

DOI:10.11918/202407045

机器学习在海上结构物运动预报中的应用综述

薛佳帆¹, 何广华^{1,2,3}, 张航维², 崔婷¹

(1. 哈尔滨工业大学(威海) 海洋工程学院, 山东 威海 264209; 2. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001;
3. 山东船舶技术研究院, 山东 威海 264209)

摘要: 为研究机器学习在海上结构物运动预报的发展现状及其亟需解决的关键问题, 文中对近 10 年来海洋工程领域针对海上结构物运动预报的研究进行了全面的论述。随着海上结构物运动预报的需求不断扩大, 基于流体力学理论的传统预测方法在预报精度与预报实时性上不能同时满足实际应用需求, 而机器学习方法的出现, 使精确预测未来时刻的运动响应并依据该响应实现结构物的超前控制成为现实。文中基于预报方法的建模原理将其分为统计回归方法、一般神经网络方法、智能神经网络方法与混合预测方法 4 类, 并对 4 类方法进行了全面的回顾、分析和综合。最后, 分析了当前存在的不足与问题, 并从预报方法、框架以及数据集等方面给出了未来发展方向, 可为船舶、海上平台等海上结构物运动预测领域的发展提供参考。研究表明: 机器学习在海上结构物运动预报领域的研究尚处于相对初始阶段, 仍有许多技术难题亟需解决, 但随着 AI 大模型的大力发展与本领域研究学者对机器学习研究的不断深入, 可为本领域特色预报方法的开发提供坚实基础。

关键词: 机器学习; 运动预测; 不规则波预测; 船舶运动; 海上平台运动

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2025)08-0154-17

Applications of machine learning in motion prediction of marine structures: review and outlook

XUE Jiafan¹, HE Guanghua^{1,2,3}, ZHANG Hangwei², CUI Ting¹

(1. School of Ocean Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai, Weihai 264209, Shandong, China;
2. School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
3. Shandong Institute of Shipbuilding Technology (SIST), Weihai 264209, Shandong, China)

Abstract: To study the development status and the key problems that need to be solved urgently of machine learning in motion prediction of marine structures, this paper comprehensively discusses the research on motion prediction of marine structures in the field of marine engineering in the past ten years. With the increasing demand for motion prediction of marine structures, the traditional prediction methods based on fluid mechanics theory cannot meet the practical application requirements in terms of both prediction accuracy and real-time performance. The emergence of machine learning methods makes it possible to accurately predict the future motion response and realize advanced control of structures according to the response. Based on the modeling principles of forecasting methods, they are classified into four categories: statistical regression methods, general neural network methods, intelligent neural network methods and hybrid forecasting methods, and the four categories of methods are comprehensively reviewed, analyzed and synthesized. Finally, the existing shortcomings and problems are analyzed, and the future development directions are given from the aspects of prediction method, framework and data set, which can provide reference for the development of motion prediction of marine structures such as ships and offshore platforms. The research shows that the research of machine learning in the field of marine structure motion prediction is still in the initial stage, and there are still many technical problems to be solved. However, with the vigorous development of AI large model and the deepening of machine learning research by researchers in this field, it can provide a solid foundation for the development of characteristic prediction methods in this field.

Keywords: machine learning; motion prediction; irregular wave prediction; ship movement; offshore platform movement

收稿日期: 2024-07-12; 录用日期: 2024-09-29; 网络首发日期: 2025-06-24

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20250624.1648.008>

基金项目: 国家自然科学基金(52471326); 国家重点研发计划青年科学家项目(2023YFB4204200); 山东省泰山学者工程专项经费(1sqn201909172)

作者简介: 薛佳帆(1900—), 男, 硕士研究生; 何广华(1980—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 何广华, ghhe@hitwh.edu.cn

作为海洋工程领域的研究热点,海上结构物的安全问题得到广泛关注。除了保证结构物的强度性能,海上结构物在作业过程中的智能控制也是亟待解决的问题。如果采用一种实时预报方法,使决策人员可以在遇到恶劣海况之前采取恰当的控制策略^[1-2],对船舶等结构物进行智能操纵,这将大大降低海上作业或航行过程中的事故发生率,提高海上作业安全性与效率。

在海上结构物的运动预报方面,由于真实运动数据的强非线性以及实时采集数据的非平稳性^[3]特征,传统的卷积预报方法与卡尔曼滤波方法不再适用,这使得海上结构物的运动预报面临着严峻的挑战。海洋工程领域对于传统的计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)方法有着较高的依赖性,但 CFD 方法对多工况和复杂工况下的计算量较大,无法实现实时预报的功能。近年来基于机器学习的预报方法开始在各个交叉学科中崭露头角,该类方法在保证计算精度的同时大大提高了计算效率。机器学习模型的预测机理见图 1。

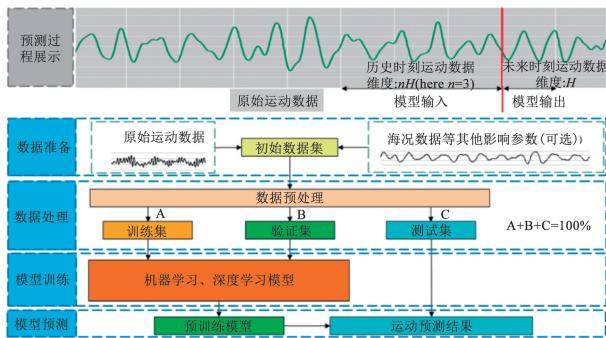


图1 机器学习方法预测机理

Fig. 1 Prediction mechanism of the machine learning method

在过去的20年中,机器学习预测模型得到了极大的拓展,从最初的基于线性理论的回归模型如自回归(auto-regressive, AR)^[4]、自回归平移平均(auto-regressive moving average, ARMA)、差分整合移动平均自回归(auto-regressive integrated moving average, ARIMA)^[5]到非线性回归模型,如灰色预测(grey prediction, GP)^[6]、支持向量回归(support vector regression, SVR)^[7]等,实现了线性到非线性的进步,加强了模型对非线性关系的表达能力;之后发展到神经网络类方法,如反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)^[8]、径向基函数(radial basis function, RBF)网络^[9]、小波神经网络(wavelet neural network, WNN)^[10]等,通过引入非线性激活函数或核函数,实现了利用计算机训练的黑盒模型来进行运动预测;最后到现阶段的各种深度学习方法,如循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[11]、卷积神经网络(convolutional neural network,

CNN)^[12]等,通过引入记忆单元或卷积操作,使预测模型更加智能化。预测方法的发展在丰富模型种类的同时提高了预测精度,使本文能够更深刻地认识到数据之间隐藏的时空关系。

基于机器学习模型在海洋工程领域当前的发展现状,本文旨在通过对相关研究方法的梳理和论述,总结了基于机器学习的运动预报方法的发展现状以及面临的挑战和机遇,推进人工智能与海洋工程领域的交叉应用,并促进海洋工程领域在智能化、自动化背景下的进一步发展。

1 目前已应用的预报方法

1.1 预报方法分类简述

Huang 等^[13]的综述中,把船舶运动短期预测方法按照理论范围、数学工具、建模原则和运动数据特征4个方面进行分类,并从基于水动力的预测方法、经典时间序列预测模型、非线性智能预测模型3方面介绍了预报方法的发展。近10年来,人工智能飞速发展,本文将对“机器学习在海上结构物运动预报中的应用”进行综述与展望。

本文将船舶与海洋平台等海洋结构物的短期运动预测方法分为统计回归方法、一般神经网络方法、智能神经网络方法以及混合预测方法4类。对于基于水动力学的方法^[14-31],由于其依靠水动力学方程获得运动响应,不属于数据驱动的机器学习预报方法,因此不属于本文综述范围。

1.2 统计回归方法

本文将统计回归方法分为自回归(auto-regressive, AR)、自回归平移平均(auto-regressive moving average, ARMA)、差分整合移动平均自回归(auto-regressive integrated moving average, ARIMA)、支持向量回归(support vector regression, SVR)、高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)、灰色预测(grey prediction, GP)以及混沌预测(chaotic prediction, CP)7类,其中前3种基于线性理论,后4种基于非线性理论。

1965年Kaplan等^[32]提出的卷积预报方法与1981年Triantafyllou等^[33]提出的卡尔曼滤波方法在船舶横摇运动预测领域得到了较多的应用。但是这两种方法的预测精度会受到海况以及随机噪声的影响。根据Triantafyllou等^[34]的测试结果可知,这两类方法的稳定性以及预测精度都不能满足现有实际需求。

为了解决预测精度低以及预测方法不稳定的问题,无需建立水动力学模型的统计回归方法被应用到运动预测中。

1.2.1 基于线性理论

有关研究^[35-36]将 AR 模型应用到船舶横摇与纵摇运动预测中,通过全面的对比,发现 AR 模型在预测精度、预测效率和算法适应性等方面均优于卡尔曼滤波等基于水动力方程的模型。这是因为 AR 方法可以通过构建出一个线性自回归模型来表达不同时间点处数据之间的因果关系,相比于卡尔曼滤波方法,其稳定性会更优,但 AR 方法没有考虑对预测残差的建模。Tang 等^[37]和 Ono 等^[38]利用 ARMA 方法预测船舶运动,ARMA 方法是对 AR 方法在预测精度上的改进,其将 AR 方法与移动平均(Moving average, MA)方法结合,额外考虑了预测残差项的影响,通过与 AR 方法进行对比,证明了其预测效果更优。由于海上结构物运动数据存在较明显的非平稳性特征,不进行数据处理完全依靠 AR 等方法取得的预测效果较难达到实用需求。有关研究^[39-40]将差分整合移动平均自回归(auto-regressive integrated moving average, ARIMA)模型应用于运动预测中。该模型是对 ARMA 模型的进一步改进,整合了非平稳数据差分处理以提高数据的平稳性和模型的预测精度。

图 2 展示了 AR 类模型的预测机理,其中 $a_0 \sim a_p, \theta_1 \sim \theta_q$ 为常数, $\varepsilon_{t-q} \sim \varepsilon_t$ 为白噪声项。从图 2 中可以看出,不管是 AR 模型,还是 ARMA、ARIMA 模型,其预测都属于单步预测,即一次仅可以预测一个时刻点的数据,且都将某一时刻的数据表示为先前时刻数据与部分噪声项的线性加权。由于 AR、ARMA 和 ARIMA 3 个方法的建模机理均是基于线性理论,因此在处理强非线性的运动数据时具有明显的局限性,在近 3 年的海上结构物的运动预测研究中鲜有研究学者采用该类模型。

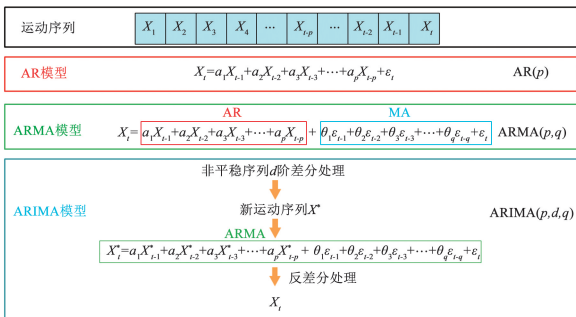


图 2 基于线性理论的方法的预测机理

Fig. 2 Prediction mechanism of the linear-theory-based method

1.2.2 基于非线性理论

在应用基于非线性理论的方法进行运动预测方面,灰色预测(grey prediction, GP)是其中一类,该方法利用一阶微分方程挖掘数据之间的隐含关系,以增加非线性表达能力,但其仅适用于部分指数型数据,对于具有其他特征的数据预测精度较差,近几

