

最新修改时间：2025-01-08。

基于 U-Net 模型构建热带西太平洋西风爆发的参数化方案及与 ENSO 的关系分析

周宇晟¹ 智海^{1*} 张荣华² 杜双盈^{3,4}

1 南京信息工程大学大气科学学院 江苏南京 210044

2 南京信息工程大学海洋科学学院 江苏南京 210044

3 中国科学院海洋研究所 海洋环流与波动重点实验室 山东青岛 266071

4 中国科学院大学 北京 100049

摘要 厄尔尼诺-南方涛动 (El Niño-Southern Oscillation, ENSO) 是影响热带太平洋海气耦合系统的最强年际气候模态, 热带太平洋西风爆发 (Westerly Wind Bursts, WWBs) 是 ENSO 现象的重要前兆因子。人们通常使用基于统计学和动力学方法建立的模型对 ENSO 事件进行模拟和预测。然而, 模型在合理地表征 WWBs 存在一定的困难, 导致其对 ENSO 事件的模拟和预测性能受到了限制。本研究利用深度学习技术和神经网络模型构建了一种由海气多变量数据集驱动的 U-Net 模型重构热带太平洋海表纬向风异常场, 进一步识别 WWBs 的时空演变特征并分析了 WWBs 与 ENSO 之间的联系。结果表明, 在测试时段内 (2003-2022 年), U-Net 模型能很好地模拟出与观测值较为一致的 WWBs 的时空分布特征, 模型重构的 WWBs 发生次数和累计天数与观测值的偏差小于 4%, WWBs 发生概率 (P) 的时间序列与观测值之间的相关系数达到了 0.87。同时, U-Net 模型能较好地捕捉 WWBs 与 ENSO 之间的非线性响应关系。观测和模型重构结果均显示, WWBs 与 ENSO 之间存在显著的超前-滞后关系, 且 WWBs 的累计日数、纬向宽度和平均最大振幅等物理量均在 El Niño 事件期间达到峰值, 模型重构的 P 值在 El Niño 年出现的峰值与观测值之间也更为接近。因此, 与基于传统的 WWBs 与海表温度场之间近似线性关系所建立的 WWBs 参数化方案相比, U-Net 模型在模拟 WWBs 方面具有显著优势, 可得到更接近真实的参数化表征。

关键词 厄尔尼诺-南方涛动; 西风爆发; 深度学习; U-Net 模型

收稿日期 2025-02-28; **网络预出版日期**

作者简介 周宇晟, 男, 硕士研究生, 主要从事海气相互作用研究。Email: zys1d01212022@163.com

通讯作者 智海, 男, 教授, 博士生导师, 主要从事海气相互作用研究。Email: zhihai@nuist.edu.cn

资助项目 国家自然科学基金项目 No. 42030410, 崂山实验室科技创新项目 LSKJ202202403

Funded By National Natural Science Foundation of China (Grant No.42030410), Laoshan Laboratory Science and Technology Innovation Project(Grant LSKJ202202403)

A Parameterization Scheme for Westerly Wind Bursts in the Western Tropical Pacific Based on the U-Net Model and its Relationship with ENSO

ZHOU Yusheng¹ ZHI Hai^{1*} ZHANG Rong-hua² DU Shuangying^{3,4}

1 School of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Sciences and Technology, Nanjing 210044, China

2 School of Marine Sciences, Nanjing University of Information Sciences and Technology, Nanjing 210044, China

3 Key Laboratory of Ocean Circulation and Waves, Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China

4 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract

El Niño-Southern Oscillation (ENSO) is the strongest interannual climate mode in the atmosphere-ocean coupling system over the tropical Pacific. Westerly wind bursts (WWBs) are an important precursor of the ENSO events. In the past decades, several statistical and dynamics-based models have been used to simulate and predict ENSO events. However, these models have some defects in representing WWBs, leading their simulation and prediction performance for ENSO events that are also limited. This study constructs U-Net models that are driven by several atmospheric and oceanic data for zonal wind anomalies (u_a) in the tropical Pacific. Furthermore, the spatio-temporal characteristics of WWBs are identified and their relationship with ENSO are analyzed. The results indicate that the U-Net model can effectively simulate the WWB characteristics in spatio-temporal distribution during testing period (2003-2022). The deviation between the occurrence frequency and accumulated days of WWBs reconstructed by the model and the observed values is less than 4%, and the correlation coefficient between the time series of WWBs occurrence probability (P) by the model and observed reaches 0.87. Meanwhile, the U-Net model can effectively capture the non-linear relationship between WWBs and ENSO events, and there is a significant lead-lag correlation between WWBs and ENSO events in both U-Net models and reanalysis data. Meanwhile, the duration, zonal width and

the average maximum amplitude of WWBs reach their peak during El Niño events, and the peak of probability (P) of WWBs during El Niño events reconstructed by the U-Net model is much closer to that of observation. In conclusion, compared with the traditional WWBs parameterization scheme that relies on establishing an approximate linear relationship between WWBs and sea surface temperature fields, the U-Net model has significant advantages in representing WWBs.

