 中可以看出，本文方法经度预测的轨迹与真实轨迹吻合较好，从而验证了本文方法的可靠性。

为了进一步评估模型性能，本研究进行了多轮迭代，并将四种模型的经度预测结果进行评价。表 1 展示了不同模型的预测精度。表 1 结果表明，本文方法在 MAE 和 RMSE 指标上分别达到了 0.004 40、0.005 57，均为最低，表明该方法在经度预测中的表现优于其他模型。

3.3 施工船舶航行纬度预测

同样地，本研究还对四种模型进行了纬度预测实验。将经度、纬度、对地航向、船首向、速度、航行状态作为输入来预测下一时间该船只的纬度变化，四种模型的纬度预测结果对比如图 3 所示。从图 3 中可以看出，本文提出的方法相比于其他方法更近似于真实轨迹。

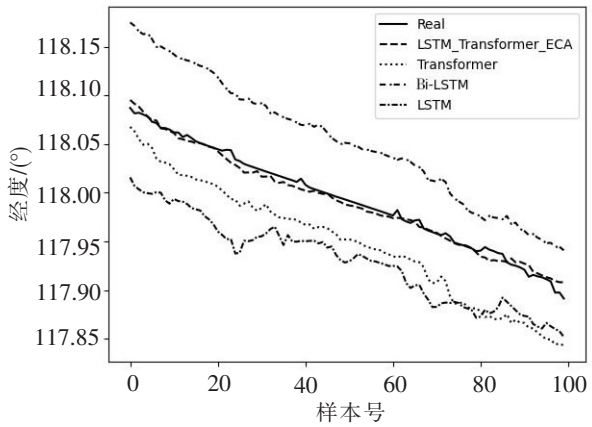


图 2 经度预测结果对比图

Fig.2 Longitude prediction comparison

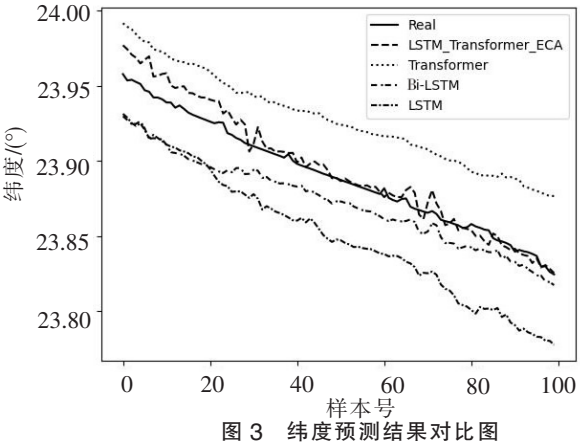


图 3 纬度预测结果对比图

Fig.3 Latitude prediction comparison

经过多轮迭代后，本研究还对四种模型的纬度预测进行了评价。表 2 呈现了各模型的评价指标，本文方法的 MAE 和 RMSE 分别为 0.006 86、0.009 08，均为最低，进一步证明了本文方法在纬度预测中的优越性。

表 1　经度预测评价指标对比

Tab. 1　Comparison of longitude prediction evaluation indicators

指标	LSTM	Bi-LSTM	Transformer	LSTM-Transformer-ECA
MAE	0.061 33	0.059 42	0.044 92	0.004 40
RMSE	0.062 66	0.061 22	0.046 18	0.005 57

表 2　纬度预测评价指标对比

Tab. 2　Comparison of latitude prediction evaluation indicators

指标	LSTM	Bi-LSTM	Transformer	LSTM-Transformer-ECA
MAE	0.040 36	0.018 73	0.036 38	0.006 86
RMSE	0.041 29	0.019 96	0.036 68	0.009 08

4　结论

为了提高海上风电施工船舶的轨迹预测精度并充分挖掘 AIS 数据中的时空特征，本文提出了一种基于 LSTM-Transformer 编码器的预测模型，并引入增强通道注意力机制（ECA）。该模型融合 LSTM 和 Transformer 编码器在轨迹预测中的优势，聚焦轨迹点之间的关联性，增强了特征提取能力。通过与传统的 LSTM、Bi-LSTM、Transformer 模型进行实验对比，结果表明，本模型在施工船舶经纬度预测中表现出更优的性能，在 MAE、RMSE 评价指标上明显优于其他模型，显著提升了预测的准确性和模型的适用性。同时，本文发现经度和纬度预测精度存在轻微差异，分析认为这主要与实验数据的分布特性有关。

尽管本文提出的模型在海上风电施工船舶轨迹预测中取得了较好效果，但在其他类型船舶轨迹预测中的适用性仍需进一步研究。施工船舶的轨迹具有较强的任务依赖性和周期性，而其他船舶（如货船、渔船等）轨迹的变化则更多依赖航道规律和航速模式，通常较为平稳。因此，虽然该模型在其他船舶类型的预测中可能表现良好，但仍需根据具体应用场景进行适当调整。未来的研究可以探索更多定制化的模型设计，以进一步提高预测的精度和实时性。

[参 考 文 献]

[1]林玉鑫,张京业. 海上风电的发展现状与前景展望[J]. 分布式能源,2023,8(2):1-10. DOI:10. 16513/j. 2096-2185. DE. 2308201.