年研究学者更倾向于使用其他非线性方法。本领域有关学者^[41-45]利用 SVR 进行运动预测,该方法通过一个非线性核函数,将原始非线性数据映射到一个高维空间,从而把低维线性不可分问题转化为高维线性回归问题,以实现非线性数据中蕴含规律的学习;除此之外,有关学者^[46-47]使用 GPR 进行结构物运动预测,该方法在训练阶段使用高斯过程(Gaussian process, GP)作为数据集的先验概率模型,并利用核函数对历史时刻数据进行学习,获得描述不同时刻数据间相关性的协方差矩阵。在预测阶段,GPR 模型利用贝叶斯定理以及得到的协方差矩阵计算给定位置的预测值与相应的置信区间,在实现模型非线性映射学习能力与实时预报能力的同时,也可以直观地观测预测值的可信度。除了上述预测方法,蔡烽等^[48]使用 CP 进行船舶横摇与纵摇运动预报。该方法与 SVR、GPR 的基本思想相同,即构造一个非线性映射对原系统近似,此非线性映射关系即为对应的预测模型。上述研究均证明,基于非线性理论的方法在预报精度上较基于线性理论的方法更高。

综合上述方法来看,在单步预测中,使用 SVR 或 GPR 均可实现较好预测效果;而对于多步预测,这两种方法的预测精度则大大降低,这是因为其需要进行迭代预测,导致了预测误差的累积。这也是应用上述研究方法时预测过程普遍为极短期预报或单步预报的原因。此外,单独采用 GP 与 CP 方法的预测精度并不高,本领域的有关学者^[49-51]对其建模机理进行了改进,将其与其他非线性预测方法结合,实现了更好预测效果。

图 3 展示了 SVR 类模型的预测机理,其中 $a_0 \sim a_5$ 为可训练参数。从图 3 中可以看出,此类模型具有非线性表达能力的原因在于其核心步骤中引入了核函数,可将低维数据映射到高维,进而将低维线性不可分问题转化成高维线性可分问题,从原理上适应原始数据具有的强非线性特征。

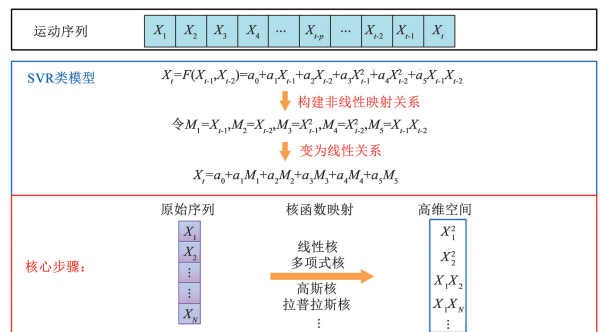


图 3 SVR 类方法预测机理

Fig. 3 Prediction mechanism of the SVR method

综上所述,从基于线性理论的 AR、ARMA 等模型到 SVR、GPR 等基于非线性的模型,在预报精度以及建模机理上都有所改善。但由图 1、2 可知,该类方法仅能进行单步预测,这对于海洋工程领域来说是远远不够的。在实际的运动预报任务中,需要

一次性获得多个未来时刻的数据,若仍采用统计回归方法,则须采用迭代的预测方式,但这将不可避免地带来迭代误差。表 1 总结分析了统计回归方法的优、缺点。

表 1 统计回归方法对比

Tab. 1 Comparison of statistical regression methods

类别	名称	引用文献	优点	缺点	共性
基于线性理论	AR	[36,52-53]	模型简单、参数少、易训练	预报精度差、对数据平稳性要求高,仅能单步预测	建模原理基于线性理论,面对强非线性数据预报精度较差;仅能进行单步预测,实际应用中存在迭代误差
	ARMA	[37-38]	相比于 AR 模型,预报精度更高	对数据平稳性要求高,仅能单步预测	
	ARIMA	[39-40]	加入数据平稳化处理步骤,强化 ARMA 方法的适用性	仅能单步预测,且数据预处理部分效果不稳定	
基于非线性理论	GP	[6,51]	利用一阶或二阶微分方程模型,建模机理加入非线性理念;适用于数据量较小的情况	对类指数型数据具备短期趋势预测能力,对非指数变化型数据普适性较差;求解高阶微分方程很难得到显式方程	4 类方法在建模过程中都添加了非线性理念,增强模型可信度;仅能进行单步预测,实际应用中存在迭代误差
	SVR	[43-45, 54-58]	利用非线性核函数将低维线性不可分问题转化为高维线性可分问题;预报精度相比于基于线性理论的模型高	仅能单步预测;核函数的选择直接影响模型的预报精度,存在主观性	
	GPR	[46-47, 59-60]	基于概率统计思想,采用协方差函数得到未来时刻与历史时刻数据之间的关联度,引入非线性建模理念;可得到预测值的置信区间,便于研究人员衡量预测值的参考价值	在预测阶段的假定普适性较差;预报精度一般,一般不单独采用	
	CP	[48,61]	根据相空间重构理论控制输入节点,模型相对简单	在长期预报上预报精度较差,已尝试的改进策略为:混沌理论中的相空间重构理论+其他非线性预报方法 ^[49-50,62-63]	

1.3 一般神经网络方法

为了突破统计回归方法在多步预测时产生迭代误差的限制,相关学者开始研究能够进行多步预测的神经网络类方法。图 4 展示了一般神经网络方法基本结构以及几种常用神经网络的区别。

效果的参数;而在局部更新类方法的训练过程中,只有部分参数在实时更新。

1.3.1 全局更新

在全局更新类方法上,有研究学者^[64-66]应用非线性自回归 (nonlinear auto-regressive, NAR) 模型与带外源输入的非线性自回归 (nonlinear auto-regressive with exogenous inputs, NARX) 模型进行船舶摇荡运动的预测。这两类方法是统计方法中 AR 模型的变体,旨在突破 AR 方法应用于非线性问题的限制,在严格意义上均属于反向传播神经网络 (back propagation neural network, BPNN) 方法。虽然 NAR 与 NARX 方法在训练阶段与 BPNN 无异,但其固定神经网络的输出层节点数为 1,所以仍属于单步预测方法。Yang 等^[67]和 Li 等^[68]利用 BPNN 来预测船舶的横摇运动,发现其预测能力优于 AR 类模型。除了采用经典的神经网络外,有关学者^[69-72]将小波神经网络 (wavelet neural network, WNN) 应用于海上结构物的运动预测中。该方法将 BPNN 方法中的激活函数替换成小波函数,并引入伸缩因子

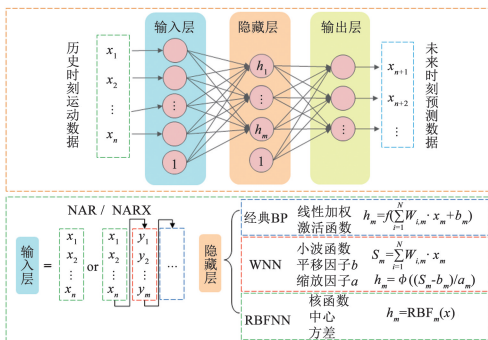


图 4 一般神经网络方法结构

Fig. 4 Structure of general neural network methods

本文将一般神经网络方法分为全局更新与局部更新两类。其中全局更新指的是神经网络在训练过程中,层与层之间的连接权重等参数进行实时同步更新,即保持神经网络结构不变,更新其他影响预测

与平移因子,这使得 WNN 同时具备时频局部分析的能力和神经网络的学习能力,且与 BPNN 方法相比有着更高预测精度。

由于全局更新类方法在训练过程中需要实时更新所有权重参数,因此当隐藏层的层数增多时,实时训练的参数会成倍增长,导致模型学习速度降低且容易陷入局部最优解。为了解决该问题并保证预测精度,相关学者开始探究局部更新类神经网络方法。

1.3.2 局部更新

局部更新类神经网络方法中应用最多的是径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络。有关学者^[73-75]利用 RBF 进行船舶横摇运动预测,发现其可以较好拟合出未来多个时间步的运动变化趋势,且其训练效率优于 BP 神经网络方法。Huang 等^[76]通过对比 BP 神经网络与 RBF 神经网络,证明了 RBF 的预测能力在纵摇运动预测上有更高预测精度。该类方法效率更高的原因在于模型结构上用核函数作为隐藏层神经元的基本构成,将输入直接映射到隐藏层空间,不需要通过权重连接。在训练时,核函数的中心与方差是通过无监督学习确定的,所以在训练过程中只需训练隐藏层与输出层之间的权重,实现了模型的局部学习,从而减少了模型训练的复杂性。同时由于隐藏层与输出层之间为线性映射关系,连接权重可以采用最小二乘法求得,避免了

梯度下降方法中可能会陷入局部最优解的问题。除此之外,极限学习机(extreme learning machine, ELM)方法的处理机制与 RBF 类似。相关学者^[77-80]使用 ELM 进行船舶横摇运动的预测,发现这类方法可以有效避免模型陷入局部最优解。但如何自适应地确定输入层与隐藏层、隐藏层与隐藏层之间的连接权重仍是亟待解决的问题。

Wei 等^[40]利用深度信念网络(deep belief network, DBN)方法对原始运动数据分解后的每个分量进行建模,最终将每个 DBN 模型的预测分量相加,从而得到预测结果,该研究证明了 DBN 方法的鲁棒性。它与 ELM 方法的区别在于其由多个受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)组成,在 DBN 的训练过程中,需要先对每一层的 RBM 进行无监督学习,通过逐层的无监督训练可以为整个神经网络赋予更易训练的初始权值。

综上所述,从统计回归方法发展到全局更新神经网络方法,其不仅在建模机理上可以保持非线性映射的机制,而且在预报长度上也可以实现直接多步预测,避免了迭代误差的问题。但在网络层数较深时,会出现训练参数较多,容易陷入局部最优解的情况。因此,局部更新类神经网络方法在一定程度上实现了预报精度与模型训练效率之间的折中。表 2 展示了一般神经网络方法的对比。

表 2 一般神经网络方法对比

Tab. 2 Comparison of general neural network methods

类别	名称	引用文献	优点	缺点	共性
全局更新	NAR/NARX	[64-66]	相比于 AR 模型,预报精度更高;建模机理结合了神经网络的思想	在预测阶段仍为迭代预测,存在迭代误差	基于 BPNN 的模型均可实现直接多步预测,但当网络层数较深时,模型训练困难,容易陷入局部最优;模型存在多个自定义参数,且显著影响预报精度
	BPNN	[67-68]	模型简单、普适性强、预测步数设置灵活	超参数调优缺乏较为统一的指导,而超参数的设置对模型预报精度有显著影响	
	WNN	[69-72]	引入小波变换理念,结合小波分析具有时频分析、局部学习的特点	小波基函数的选择范围广,各个基函数存在特定的自定义参数,参数调优存在主观性	
局部更新	RBF	[6, 50, 73-76]	采用 RBF 核函数取代输入层与隐藏层之间的参数计算,且在确定核函数的参数上采用无监督学习 ^[81] ;既保留了非线性映射能力,又减少了训练参数	核函数的选择存在主观性;一般将网络层数固定为 3 层(输入层、隐藏层和输出层各 1 个),多隐藏层实现较困难;仅采用核函数进行数据的高维映射,不如 BPNN 类模型灵活	3 类方法都采用去除一部分在监督学习时实时更新的参数的方式简化训练过程,在一定程度上提高了训练效率,但同时有降低训练精度的风险,使模型的灵活度下降;相比于统计回归类模型,可以实现直接多步预测,避免迭代误差
	ELM	[51, 77-80]	训练参数少,学习速度快,模型的训练效率高 ^[82] (相比于 BPNN 等基础模型)	一般选择网络层数为 3 层(输入层、隐藏层和输出层各 1 个),随机初始化输入层与隐藏层之间的权重,最终结果与全局最优解存在差异	
	DBN	[40]	在有监督训练之前除隐藏层与输出层之间的参数外,先进行逐层无监督学习,获得初始权重,有效减少监督学习的训练参数;有效避免局部最优 ^[83]	无监督学习过程耗时,效率低;深层网络容易出现过拟合	

1.4 智能神经网络方法

本文分别讲述了目前在海洋工程领域应用的统计回归方法与一般神经网络方法,这两类方法在建模原理上仅利用了基本的数学理论,而本文介绍的智能神经网络方法添加了人类记忆力、注意力等机制的仿生学理念或卷积等特殊结构,是一种智能预测方法,按照仿生学理念的不同分为 3 类:循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)以及全注意力(attention)机制,详细信息见图 5。

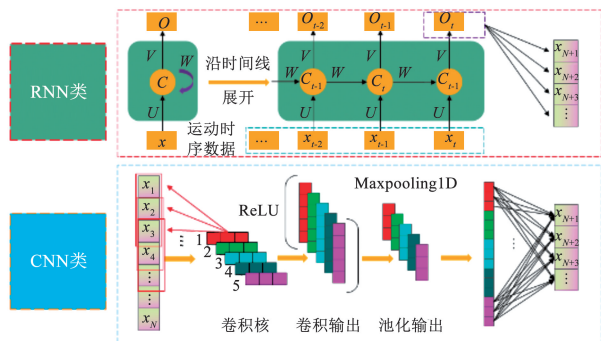


图 5 RNN 与 CNN 类方法的结构

Fig. 5 Model structure of RNN and CNN methods

1.4.1 RNN 类

最初的 RNN 方法是针对语音识别、自然语言处理等问题设计的,在此类问题中,为了获得正确的输出,模型必须考虑当前以及之前已经学习到的内容。也就是说,它的输出不仅依赖于当前时刻的输入,还依赖于之前的记忆。在海洋工程领域中, Li 等^[84]利用 Elman 神经网络^[85]进行船舶横摇运动预测,结果显示其预测精度高于普通的全连接神经网络。Elman 神经网络产生更优预测效果的原因在于,与一般的全连接神经网络不同,它在隐含层中增加一个承接层,作为一步延时算子,实现了神经网络的记忆功能。但以 Elman 神经网络为代表的 RNN 方法也存在一些问题,如长期依赖问题^[86],这导致在对长序列进行学习时,会出现梯度消失或梯度爆炸现象,使得 RNN 无法掌握长时间跨度的非线性关系。大量的研究学者^[87-95]开始利用其变体,即长短期记忆^[96](long short term memory, LSTM)进行海上结构物的运动预测工作,该方法通过引入输入门、输出门、遗忘门 3 个门控开关来解决经典 RNN 中的梯度消失与梯度爆炸问题,研究结果证明相比于普通的 RNN 方法以及一般神经网络方法其预测精度更高,鲁棒性更强。LSTM 因其在解决梯度消失与梯度爆炸问题中的能力得到广泛应用,但随之带来了模型参数众多和训练过程复杂的问题。为了减少可训练

参数的数量并保持较高的预测精度, Liu 等^[97]将门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)方法应用于船舶运动预测中,该模型比标准的 LSTM 模型更加简单,最重要的是在常规的预测任务中预测效果没有显著的差异。He 等^[98]对比了 GRU 模型与 LSTM 模型在海上浮式风机运动预报上的精度,结果显示 GRU 模型不仅具有更高的计算效率,其预报精度也高于 LSTM 模型。除此之外,有关学者^[99-101]使用双向长短期记忆(Bi-directional long short term memory, Bi-LSTM)方法与双向门控循环单元方法(Bi-directional gated recurrent unit, Bi-GRU)进行海上结构物的运动预测,并证明预测效果优于 LSTM 与 GRU 模型。双向方法与单向方法的区别在于单向方法只考虑了上文信息,即“记忆”带来的影响,而双向方法综合考虑了上、下文信息,考虑了当前时间点之前以及之后的影响。除了像 LSTM、Bi-LSTM 等方法一样采用门控开关来解决梯度消失和梯度爆炸问题,有研究学者^[62,102]利用回声状态网络(echo state network, ESN)进行船舶六自由度运动预报,证明了该方法同样可以缓解梯度消失与梯度爆炸的问题。但根据 Rodan 等^[103]进行的实验对比结果来看,虽然 ESN 在部分情况下有较好预测效果,但由于储备池内部的权重随机初始化且储备池结构复杂,导致 ESN 方法中储备池的参数需要大量试验来确定,增加了模型的不稳定性。而具有跳跃的循环储备层模型^[104](cycle reservoir with regular jumps, CRJ)可以解决此问题。在 CRJ 模型中,储备层保持简单和确定性, Mo 等^[105]的研究表明, CRJ 在预测性能方面优于基本 ESN 模型。

1.4.2 CNN 类

除了应用广泛的 RNN 类方法, CNN 及其变体也可以应用于时序预测任务中,但一般是利用图片数据作为输入,而不是一维的运动实例数据。Rashid 等^[106]曾使用图片数据作为输入,利用 CNN 进行船舶横摇与纵摇预测,测试了 CNN 方法的适用性。Zhang 等^[107]和 Bai 等^[108]使用时间卷积网络(temporal convolutional network, TCN)进行船舶横摇运动预测,并证明其预测精度优于 CNN 模型。但在运动预测领域,由于预测模型的输入一般是一维或高维序列数据,而非图片类数据,在 TCN 等考虑时间因素的模型提出之前,研究人员一般不单独使用 CNN 类方法进行预测。考虑到 CNN 强大的特征提取能力,越来越多的研究人员倾向于使用 CNN 与 RNN 混合的方式进行预测,这样既能充分提取数据

中的特征,又能学习特征在时间维度上的内在关系,从而使模型兼备时间和空间上的学习能力。Fu 等^[109]和 Li 等^[110]将船舶运动序列高维化处理后作为卷积长短期记忆^[111](convolutional LSTM, ConvLSTM)模型的输入,对船舶纵摇、横摇运动进行预测,模型的预测效果优于 LSTM 模型。

1.4.3 Attention 类

在经典的机器翻译任务中,基本都是采用以 RNN 作为基本模型的 Encoder-Decoder 框架^[112]。该框架中利用 Encoder 部分将可变长度的输入序列编码成一个固定长度的向量,然后在 Decoder 部分中将固定长度的向量解码成一个可变长度的输出序列,实现输入和输出的对应关系。其中在 Encoder 和 Decoder 部分可以采用 RNN、LSTM^[113]、GRU 等神经网络结构^[110]来实现编码和解码过程。但基于 RNN 结构的 Encoder-Decoder 模型存在梯度消失问题,且对于较长的序列输入,该类模型将输入序列转化为定长向量并同时保存所有有效信息的工作效果并不理想。Transformer 方法^[114]虽然也是采用 Encoder-Decoder 框架,但其实现方式并不是通过

RNN 类或 CNN 类方法,而是结合注意力机制与多头自注意力机制,使模型在处理长序列信息时可以无视距离,实现并行化操作,该方法成功解决了 RNN 模式中的序列依赖关系以及 CNN 中通过叠层来获取全局信息的限制。朱鹏程等^[115]利用 Transformer 模型对船舶纵荡运动进行预测,结果表明 Transformer 模型在训练工况和相近工况下均具有较高的预测精度,证明了 Transformer 模型的鲁棒性。Zhang 等^[116]将 Transformer 模型应用于船舶六自由度运动与操纵运动预测上,证明了该方法可以较好捕捉到运动环境对船舶运动响应的影响。

综上所述,相较于最初的 RNN 方法与 CNN 方法,LSTM、TCN 等方法已有明显的改进。从研究及应用层面上来讲,当前海工领域仍以 LSTM 及其变体等方法为主,足以看出其适用性。对于 Attention 类方法,由于其提出的时间相对较晚,故其目前在海工领域的应用中较为少见,但根据其在机器翻译等领域的优越表现,将其迁移至海工领域也能在很大程度上表现出良好模型预测效果。表 3 展示了智能神经网络模型的对比。

表 3 智能神经网络模型对比

Tab. 3 Comparison of intelligent neural network models

类别	名称	引用文献	优点	缺点	共性
RNN 类	RNN/Elman	[84]	基于仿生学原理,利用开环式记忆传递的方式实现各个时间步的信息传递	在训练参数较多或输入长度较长时,容易出现梯度消失与梯度爆炸现象	引入信息记忆这一仿生学理念;预测阶段都与全连接层相连接,各个预测时间步之间相互独立
	ESN	[62, 102]	通过在训练过程中固定输入层与储备池以及储备池内部的权重,只改变储备池与输出层之间的权重,减少训练参数并保留“记忆”功能 ^[117]	储备池内部的权重随机初始化、储备池的参数需要大量实验来确定	
	LSTM	[87 - 93, 118 - 119]	引入“门控开关”解决梯度消失与梯度爆炸问题,预测精度高于普通 RNN 类模型 ^[96]	相比于普通 RNN,参数多、模型训练复杂	
	GRU	[97]	合并了 LSTM 遗忘门和输入门,减少训练参数,且预测精度无显著下降 ^[120]	有预测精度下降风险;只考虑单向学习,不考虑未来时刻对历史时刻的影响	
CNN 类	Bi-LSTM/ Bi-GRU	[99 - 101]	引入双向学习机制,实现上下、文交互学习 ^[121 - 122]	训练参数的数目约为原来的 2 倍,增加训练成本	具有 CNN 类模型易训练、可并行的优点;各个预测时间步的预测之间相互独立
	TCN	[107]	采用因果卷积和空洞卷积减少特征信息重叠,加大 CNN 类模型在相同结构深度时的感受野 ^[108] ;相比于 RNN 类模型,训练参数大大减少、易训练	在模型预测阶段需要保存更多的参数进行预测;不具备显式记忆能力,在显式记忆的预测任务中,性能劣于 LSTM 等 RNN 类模型	
	ConvLSTM	[109 - 110]	采用 CNN 与 LSTM 方法混合,以实现两类模型的共同优点 ^[111]	多用于时空预测问题,对于单特征输入类预测任务,需要进行特征分解等操作以实现高维卷积	
Attention 类	Transformer	[115 - 116]	完全采用注意力机制与自注意力机制,在处理长序列输入时,相比于 RNN 类模型,可以无视输入长度,避免因输入长度过长导致学习不到有效信息 ^[114]	模型训练参数众多、训练困难	考虑各个预测时间步的预测之间的联系

1.5 混合预测方法

本文分别对海洋工程领域应用的机器学习方法进行了全面的总结,图 6 展示了 3 类方法的整体对比。除了利用单一方法进行预测,越来越多的研究人员考虑将不同的预测方法相结合,构建混合预测方法,可取得比单一方法更好的预测效果。在混合

预测方法中,本文将其分为结构混合方法与预测混合方法两类,其中结构混合方法采用两种或多种不同预测方法串联的形式,即使用具有先后关系的混合方式构建预测模型;而预测混合方法用两种或多种方法并联的方式,先独立进行预测,再对不同模型的预测结果加权求和得到预测值。