[2]孙琳. 基于群智能优化算法的船舶最优运输路线规划[J]. 舰船科学技术,2024,46(12):166-169.

[3]PERERA L P,SOARES C G. Ocean vessel trajectory estimation and prediction based on extended Kalman filter[C]//The Second International Conference on Adaptive and Self-Adaptive Systems and Applications. Lisbon:Citeseer,2010:14-20.

[4]DALSNES B R,HEXEBERH S,FlÄTEN A L,et al. The neighbor course distribution method with Gaussian mixture models for AIS-based vessel trajectory prediction[C]// 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). Cambridge: IEEE,2018:580-587.

[5]ZHANG X,LIU G,HU C,et al. Wavelet analysis based hidden Markov model for large ship trajectory prediction[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). Guangzhou:IEEE,2019:2913-2918.

[6]WANG Z,NIE Z,SHENG G. Dynamic position predicting of underactuated surface vessel with unscented Kalman filter[C]// 2018 Chinese Automation Congress (CAC). Xi'an:IEEE,2018:4030-4033.

[7]ZHENG Y,LÜ X,QIAN L,et al. An optimal BP neural network track prediction method based on a GA-ACO hybrid algorithm [J]. Journal of Marine Science and Engineering,2022,10(10):1399.

[8]CAPOBIABCO S,MILLEFIORI L M,FORITI N,et al. Deep learning methods for vessel trajectory prediction based on recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2021,57(6):4329-4346.

[9]YANG C H,WU C H,SHAO J C,et al. AIS-based intelligent vessel trajectory prediction using Bi-LSTM[J]. IEEE Access,2022,10:24302-24315.

[10]SUO Y,CHEN W,CLARAMUNT C,et al. A ship trajectory prediction framework based on a recurrent neural network[J]. Sensors,2020,20(18):5133.

[11]赵琦,许志远,葛佳薇. 基于 GRU-DconvLSTM 的船舶轨迹预测[J]. 船舶工程,2023,45(6):124-129,139. DOI:10.13788/j. cnki. cbgc. 2023. 06. 18.

[12]VASWANI A,SHAZEER N M,PARMAR N,et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2017:13755489.

[13]LIU Y,ZHANG J,FANG L,et al. Multimodal motion prediction with stacked transformers[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville:IEEE,2021:7577-7586.

[14]DONANDT K,SöFFKER D. Incorporating navigation context into inland vessel trajectory prediction:a gaussian mixture model and Transformer approach[C]//27th International Conferencre on Information Fusion. Venice:IEEE,2024:1-8.

[15]QIANG H M,GUO Z Y,XIE S Y,et al. Mstformer:motion inspired spatial-temporal Transformer with dynamic-aware attention for long-term vessel trajectory prediction[EB/OL]. (2023 - 03 - 21)[2024 - 08 - 31]. https://arxiv. org/pdf/2303.11540. .

[16]国家能源局,国家海洋局. 海上风电开发建设管理暂行办法实施细则[EB/OL]. (2011-07-06)[2024-12-20]. http://www. nea. gov. cn/2011-11/21/c_131260222. htm.

[17]GREFF SRIVASTAVA R K,KOUTNIK J,et al. LSTM:a search space odyssey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2017,28(10):2222-2232.

[18]RAN Q,WANG Q,ZHAO B,et al. Lightweight oriented object detection using multiscale context and enhanced channel attention in remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2021,14:5786-5795.

[19]GEHRING J,AULI M,GRANGIER D,et al. Convolutional sequence to sequence learning[C]//International Conference on Machine Learning. Sydney:PMLR,2017:1243-1252.

[20]李业,任鸿翔,张政. 基于 Encoder-Decoder LSTM 的船舶轨迹预测方法[J]. 海洋测绘,2024,44(1):21-25.

[21]肖汉光,蔡从中. 特征向量的归一化比较性研究[J]. 计算机工程与应用,2009,45(22):117-119.

[22]LI H H,HANG J,YANG Z L. Ship trajectory prediction based on machine learning and deep learning:a systematic review and methods analysis [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2023,126:107062.

[23]苗靖,李晓婷. 基于 Seq2Seq-Att 的船舶轨迹预测算法[J]. 火力与指挥控制,2024,49(4):71-76.

（责任编辑　朱雪莲　英文审校　周云龙）