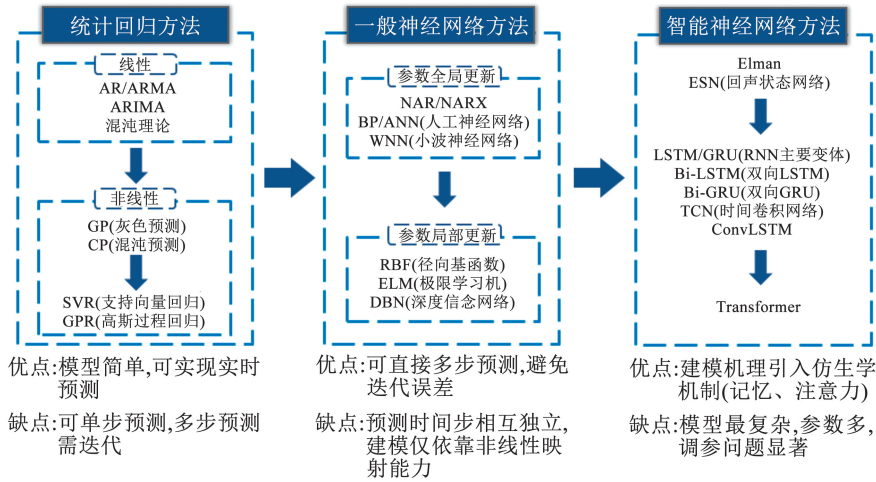


图 6 各类单一方法的对比

Fig. 6 Comparison of three categories of forecasting methods

1.5.1 结构混合方法

在结构混合方法中, Yin 等^[51]将灰色预测(grey prediction, GP)与 RBF 神经网络相结合, 首先利用灰色预测方法对数据进行处理, 降低不确定性, 之后在预测阶段利用 RBF 神经网络的非线性映射能力, 来表示灰色序列中隐含的复杂非线性映射关系, 相比于单独使用灰色预测方法或 RBF 神经网络方法, 该混合方法具有更高的预测精度以及更快处理速度。Zhang 等^[122-123]结合 CNN 与 LSTM 用以构建横摇运动预测模型, 该模型利用 CNN 提取运动序列中的特征, 利用 LSTM 在时间维度上的记忆特性捕获 CNN 提取出来的特征中蕴含的时间关系, 通过与 LSTM、AMIRA 等方法对比, 证明该混合方法具有更好的预测能力。Li 等^[124-125]将 CNN 与 GRU 结合, 证明在模型训练上比 CNN-LSTM 混合模型效率更高, 且相较于单一方法有更好预测效果。Sun 等^[47]使用 LSTM 与 GPR 结合, 采用两步预测的思想: 首先对 LSTM 网络进行完整的训练, 然后将训练集和测试集作为输入, 用 LSTM 进行第 1 次预测, 之后利用 GPR 方法构造第 1 次预测结果与真实值之间的非线性映射关系, 从而开展第 2 次预测, 并将第 2 次预测值作为最终混合模型的预测值。该模型可以同时得到预测值和预测值成立的置信区间。Wei 等^[126]建立 Bi-LSTM 与 CNN 混合模型, 相比于之前的 SVR、DBN、AMRA 等方法, 构建的混合模型更具

优越性。除此之外, 注意力机制与 RNN 类模型进行结合的方法也同样被应用于海工领域。Zhang 等^[127]将注意力机制应用于每个输入特征。Zhang 等^[107]将注意力机制应用于 TCN 模型提取出的各个特征。Fu 等^[109]将注意力机制应用于双向 ConvLSTM 模型提取出的各个特征, 上述 3 个研究均在衡量各个输入特征或提取出的特征对于预测特征的重要程度。Li 等^[110]将注意力机制应用于 ConvLSTM 模型每一个时间步的隐藏层状态。Li 等^[125]将注意力机制应用于 GRU 模型每一个时间步的隐藏层状态。Wang 等^[128]将注意力机制应用于 Bi-LSTM 模型每一个时间步的隐藏层状态, 上述研究均旨在衡量 RNN 类模型中各个时间步的输出对于最终预测值的影响程度。结果证明, 结合注意力机制的方法有助于提升模型的预测精度。

结构混合方法的示意图见图 7。图 7 中的字母“C”为 CNN 类模型, 字母“R”为 RNN 类模型。在图 7(a)~(d) 框架中 RNN 均为单向 RNN, 具体表现在每一个 RNN 单元之间为单向连接, 但实际任务过程中均可变为图 7(e) 中的双向 RNN 类。图 7(b)、(c) 和图 7(e) 中的注意力层均对 RNN 每一时刻输出的隐藏层状态加权, 而图 7(d) 中的注意力层对每一时刻输入的特征进行加权, 旨在衡量不同的输入特征对于目标预测序列的重要程度。

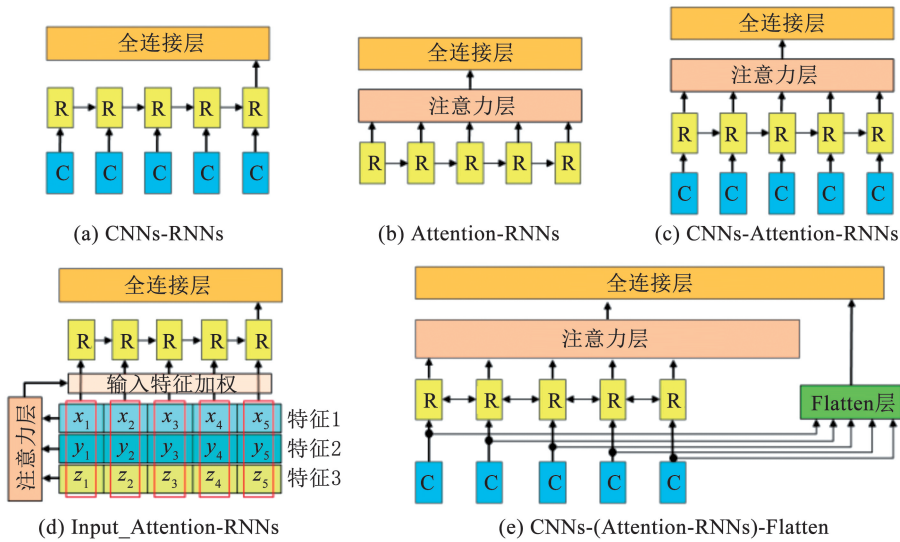


图 7 结构混合方法原理图

Fig. 7 Schematic diagram of structural hybrid methods

1.5.2 预测混合方法

除了串联的结构混合方法,在结构上并联的预测混合方法也受到越来越多研究人员的关注。有关研究^[129-132]建立了一种固定权重的组合预测方法,利用模型中每一种方法各自的特点以实现多角度运动预报,预测结果表明混合预测模型的预测能力均强于单一模型。Peng 等^[133]和 Wei 等^[134]利用一种变权重组合预测的方法对船舶纵摇、横摇运动进行预测,其中变权重意味着在不同的预测时间步上

2种模型有不同的权重,结果显示提出的模型优于单一预测模型与固定权重预测模型。图 8 展示了 2 类预测混合方法的结构示意图。从图 8 中可以看出预测混合方法主要分为两个步骤:1)多模型独立预测,原则上可以选取任意时间序列预测方法进行独立预测;2)加权各个预测模型的预测结果以获得最终预测值,在这一步中可以利用优化算法、强化学习等方式进行权重的设置工作。

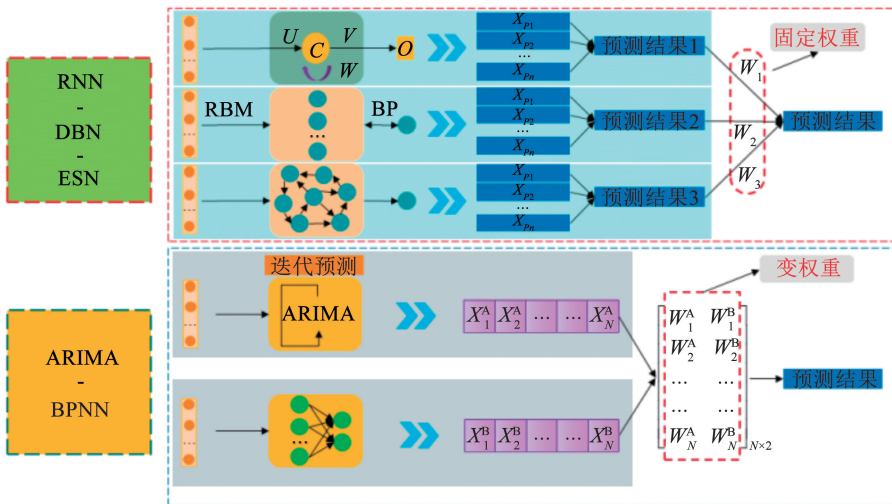


图 8 预测混合方法原理图

Fig. 8 Principle diagram of prediction hybrid methods

以上便是对目前海洋工程领域中已应用的预测方法的总结,可以看出从统计回归方法到一般神经网络方法,再到智能神经网络方法,各类方法的不断改进推动了模型的发展并大幅提升了预测效果,但每一种方法都有其优、缺点,因此结合不同方法、实现各方法间的优势互补具有重要意义。值得注意的

是,每一种方法没有绝对的优劣,只有应用场景的适用程度区别,在实际任务中需要根据任务需求选择合适的模型以及策略进行预测。

1.6 模型输入特征的多样性与有效性分析

本文从模型的整体预测精度上对比了 4 类预报方法,文中将从模型的输入特征角度进行分析与总

结。在海上结构物的安全性校核任务中,海洋环境中的风、浪、流等载荷都会对结构物运动产生影响,所以在 CFD 数值模拟或模型试验中,塑造完整的工作信息对试验结果的准确性至关重要。类比到数据驱动的机器学习方法,即为模型的输入特征的多样性。当前研究学者在输入特征的多样性研究上主要分为两类:对原始运动数据处理获得多样化模型输入数据以及整合风、浪、流等海况参数作为额外的输入。

对于第 1 类研究,海上结构物的运动数据来自于数值仿真、模型试验或海试试验,这类运动数据往往会受到噪声污染。除此之外,原始运动数据还具有强非线性与非平稳性。受原始数据这些特征的影响,导致直接利用原始数据进行预测会降低预测效果。由此,部分研究学者在训练模型之前优先考虑对原始运动数据进行处理。

在海洋工程领域,Suhermi 等^[39]和 Wei 等^[40]利用 ARIMA 模型进行运动预测,因为该模型加入了非平稳数据差分处理的步骤,以尽可能保证数据的平稳性,从一定程度上提高了预测精度。Jiang 等^[135]通过 AR 模型分析运动预测中的尺度效应,其研究结果表明将原始运动数据进行分解后会提高预测精度,并给出了估算最大可预报时间的经验公式。在应用混合预测模型进行数据处理方面,Yin 等^[74]将小波分解与 RBF 神经网络结合,首先利用小波分解(wavelet decomposition, WD)对原始数据进行分解,再利用 RBF 神经网络对每一个分量进行预测,最后再将每个分量的预测结果重构并作为最终预测结果。杨震等^[43]将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)与支持向量机(SVR)结合,为每一个分量建立不同的支持向量机模型,在此基础上进行预测。彭秀艳等^[136]将 EMD 与 LSTM 相结合,为各个分量建立不同的 LSTM 模型并进行独立预测,最后再将各个模型的预测数据结果加权作为最终预测值。张彪等^[137]将 EMD 与 ELM 模型相结合。Tang 等^[46]将 EMD 与 GPR 相结合。Li 等^[124]将 EMD 与 GRU-CNN 相混合开展预测研究。Wei 等^[100]将经验小波变换与 Bi-LSTM 模型进行结合。相比于不采取数据预处理的策略,上述各个研究人员对运动数据预处理的策略在船舶六自由度运动预测上均表现出更好的效果。除此之外,Zhang 等^[127]将 WD 获得的各个分量进行自适应加权,以使 LSTM 模型对各个分量均采取注意力机制,结果显示,相比于各个模型等权重输入 LSTM 的模型,其可以改善预测性能。

对于第 2 类研究,研究人员根据海上结构物运动的影响因素,额外选取风、浪等额外载荷作为机器学习模型的输入。由于统计回归方法和一般神经网络方法的结构特点以及机器学习方法的建模特点,这几类方法无法准确捕捉多个变量之间的相关信息^[109],因此针对此类研究学者们更倾向于使用单特征输入(运动特征)。该点也解释了杨震等^[43]的研究工作,他们在进行原始数据分解并获得复杂度降低的子序列后,将每一个不同的子序列分别输入到 SVR 模型而不是整合输入到一个 SVR 模型中。对于智能神经网络方法,由于其可以直接输入多维数据进行训练,这也为学者们提供了新的研究思路。Tian 等^[93]通过对比有无波高实例训练的 LSTM 模型,发现考虑波高的预报方案可提高预报精度和有效预报时间。Zhang 等^[131]通过对比单横摇运动数据、单波浪数据以及运动数据与波浪数据的结合 3 种输入情况训练的 LSTM 模型,发现数据结合的输入情况具有最小的预测误差。Shi 等^[138]证明了在训练 LSTM 模型时,额外引入波高数据对于提高海上浮式风机的运动预测有利。然而 Wang 等^[101]对比了是否增加额外的特征输入(横摇角速度、相对风速、相对风向等数据)对 LSTM、GRU 和 ConvLSTM 等模型的预测性能的影响,发现简单地增加输入特征并不一定能提高模型的预测性能(尤其是 ConvLSTM 模型)。由此可见,在考虑额外的输入特征进行训练时,会出现一部分机器学习模型在加入外部影响因素时,预测精度反而降低的现象。潜在的因素在于,机器学习模型与传统数值求解模型的根本区别在于其不根据外部载荷工况求解 N-S 方程得到运动响应,而是单纯的获取数据在时间维度上的前后关系,而简单地引入大量外部特征可能会导致机器学习模型在学习时间维度上的关系的能力变差或学习到部分对精度提高无益的信息。但由于目前本领域的研究学者在研究外部特征多样性与有效性上相对较少,本文会在后续的工作中对该方向进行深入研究与分析。

2 存在的不足和未来发展方向

2.1 当前存在的不足与问题

通过论述海洋工程领域时序预测问题的研究进展可以发现,目前研究在预测方法选择、权衡预测时长与预测精度的关系等方面还存在一定的挑战。

2.1.1 在预测方法上缺乏本领域的特色,前瞻性较弱

由于基于机器学习的海上结构物运动预测在广义上属于时间序列预测方法,当前绝大多数研究人

员都是引入其他领域已提出的各类方法,这一过程很大程度上导致本领域研究滞后 3~5 年的时间,而在这期间其他领域已经开发了其他效果更优的新预测方法。尽管近几年有越来越多的研究人员开始把研究重点放到人工智能与海洋工程的结合上,但海洋工程领域的研究仍处于起步阶段。主要原因在于:

1) 知识获取和学习成本高。对于海工领域的研究人员来说,学习和掌握人工智能方法需要大量的时间和精力。人工智能领域的知识体系庞大、且不断发展,研究人员需要花费大量时间去搜集和学习相关知识,才能够熟练地运用这些方法。

2) 预测方法和优化算法的多样性。人工智能领域涉及的预测方法和优化算法种类繁多,同时也在不断涌现出新的方法和算法。在面对不同的问题时,即使是同一种预测方法,其效果也可能存在显著差异,因此研究人员需要对各种方法和算法有所了解,并且在不同的问题场景下选择合适的方法。

因此,本综述的意义和初衷在于帮助研究人员建立对人工智能方法的整体认识,便于研究人员选择合适的预测方法,使研究人员能够更加高效地利用人工智能技术来解决实际问题,推动海洋工程领域的发展和进步。

2.1.2 在权衡预测时长与预测精度方面,还达不到中长期预测的效果

受运动数据强非线性以及非平稳性的影响,实际应用中往往需要在预测精度和预测时长之间折中。因此如何选取一个有效的模型,使其在充分学习运动数据中内在规律的同时且有较强的鲁棒性是一个十分关键的问题。目前可以考虑采用一些可解释的数据处理方法,解决数据的强非线性与非平稳性问题,并利用更有效的超参数选择方法与模型训练算法避免模型陷入局部最优,从而实现更高的预测准确率。

2.1.3 现有的固定参数预测模型实时迁移性问题待解决

现有的一些预测模型基本都是固定参数的形式,即在训练阶段或在训练阶段之前就确定了模型的结构,在训练结束以后,将持续使用该结构与训练所得的参数进行预测任务。但海洋环境是复杂的、动态的,运动数据中蕴含的内在关系是会改变的,采用固定结构与固定的可训练参数会导致预测模型无法依据环境的变化调整和提高预测效果。尽管根据实时数据训练新模型能够使预测模型具有更好的时变特性,但如何平衡模型的训练耗时与预测时长是一个关键的问题,若模型再次训练的耗时大于可预

测时长,那便失去了本文构建预测模型的意义,无法起到预测效果。

2.2 未来可发展的方向

根据现有的文献,可以发现:除了在原有预测模型基础上进行改进以实现更优的预测效果外,一种更为可行的方法是将多个预测方法混合进行预测,包括结构混合和预测混合。在以往的研究中,RNN 类以及一些统计回归方法经常被单独使用^[135,139],后来一些研究人员开始考虑将两种方法混合,利用各自的预测优势以使模型具备更强的学习能力。在混合方法的选择方面,RNN 与 CNN 方法的混合^[124-126]被证实更具鲁棒性,而其他单一预测方法的混合研究较少。基于对相关研究方法的详述和深入了解,本文相信在混合预测方法中,基于 Attention 机制的预测方法与 CNN^[140]、RNN^[141]方法的结合还有更多的探索空间,该混合预测方法一方面可以借助 Attention 类模型独特的注意力机制与自注意力机制,帮助模型学习到更重要的信息;另一方面可以结合 CNN 的特征提取能力与 RNN 的时序问题处理能力提高模型的预测能力。此外,将各种预测方法与高斯过程回归(GPR)方法结合也为研究人员直观观测模型的预测能力提供了思路,它可以使研究人员了解每个预测点处的置信区间,用以实时调整模型。

此外,针对海洋工程领域,首要任务是把他领域优越的预测方法进行实验,以观察这些方法在本领域的预测效果。根据目前的文献调研结果来看,在计算机领域已发展了更优秀的算法,如完全采用全连接层与残差连接构造的 N-Beats^[142],对 Transformer 模型进行优化并取得更好结果的 Bert^[143]、GPT^[144]和 Informer^[145],解决了 N-Beats 模型只能单特征输入问题的 N-Beatsx^[146],采用递归下采样卷积交互架构并证明效果优于 TCN 与 Transformer 等模型的 SCINet^[147]等。这些模型的预测效果都已在相关领域被证明,未来可引入并应用到海洋工程领域中。

值得注意的是,现阶段大模型的应用如火如荼,其他领域越来越多的开发者倾向于调用训练好的大模型,并针对自己的数据集进行微调以获得特定的任务需求,该应用方法效果显著,因此应用大模型实现实时预报工作具备可行性。

最后,目前船舶与海洋工程行业鲜有公开的数据集,大部分的研究人员都是利用 CFD 软件计算数据,只有部分研究人员保有试验数据集,且数据具有隐私性。这就导致本领域研究人员在验证自己提出的方法时,没有一个公共的数据集用以对比测试,而

机器学习方法对数据具有一定的敏感性,这在一定程度上限制了海洋工程领域研究人员设计出应对本领域的强鲁棒性的预测方法。本文倡议一些国家重点科研机构与学者可以牵头组建独属于海洋工程领域的公开数据集,使相关研究人员的工作重心放在优化模型结构和开发针对性模型上,减少其获取与收集试验数据的工作量。其中的一个建议是相关机构与人员监测一艘经常在跨海域航行的船舶运动数据,根据传输系统将运动数据实时反馈到数据收集系统中,使研究人员可以根据运动数据验证模型的优劣。由于海洋环境具有复杂性和多变性,而最终模型也是应用于实际航行过程中的海上结构物,因此本文的预测模型也应该根据实时数据进行实时调整。

海洋工程相关行业应该鼓励研究人员及时进行学术交流以便动态调整自己的研究目标,保持整个行业持续快速发展。其次在数据集问题上,希望未来的研究人员可以进行数据集共享,一方面是为了建立一个共同的衡量标准,另一方面是保证设计的方法在应用到本领域时有较强的鲁棒性,可以让海洋工程领域更好地与人工智能行业接轨,促进本行业的智能化、高质量发展。

3 结 论

基于机器学习的预报方法在原有的真实数据的基础上,通过数学模型与数字世界之间的数据交互,为海上结构物运动的实时预报提供了新的解决方案。本文将海洋工程领域已应用的结构物的运动预报方法按照提出的分类方式进行了全面的综述,结合已有的研究结论,重点对比分析了不同预测方法的优、缺点。同时也从预报模型的结构优化上进行讨论,研究的主要结论如下:

1) 准确可靠的机器学习方法是实现实时运动预报的基础。结合当前的研究进展,可以发现相比于统计回归方法和一般神经网络方法,基于智能神经网络方法进行运动预报在精度与效率上更满足实际的工程需求。但在海洋工程领域的运动预报方面,强针对性方法较少,在未来仍需依靠海洋工程领域的研究人员开发针对本领域问题的适应性方法。除此之外,大模型的开发如火如荼,在数据自适应获取、传输及模型自适应计算的基础上,实现沉浸式人机交互,开展跨平台的数据共享和服务这一类大模型的开发是海洋工程领域未来的重要发展方向。

2) 虽然在海洋工程领域,基于机器学习的研究相对还处于发展阶段,但可以肯定的是,随着研究人

员对机器学习的重视程度不断加深,这将有助于本领域的研究人员开发针对本领域的特定方法,而不是完全采用其他领域已提出的方法。一个可行的改进策略为本文提出的串联混合方法与并联混合方法,已有相当的研究表明,混合预测方法相比于单一预测方法在海上结构物的运动预报任务上更具有鲁棒性。

3) 基于传感器的实测数据往往需要通过降噪、缺失值修正和特征选取等数据预处理步骤后,才可以应用于机器学习模型中。既有的研究多通过经验模态分解、小波分解以及注意力机制等对海上结构物的原始运动数据进行分解、重构和特征选择。这类方法可以尽可能地排除主观因素的影响,以提高预报方法的预报精度。未来研究人员也可根据具体任务选择合适的数据预处理方法来提高预测精度。

4) 为了验证各类机器学习方法在海洋工程领域的适用性与鲁棒性,研究人员还应使用公共的实测数据进行各个方法的对比与验证工作。但由于海洋工程领域设置的公开数据集较少且做实验的成本较大,这也使得各个研究人员在实验验证时,使用的数据集有较大差异。一个可行的解决方案为:模仿计算机科学领域,设置部分公开数据集供本领域的研究人员进行各个方法的“公平对比”。

参考文献

- [1] QIANG Hongbin, JIN Song, FENG Xinyu, et al. Model predictive control of a shipborne hydraulic parallel stabilized platform based on ship motion prediction[J]. IEEE Access, 2020, 8: 181880. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2992458
- [2] CHU Yingguang, LI Guoyuan, ZHANG Houxiang. Incorporation of ship motion prediction into active heave compensation for off shore crane operation [C]//2020 15th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Kristiansand: IEEE, 2020: 1444. DOI: 10.1109/iciea48937.2020.9248283
- [3] ZAGAN R, CHITU M G, MANEA E. Ship manoeuvrability prediction using neural networks analysis[J]. Advanced Materials Research, 2014, 1036: 946. DOI: 10.4028/www.scientific.net/amr.1036.946
- [4] 黄礼敏, 段文洋, 韩阳, 等. 基于 AR-EMD 方法的扩展非平稳船舶运动极短期预报 AR 模型[J]. 船舶力学, 2015, 19(9): 1033 HUANG Limin, DUAN Wenyang, HAN Yang, et al. Extending the scope of AR model in forecasting non-stationary ship motion by using AR-EMD technique[J]. Journal of Ship Mechanics, 2015, 19(9): 1033. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2015.09.002
- [5] 张艳, 李世鹏, 荣晶晶, 等. 一种基于参数估计的自适应舰船运动预报方法[J]. 船舶力学, 2012, 16(7): 759 ZHANG Yan, LI Shipeng, RONG Jingjing, et al. An adaptive ship motion prediction method based on parameter estimation[J]. Journal of Ship Mechanics, 2012, 16(7): 759. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2012.07.005
- [6] YIN Jianchuan, WANG Nini. Online grey prediction of ship roll motion using variable rbfn [J]. Applied Artificial Intelligence, 2013, 27(10): 941. DOI: 10.1080/08839514.2013.848753

- [7] LIU Sunbo, SHI Ping'an, WU Lei. Short-term prediction of ship motion based on EMD-SVM[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 571/572: 252. DOI: 10.4028/www.scientific.net/amm.571-572.252
- [8] PENG Xiuyan, MEN Zhiguo, WANG Xingmei, et al. The ship motion prediction approach based on BP neural network to identify Volterra series kernels[C]//The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). Changsha: IEEE, 2014: 2324. DOI: 10.1109/CCDC.2014.6852560
- [9] YIN Jianchuan, WANG Lidong, WANG Nini. A variable-structure gradient RBF network with its application to predictive ship motion control[J]. *Asian Journal of Control*, 2012, 14(3): 716. DOI: 10.1002/asjc.343
- [10] ZHANG Wenjun, LIU Zhengjiang. Real-time ship motion prediction based on time delay wavelet neural network[J]. *Journal of Applied Mathematics*, 2014, 2014(1): 176297. DOI: 10.1155/2014/176297
- [11] LI Zhanying, XING Jun, BO Li, et al. Prediction of ship roll motion based on optimized chaotic diagonal recurrent neural networks[J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2015, 10(4): 231. DOI: 10.14257/ijmue.2015.10.4.22
- [12] FENG Hui, CAO Guilin, XU Haixiang, et al. IS-STGCNN: an improved social spatial-temporal graph convolutional neural network for ship trajectory prediction[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112960. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.112960
- [13] HUANG Limin, DUAN Wenyang, HAN Yang, et al. A review of short-term prediction techniques for ship motions in seaway[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2024, 18(2): 1534. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2014.12.013
- [14] JEON M, LEE S, LEE S. Unsteady aerodynamics of offshore floating wind turbines in platform pitching motion using vortex lattice method[J]. *Renewable Energy*, 2014, 65: 207. DOI: 10.1016/j.renene.2013.09.009
- [15] ZHANG Wei, ZOU Zaojian. Time domain simulations of the wave-induced motions of ships in maneuvering condition[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2016, 21(1): 154. DOI: 10.1007/s00773-015-0340-3
- [16] TRAN T T, KIM D H. The platform pitching motion of floating off shore wind turbine: a preliminary unsteady aerodynamic analysis[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2015, 142: 65. DOI: 10.1016/j.jweia.2015.03.009
- [17] TRAN T T, KIM D H. The aerodynamic interference effects of a floating offshore wind turbine experiencing platform pitching and yawing motions[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2015, 29(2): 549. DOI: 10.1007/s12206-015-0115-0
- [18] RAJENDRAN S, FONSECA N, GUEDES SOARES C. Prediction of vertical responses of a container ship in abnormal waves[J]. *Ocean Engineering*, 2016, 119: 165. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2016.03.043
- [19] LIU Shukui, PAPANIKOLAOU A. Prediction of parametric rolling of ships in single frequency regular and triple frequency group waves[J]. *Ocean Engineering*, 2016, 120: 274. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2016.03.023
- [20] ZHANG Wei, ZOU Zaojian, DENG Deheng. A study on prediction of ship maneuvering in regular waves[J]. *Ocean Engineering*, 2017, 137: 367. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2017.03.046
- [21] WU C K, NGUYEN V T. Aerodynamic simulations of off shore floating wind turbine in platform-induced pitching motion[J]. *Wind Energy*, 2017, 20(5): 835. DOI: 10.1002/we.2066
- [22] HUN HA J, GOURLAY T. Full-scale measurements and method validation of container ship wave-induced motion at the port of Fremantle[J]. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 2018, 144(6): 04018025. DOI: 10.1061/(asce)ww.1943-5460.0000480
- [23] RIESNER M, CHILLCCE G, EL MOCTAR O. Rankine source time domain method for nonlinear ship motions in steep oblique waves[J]. *Ships and Offshore Structures*, 2019, 14(3): 295. DOI: 10.1080/17445302.2018.1498568
- [24] CHOI J H, JENSEN Jørgen J. Extreme value predictions using FORM for ship roll motions[J]. *Marine Structures*, 2019, 66: 52. DOI: 10.1016/j.marstruc.2019.03.001
- [25] JIAO Jialong, JIANG Yong, ZHANG Hao, et al. Predictions of ship extreme hydroelastic load responses in harsh irregular waves and hull girder ultimate strength assessment[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(2): 240. DOI: 10.3390/app9020240
- [26] DATTA R, GUEDES SOARES C. Prediction of motions and wave-induced loads on a container ship using nonlinear 3D time-domain panel method[C]//Proceedings of the Fourth International Conference in Ocean Engineering (ICOE2018). Singapore: Springer, 2019: 709. DOI: 10.1007/978-981-13-3119-0_46
- [27] ZHANG Teng, REN Junsheng, LIU Lu. Prediction of ship motions via a three-dimensional time-domain method following a quad-tree adaptive mesh technique[J]. *Polish Maritime Research*, 2020, 27(1): 29. DOI: 10.2478/pomr-2020-0003
- [28] KHEIRABADI A C, NAGAMUNE R. A low-fidelity dynamic wind farm model for simulating time-varying wind conditions and floating platform motion[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 234: 109313. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.109313
- [29] ZHOU Yang, XIAO Qing, LIU Yuanchuan, et al. Exploring inflow wind condition on floating offshore wind turbine aerodynamic characterisation and platform motion prediction using blade resolved CFD simulation[J]. *Renewable Energy*, 2022, 182: 1060. DOI: 10.1016/j.renene.2021.11.010
- [30] JIANG Yichen, DONG Yu, LI Peng, et al. A viscosity equivalent reduced-order method and its application to ship roll prediction[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 273: 113878. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.113878
- [31] LU Yu, SHAO Wu, GU Zhuohao, et al. Research on ship motion characteristics in a cross sea based on computational fluid dynamics and potential flow theory[J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2023, 17(1): 2164618. DOI: 10.1080/19942060.2022.2164618
- [32] KAPLAN P, SARGEN T P. Theoretical study of the motions of an aircraft carrier at sea[J]. *Oceanics, Incorporated*, 1965. DOI: 10.21236/ad0620869
- [33] TRIANTAFYLLOU M, ATHANS M. Real time estimation of the heaving and pitching motions of a ship, using a Kalman filter[C]//OCEANS 81. Boston: IEEE, 1981: 1090. DOI: 10.1109/OCEANS.1981.1151582
- [34] TRIANTAFYLLOU M S, BODSON M. Real time prediction of marine vessel motions, using Kalman filtering techniques[C]//Offshore Technology Conference. Houston: OTC, 1982: OTC-4388-MS. DOI: 10.4043/4388-ms
- [35] DUAN Wenyang, HUANG Limin, HAN Yang, et al. IRF-AR model for short-term prediction of ship motion[C]//The Twenty-fifth International Offshore and Polar Engineering Conference. Goyang: ISOPE, 2015. DOI: 10.1109/ccdc.2016.7531691
- [36] WANG Xiaoyu, TONG Ming, DU Liang. Multi-step prediction AR model of ship motion based on constructing and correcting error[C]//2018 IEEE CSAA Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Xiamen: IEEE, 2018: 1. DOI: 10.1109/GNCC42960.2018.9018912
- [37] TANG Gang, YAO Xiaoqiang, LI Furong, et al. Prediction about the vessel's heave motion under different sea states based on hybrid PSO_ARMA model[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 263: 112247.

- DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.112247
- [38] ONO T, ETO R, YAMAKAWA J, et al. Nonlinear model predictive control of a Stewart platform motion stabilizer [C]//ASME 2020 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. Virtual; Online, 2020. DOI: 10.1115/IMECE2020-23725
- [39] SUHERMI N, SUHARTONO, PRASTYO D D, et al. Roll motion prediction using a hybrid deep learning and ARIMA model [J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 144: 251. DOI: 10.1016/j.procs.2018.10.526
- [40] WEI Yunyu, CHEN Zezong, ZHAO Chen, et al. An ensemble multi-step forecasting model for ship roll motion under different external conditions: a case study on the South China Sea [J]. *Measurement*, 2022, 201: 111679. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.111679
- [41] DUAN Wenyang, HUANG Limin, HAN Yang, et al. A hybrid AR-EMD-SVR model for the short-term prediction of nonlinear and non-stationary ship motion [J]. *Journal of Zhejiang University: Science A*, 2015, 16(7): 562. DOI: 10.1631/jzus.A1500040
- [42] NIE Zhihong, SHEN Feng, XU Dingjie, et al. An EMD-SVR model for short-term prediction of ship motion using mirror symmetry and SVR algorithms to eliminate EMD boundary effect [J]. *Ocean Engineering*, 2020, 217: 107927. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2020.107927
- [43] 杨震, 王岩, 原新. 一种分解策略的船舶横摇运动姿态在线预报方法 [J]. *船舶力学*, 2018, 22(8): 915
YANG Zhen, WANG Yan, YUAN Xin. An online prediction method of ship rolling motion based on decomposition strategy [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2018, 22(8): 915. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2018.08.001
- [44] ZHOU Bo, SHI Aiguo. Empirical mode decomposition based LSSVM for ship motion prediction [C]//Advances in Neural Networks-ISNN 2013. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2013: 319. DOI: 10.1007/978-3-642-39065-4_39
- [45] YANG Lei, ZHANG Jianpei, YANG Zhen. Intelligent prediction for ship motion based on decomposition strategy [C]//2015 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Beijing: IEEE, 2015: 566. DOI: 10.1109/ICMA.2015.7237547
- [46] TANG Zhong, SUN Qian, LI Yibing, et al. Ship motion attitude prediction based on empirical mode decomposition and Gaussian process regression [C]//2021 IEEE 4th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). Xi'an: IEEE, 2021: 689. DOI: 10.1109/iceict53123.2021.9531200
- [47] SUN Qian, TANG Zhong, GAO Jingpeng, et al. Short-term ship motion attitude prediction based on LSTM and GPR [J]. *Applied Ocean Research*, 2022, 118: 102927. DOI: 10.1016/j.apor.2021.102927
- [48] 蔡峰, 刘博, 石爱国. 基于多变量加权一阶局域法多步预报模型的舰船摇荡预报 [J]. *船舶力学*, 2014, 18(7): 794
CAI Feng, LIU Bo, SHI Aiguo. Ship motions' prediction based on multivariate add-weighted one-rank local-region multi-steps method [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2014, 18(7): 794. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2014.07.008
- [49] LI Mingwe, GENG Jing, HAN Duanfeng, et al. Ship motion prediction using dynamic seasonal RvSVR with phase space reconstruction and the chaos adaptive efficient FOA [J]. *Neurocomputing*, 2016, 174: 661. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.09.089
- [50] 顾民, 刘长德, 张进丰. 基于混沌理论与RBF神经网络的船舶运动极短期预报研究 [J]. *船舶力学*, 2013, 17(10): 1147
GU Min, LIU Changde, ZHANG Jinfeng. Extreme short-term prediction of ship motion based on chaotic theory and RBF neural network [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2013, 17(10): 1147. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2013.10.007
- [51] YIN Jianchuan, ZOU Zaojian, XU Feng, et al. Online ship roll motion prediction based on grey sequential extreme learning machine [J]. *Neurocomputing*, 2014, 129: 168. DOI: 10.1016/j.neucom.2013.09.043
- [52] 彭秀艳, 尹中凤, 高奇峰. 船舶运动预报仿真系统设计 [J]. *仪器仪表学报*, 2005, 26(增刊1): 456
PENG Xiuyan, YIN Zhongfeng, GAO Qifeng. Design of the prediction simulation system for ship motion [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2005, 26(Sup 1): 456. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2005.s1.197
- [53] 彭秀艳, 赵希人, 高奇峰. 船舶姿态运动实时预报算法研究 [J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(2): 267
PENG Xiuyan, ZHAO Xiren, GAO Qifeng. Research on real-time prediction algorithm of ship attitude motion [J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(2): 267. DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2007.02.011
- [54] ZHANG Yanyun, WANG Zihao, ZOU Zaojian. Black-box modeling of ship maneuvering motion based on multi-output nu-support vector regression with random excitation signal [J]. *Ocean Engineering*, 2022, 257: 111279. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.111279
- [55] NIE Zhihong, YUAN Yue, XU Dingjie, et al. Research on support vector regression model based on different kernels for short-term prediction of ship motion [C]//2019 12th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou: IEEE, 2019: 61. DOI: 10.1109/iscid.2019.00021
- [56] WANG Zihao, XU Haitong, XIA Li, et al. Kernel-based support vector regression for nonparametric modeling of ship maneuvering motion [J]. *Ocean Engineering*, 2020, 216: 107994. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2020.107994
- [57] MENG Yao, ZHANG Xiufeng, LIU Zhaochun, et al. Support vector regression ship motion identification modeling based on grey wolf optimizer [C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC). Shanghai: IEEE, 2021: 1172. DOI: 10.23919/CCC52363.2021.9549927
- [58] XU Changzhou, ZOU Zaojian. Online prediction of ship roll motion in waves based on auto-moving grid search-least square support vector machine [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021(1): 2760517. DOI: 10.1155/2021/2760517
- [59] OUYANG Zilu, ZOU Zaojian. Nonparametric modeling of ship maneuvering motion based on Gaussian process regression optimized by genetic algorithm [J]. *Ocean Engineering*, 2021, 238: 109699. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.109699
- [60] OUYANG Zilu, ZOU Zaojian, ZOU Lu. Adaptive hybrid-kernel function based Gaussian process regression for nonparametric modeling of ship maneuvering motion [J]. *Ocean Engineering*, 2023, 268: 113373. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.113373
- [61] 余万, 李春, 丁勤卫, 等. 浮式风力机平台摇荡运动混沌分析及预测 [J]. *工程热物理学报*, 2019, 40(5): 1050
YU Wan, LI Chun, DING Qinwei, et al. Chaos analysis and prediction of floating wing turbine platform's rolling motion [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2019, 40(5): 1050
- [62] PENG Xiuyan, DONG Huiyuan, ZHANG Biao. Echo State Network ship motion modeling prediction based on Kalman filter [C]//2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Takamatsu: IEEE, 2017: 95. DOI: 10.1109/ICMA.2017.8015795
- [63] 张大兵, 彭智力, 段江晔, 等. 基于混沌理论和改进极限学习机的船舶升沉预报 [J]. *船舶力学*, 2021, 25(10): 1322
ZHANG Dabing, PENG Zhili, DUAN Jianghua, et al. Prediction of ship heaving motion based on chaos theory and improved extreme learning machine [J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2021, 25(10): 1322. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2021.10.005

- [64] LI Guoyuan, KAWAN B, WANG Hao, et al. Neural-network-based modelling and analysis for time series prediction of ship motion[J]. *Ship Technology Research*, 2017, 64(1): 30. DOI: 10.1080/09377255.2017.1309786
- [65] JI Rui, YANG Chulin, SU Zhen, et al. An improving NARX multi-step prediction model for ship lifting and sinking motion [C]//2022 5th World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM). Ma'anshan: IEEE, 2022: 689. DOI: 10.1109/WCMEIM56910.2022.10021564
- [66] LI Chong, ZHANG Wenjun, ZHOU Tianxin, et al. Prediction of ship rolling motion based on NARX neural network[C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Kunming: IEEE, 2021: 4664. DOI: 10.1109/ccdc52312.2021.9601350
- [67] YANG Ge, JIE Qinming, TAO Niuqing. Prediction of ship motion attitude based on BP network[C]//2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Chongqing: IEEE, 2017: 1596. DOI: 10.1109/CCDC.2017.7978772
- [68] LI Xianlong, LV Xinghe, YU Jindong, et al. Neural network application on ship motion prediction[C]//2017 9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC). Hangzhou: IEEE, 2017: 414. DOI: 10.1109/IHMSC.2017.101
- [69] 章文俊, 刘正江. 基于小波神经网络的船舶运动预报[J]. 大连海事大学学报, 2013, 39(2): 25
ZHANG Wenjun, LIU Zhengjiang. Online ship motion prediction based on wavelet neural network[J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2013, 39(2): 25. DOI: 10.16411/j.cnki.issn1006-7736.2013.02.010
- [70] HUANG Baigang, ZOU Zaojian, DING Weiwei. Online prediction of ship roll motion based on a coarse and fine tuning fixed grid wavelet network[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 160: 425. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2018.04.065
- [71] 黄柏刚, 邹早建. 基于固定网格小波神经网络的不规则波中船舶横摇运动在线预报[J]. 船舶力学, 2020, 24(6): 693
HUANG Baigang, ZOU Zaojian. Online prediction of ship roll motion in irregular waves using a fixed grid wavelet network[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2020, 24(6): 693. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2020.06.001
- [72] HUANG Baigang, JIANG Jianjun, ZOU Zaojian. Online prediction of ship coupled heave-pitch motions in irregular waves based on a coarse-and-fine tuning fixed-grid wavelet network[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(9): 989. DOI: 10.3390/jmse9090989
- [73] YIN Jianchuan, WANG Ning, PERAKIS A N. A real-time sequential ship roll prediction scheme based on adaptive sliding data window [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics; Systems*, 2018, 48(12): 2115. DOI: 10.1109/TSMC.2017.2735995
- [74] YIN Jianchuan, PERAKIS A N, WANG Ning. A real-time ship roll motion prediction using wavelet transform and variable RBF network [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 160: 10. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2018.04.058
- [75] YIN Jianchuan, ZOU Zaojian, XU Feng. On-line prediction of ship roll motion during maneuvering using sequential learning RBF neural networks[J]. *Ocean Engineering*, 2013, 61: 139. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2013.01.005
- [76] HUANG Baigang, ZOU Zaojian. Short-term prediction of ship pitching motion based on artificial neural networks [C]//ASME 2016 35th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. Busan: ASME, 2016. DOI: 10.1115/OMAE2016-54317
- [77] YU Chao, YIN Jianchuan, HU Jiangqiang, et al. Online ship rolling prediction using an improved OS-ELM[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. Nanjing: IEEE, 2014: 5043. DOI: 10.1109/ChiCC.2014.6895797
- [78] FU Huixuan, WANG Yuchao, ZHANG Hongmei. Ship rolling motion prediction based on extreme learning machine [C]//2015 34th Chinese Control Conference (CCC). Hangzhou: IEEE, 2015: 3468. DOI: 10.1109/ChiCC.2015.7260174
- [79] GUAN Binglei, YANG Wei, WANG Zhibin, et al. Ship roll motion prediction based on ℓ_1 regularized extreme learning machine[J]. *PLoS One*, 2018, 13(10): e0206476. DOI: 10.1371/journal.pone.0206476
- [80] ZHANG Biao, GAO Jie, PENG Xiuyan. Ship motion attitude prediction based on ELM-EMD-LSTM integrated model[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2020, 24: 1413. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2020.11.005
- [81] GHOSH J, NAG A. An overview of radial basis function networks [C]//Radial Basis Function Networks 2: New Advances in Design. Berlin: Springer, 2001: 1. DOI: 10.1007/978-3-7908-1826-0_1
- [82] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489. DOI: 10.1016/j.neucom.2005.12.126
- [83] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504. DOI: 10.1126/science.1127647
- [84] LI Zhanying, DONG Jie, SONG Zhankui, et al. Prediction of ship roll motion based on combination of phase space reconstruction theory and Elman network[C]//2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Ningbo: IEEE, 2016: 686. DOI: 10.1109/ICInfA.2016.7831907
- [85] ELMAN J. Finding structure in time[J]. *Cognitive Science*, 1990, 14(2): 179. DOI: 10.1016/0364-0213(90)90002-e
- [86] HOCHREITER S. Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen[D]. München: Technische Universität München, 1991
- [87] PENG Xiuyan, ZHANG Biao, ZHOU Haiguang. An improved particle swarm optimization algorithm applied to long short-term memory neural network for ship motion attitude prediction [J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2019, 41(15): 4462. DOI: 10.1177/0142331219860731
- [88] YAO Ji, WU Wenhua, ZHAO Zishu. Motion and load prediction of floating platform in South China Sea using deep learning and prototype monitoring information [C]//ASME 2019 38th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. Glasgow: American Society of Mechanical Engineers, 2019. DOI: 10.1115/OMAE2019-95412
- [89] DENG Yanfei, FENG Wei, XU Shengwen, et al. A novel approach for motion predictions of a semi-submersible platform with neural network[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2021, 26(3): 883. DOI: 10.1007/s00773-020-00759-w
- [90] TIAN Wenjie, ZHANG Xiangpeng, LV Dongpo, et al. Sliding mode control strategy of 3-UPS/S shipborne stable platform with LSTM neural network prediction[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 265: 112497. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.112497
- [91] YAO Ji, WU Wenhua. Extreme motion prediction and early-warning assessment of semisubmersible platform based on deep learning method[J]. *International Journal of Offshore and Polar Engineering*, 2021, 31(3): 293. DOI: 10.17736/ijope.2021.m30
- [92] 李昊波, 肖龙飞, 魏汉迪, 等. 基于 LSTM 网络的浮式海洋平台运动在线预报研究[J]. 船舶力学, 2021, 25(5): 576
LI Haobo, XIAO Longfei, WEI Handi, et al. Research on on-line prediction of floating offshore platform motions based on LSTM network[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2021, 25(5): 576. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2021.05.006

- [93] TIAN Ximin, SONG Yang. Machine learning for short-term prediction of ship motion combined with wave input[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(9): 5298. DOI: 10.3390/app13095298
- [94] DUAN Shiliang, MA Qingwei, HUANG Limin, et al. A LSTM deep learning model for deterministic ship motions estimation using wave-excitation inputs[C]//*Proceedings of the 29th International Ocean and Polar Engineering Conference*. Honolulu: OnePetro, 2019
- [95] TANG Gang, LEI Jinman, SHAO Chentong, et al. Short-term prediction in vessel heave motion based on improved LSTM model[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 58067. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3072420
- [96] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
- [97] LIU Xingyuan, HE Xiandeng, YI Yunhui. Prediction of ship motion attitude based on combined model[C]//*Proceedings of the 2023 10th International Conference on Wireless Communication and Sensor Networks*. Chengdu: ACM, 2023. DOI: 10.1145/3585967.3585991
- [98] HE Guanghua, XUE Jiafan, ZHAO Chuankai, et al. Deep learning based short-term motion prediction of floating wind turbine under shutdown condition[J]. *Applied Ocean Research*, 2024, 151: 104147. DOI: 10.1016/j.apor.2024.104147
- [99] ZHANG Guoyin, TAN Feng, WU Yanxia. Ship motion attitude prediction based on an adaptive dynamic particle swarm optimization algorithm and bidirectional LSTM neural network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 90087. DOI: 10.21227/sk98-8j20
- [100] WEI Yunyu, CHEN Zezong, ZHAO Chen, et al. A BiLSTM hybrid model for ship roll multi-step forecasting based on decomposition and hyperparameter optimization[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 242: 110138. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.110138
- [101] WANG Yuchao, WANG Hui, ZHOU Bin, et al. Multi-dimensional prediction method based on Bi-LSTMC for ship roll[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 242: 110106. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.110106
- [102] LIU Ling, YANG Yu, PENG Tao. Machine learning prediction of 6-DOF motions of KVLCC2 ship based on RC model[J]. *Journal of Ocean Engineering and Science*, 2025, 10(1): 22. DOI: 10.1016/j.joes.2022.08.004
- [103] RODAN A, TIÑO P. Simple deterministically constructed cycle reservoirs with regular jumps[J]. *Neural Computation*, 2012, 24(7): 1822. DOI: 10.1162/NECO_a_00297
- [104] HUANG Lumeng, DENG Xiaogang, BO Yingchun, et al. Evolutionary optimization assisted delayed deep cycle reservoir modeling method with its application to ship heave motion prediction[J]. *ISA Transactions*, 2022, 126: 638. DOI: 10.1016/j.isatra.2021.08.020
- [105] MO Yuqin, LI Qi, KARIMIAN H, et al. A novel framework for daily forecasting of ozone mass concentrations based on cycle reservoir with regular jumps neural networks[J]. *Atmospheric Environment*, 2020, 220: 117072. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2019.117072
- [106] RASHID M H, ZHANG Jing, ZHAO Minghao. Real-time ship motion forecasting using deep learning[C]//*The 2nd International Conference on Computing and Data Science*. Stanford: ACM, 2021. DOI: 10.1145/3448734.3450923
- [107] ZHANG Biao, WANG Sheng, DENG Liwei, et al. Ship motion attitude prediction model based on IWOA-TCN-Attention[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 272: 113911. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.113911
- [108] BAI Shaojie, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[EB/OL]. 2018:1803.01271. <https://arxiv.org/abs/1803.0127N2>
- [109] FU Huixuan, GU Zhiqiang, WANG Yuchao. Ship pitch prediction based on Bi-ConvLSTM-CA model[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(7): 840. DOI: 10.3390/jmse10070840
- [110] LI Weizhong, REN Junsheng. Ship roll motion prediction using ConvLSTM with attention mechanism[C]//2022 41st Chinese Control Conference (CCC). Hefei: IEEE, 2022: 5616. DOI: 10.23919/CCC55666.2022.9901819
- [111] SHI Xingjian, CHEN Zhouong, WANG Hao, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[J]. *Advances in Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015, 2015-January: 802
- [112] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]//*Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Stroudsburg: ACL, 2014: 1724. DOI: 10.3115/v1/d14-1179
- [113] WANG Chang, ZHAO Tieshi, ZHANG Jianhua, et al. A novel motion planning algorithm for a three DoF foldable parallel compensation platform based on prediction and B-spline[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112876. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.112876
- [114] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach: Curran Associates Inc., 2017: 6000. DOI: 10.5555/3295222.3295349
- [115] 朱鹏程, 杨冰华, 苟顺达, 等. 基于 Transformer 的船舶运动预测模型研究[J]. *中国造船*, 2022, 63(5): 245
- ZHU Pengcheng, YANG Binghua, XUN Shunda, et al. Research on ship motion prediction model based on transformer[J]. *Shipbuilding of China*, 2022, 63(5): 245. DOI: 10.3969/j.issn.1000-4882.2022.05.023
- [116] ZHANG Mingyang, TAIMURI G, ZHANG Jinfen, et al. A deep learning method for the prediction of 6-DOF ship motions in real conditions[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*, 2023, 237(4): 887. DOI: 10.1177/14750902231157852
- [117] JAEGER H, HAAS H. Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication[J]. *Science*, 2004, 304(5667): 78. DOI: 10.1126/science.1091277
- [118] GAO Nan, HU Ankang, HOU Lixun, et al. Real-time ship motion prediction based on adaptive wavelet transform and dynamic neural network[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114466. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.114466
- [119] HU Xiong, ZHANG Boyi, TANG Gang. Research on ship motion prediction algorithm based on dual-pass long short-term memory neural network[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 28429
- [120] CHUNG J, GÜÇLEHRE C, CHO K, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[EB/OL]. 2014: 1412. 3555. <https://arxiv.org/abs/1412.3555v1>
- [121] GRAVES A, FERNÁNDEZ S, SCHMIDHUBER J. Bidirectional LSTM networks for improved phoneme classification and recognition[C]//*Artificial Neural Networks: Formal Models and Their Applications-ICANN 2005*. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 799. DOI: 10.1007/11550907_126
- [122] ZHANG Yanxin, CHEN Jing, WANG Dongqing, et al. The bidirectional gate recurrent unit based attention mechanism network

- for state of charge estimation[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2022, 169(11): 110503. DOI: 10.1149/1945-7111/ac9d09
- [123] ZHANG Wenjie, WU Pin, PENG Yan, et al. Roll motion prediction of unmanned surface vehicle based on coupled CNN and LSTM[J]. *Future Internet*, 2019, 11(11): 243. DOI: 10.3390/fi11110243
- [124] LI Mingwei, XU Dongyang, GENG Jing, et al. A ship motion forecasting approach based on empirical mode decomposition method hybrid deep learning network and quantum butterfly optimization algorithm[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2022, 107(3): 2447. DOI: 10.1007/s11071-021-07139-y
- [125] LI Mingwei, XU Dongyang, GENG Jing, et al. A hybrid approach for forecasting ship motion using CNN-GRU-AM and GCWOA[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 114: 108084. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.108084
- [126] WEI Yunyu, CHEN Zezong, ZHAO Chen, et al. Deterministic ship roll forecasting model based on multi-objective data fusion and multi-layer error correction[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 132: 109915. DOI: 10.1016/j.asoc.2022.109915
- [127] ZHANG Tao, ZHENG Xiaoqing, LIU Mingxin. Multiscale attention-based LSTM for ship motion prediction[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 230: 109066. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2021.109066
- [128] WANG Yuchao, WANG Hui, ZOU Dexin, et al. Ship roll prediction algorithm based on Bi-LSTM-TPA combined model[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(4): 387. DOI: 10.3390/jmse9040387
- [129] WANG Hailun, LEI Dongge, WU Fei. Combined forecasting of ship heave motion based on induced ordered weighted averaging operator[J]. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2023, 18(1): 58. DOI: 10.1002/tee.23698
- [130] HAN Hao, WANG Wei. A hybrid BPNN-GARF-SVR prediction model based on EEMD for ship motion[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2023, 134(2): 1353. DOI: 10.32604/cmescs.2022.021494
- [131] ZHANG Dan, ZHOU Xi, WANG Zihao, et al. A data driven method for multi-step prediction of ship roll motion in high sea states[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 276: 114230. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.114230
- [132] WEI Yunyu, CHEN Zezong, ZHAO Chen, et al. A three-stage multi-objective heterogeneous integrated model with decomposition-reconstruction mechanism and adaptive segmentation error correction method for ship motion multi-step prediction[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 56: 101954. DOI: 10.1016/j.aei.2023.101954
- [133] PENG Xiuyan, ZHANG Biao, RONG Lihong. Ship motion prediction of combination forecasting model based on adaptive variable weight[C]//2015 34th Chinese Control Conference (CCC). Hangzhou: IEEE, 2015: 4015. DOI: 10.1109/ChiCC.2015.7260259
- [134] WEI Yunyu, CHEN Zezong, ZHAO Chen, et al. Deterministic and probabilistic ship pitch prediction using a multi-predictor integration model based on hybrid data preprocessing, reinforcement learning and improved QRNN[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 54: 101806. DOI: 10.1016/j.aei.2022.101806
- [135] JIANG Hua, DUAN Shiliang, HUANG Limin, et al. Scale effects in AR model real-time ship motion prediction[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 203: 107202. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2020.107202
- [136] 彭秀艳,张彪. 基于 EMD-PSO-LSTM 组合模型的船舶运动姿态预测[J]. *中国惯性技术学报*, 2019, 27(4): 421
- PENG Xiuyan, ZHANG Biao. Ship motion attitude prediction based on EMD-PSO-LSTM integrated model[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2019, 27(4): 421. DOI: 10.13695/j.cnki.12-1222/o3.2019.04.001
- [137] 张彪,彭秀艳,高杰. 基于 ELM-EMD-LSTM 组合模型的船舶运动姿态预测[J]. *船舶力学*, 2020, 24(11): 1413
- ZHANG Biao, PENG Xiuyan, GAO Jie. Ship motion attitude prediction based on ELM-EMD-LSTM integrated model[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2020, 24(11): 1413. DOI: 10.3969/j.issn.1007-7294.2020.11.005
- [138] SHI Wei, HU Lehan, LIN Zaibin, et al. Short-term motion prediction of floating offshore wind turbine based on Multi-input LSTM neural network[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114558. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2023.114558
- [139] YAO Yuxin, HAN Liang, WANG Jiangyun. LSTM-PSO: long short-term memory ship motion prediction based on particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 2018 IEEE CSAA Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Xiamen: IEEE, 2018: 1. DOI: 10.1109/GNCC42960.2018.9018688
- [140] LI Shiyang, JIN Xiaoyong, XUAN Yao, et al. Enhancing the locality and breaking the memory bottleneck of transformer on time series forecasting[EB/OL]. 2019: 1907.00235. <https://arxiv.org/abs/1907.00235v3>
- [141] LIM B, ARİK S Ö, LOEFF N, et al. Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting[J]. *International Journal of Forecasting*, 2021, 37(4): 1748. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.03.012
- [142] ORESHKIN B N, CARPOV D, CHAPADOS N, et al. N-BEATS: Neural basis expansion analysis for interpretable time series forecasting[EB/OL]. 2019: 1905.10437. <https://arxiv.org/abs/1905.10437v4>
- [143] DEVLIN J, CHANG Mingwei, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. [S. l.]: [s. n.], 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1810.04805
- [144] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[EB/OL]. 2018. <https://www.semanticscholar.org/paper/Improving-Language-Understanding-by-Generative-Radford-Narasimhan/cd18800afe0b668a1cc19f2ec95>
- [145] ZHOU Haoyi, ZHANG Shanghang, PENG Jieqi, et al. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(12): 11106. DOI: 10.1609/aaai.v35i12.17325
- [146] OLIVARES K G, CHALLU C, MARCJASZ G, et al. Neural basis expansion analysis with exogenous variables: Forecasting electricity prices with NBEATSx[J]. *International Journal of Forecasting*, 2023, 39(2): 884. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2022.03.001
- [147] LIU Minhao, ZENG Ailing, CHEN Muxi, et al. SCINet: time series modeling and forecasting with sample convolution and interaction[EB/OL]. 2021: 2106.09305. <https://arxiv.org/abs/2106.09305v3>

(编辑 张红)