Keywords El Niño-Southern Oscillation, Westerly Wind Bursts, Deep Learning, U-Net model

1 引言

厄尔尼诺-南方涛动 (El Niño-Southern Oscillation, ENSO)是发生于热带太平洋海区的具有 2-7 年准周期的大气-海洋异常振荡现象, 它的发生与发展极大地影响着太平洋及其沿岸地区乃至全球的气候及其变化 (Bjerknes, 1969; Zhang et al., 1998; 张人禾等, 2003)。ENSO 事件的发生和发展与区域海洋和大气物理场的异常状态有着紧密的关系 (Diaz et al., 2001), 例如, ENSO 事件与热带太平洋西风爆发之间联系密切 (傅云飞和黄荣辉, 1997; 丁一汇, 2016)。西风爆发 (Westerly Wind Bursts, WWBs) 是出现在热带西、中太平洋的具有较大纬向空间尺度和较长持续时间的高频强西风异常现象 (Harrison and Vecchi, 1997; Verbickas, 1998; Eisenman et al., 2005; Lian et al., 2014)。WWBs 不仅是影响 ENSO 的形态及其强度的重要因素, 也是 ENSO 的前兆因子 (Hayashi and Watanabe, 2019)。强而持久的 WWBs 的出现是 El Niño 事件的重要触发条件之一 (Seiki and Takayabu, 2007; 李崇银等, 2008; Lopez et al., 2013; 丁一汇, 2016)。在 El Niño 事件发生前, 热带西太平洋西风异常先于热带中太平洋西风异常而发生, 西风异常驱动强烈的向东海表洋流, 使得西北太平洋暖池海域的次表层暖水东移并随着倾斜的温跃层上升逐渐抬高至表层; 同时, 海表西风异常在海洋中产生东传的下沉 Kelvin 波, 加深热带中、东太平洋的温跃层深度, 大大削弱热带东太平洋深层冷水上翻的程度。在西风异常的强迫作用和海洋 Kelvin 波的抬升作用的共同影响下, 暖水在热带中、东太平洋海表堆积, 导致海表温度逐渐升高并转为暖异常, 当暖异常加强到一定程度时, El Niño 事件随即发生 (傅云飞和黄荣辉, 1997; 李崇银和穆明权, 1999; 刘海龙等, 2001; Menkes et al., 2014; Chen et al., 2015, Wu et al., 2023)。因此, WWBs 的预测与机制研究对提高 ENSO 的模拟和预报水平具有重要意义。

随着人们对 ENSO 认识的不断深入以及计算机技术的飞速发展, 如何更好地模拟 ENSO 并预测其变化成为了 ENSO 研究领域的热点之一 (Ren et al., 2020; 张荣华, 2024)。目前, 传统的 ENSO 预测模式主要分为基于统计学方法建立的统计学模式和基于海气相互作用理论建立的动力学模式。其中, 以简化的中间耦合模式 (simplified Intermediate Coupled Models, ICMs)、混合耦合模式 (Hybrid Coupled Models, HCMs)和完全耦合的大气环流模式 (fully Coupled General Circulation Models, CGCMs)等为代表的复杂程度不同的海气耦合模式能较好地配置大气变量场与海洋变量场之间的时空关系, 为更好地模拟及预测 ENSO 带来了极大的便利 (Zhang, 2015; 张荣华和王凡, 2016; 高川等, 2017; Zhang et al., 2020; 张荣华等, 2021; Feng et al., 2022)。总体而言, 这些统计学和动力学模式具有较好的 ENSO 模拟及预测能力, 其中有超过 20 个模式对 ENSO 的预报时效达到了 6-12 个月 (Zebiak and Cane, 1987;

Chen et al., 1995; Zhang et al., 2003; Zhang and Gao, 2016; Zhang et al., 2022)。同时, ENSO 具有多样性的特征, 导致其发生和发展机制异常复杂。因此, 当前许多模式无法很好地表征对 ENSO 有调制作用的多圈层、多尺度与跨区域的大气、海洋过程之间的联系。如何利用海气耦合模式更好地模拟 ENSO 并提高对其预测能力仍存在着许多困难与挑战 (Boschat et al., 2013; Ferster et al., 2023)。

WWBs 是 ENSO 的重要前兆因子之一, 如何在模式中合理地表征 WWBs 与 ENSO 之间复杂的非线性关系是提高模式对 ENSO 事件的模拟和预测能力的关键 (Zhang et al., 1998; 丁一汇, 2016; Cai et al., 2018)。近年来, 学者们提出了一系列 WWBs 参数化方案可以较合理地在模式中表征 WWBs, 其中最有代表性的是基于 WWBs 受西北太平洋暖池调制的“半随机”反馈机制的参数化方案和基于奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 方法构建的参数化方案 (Gebbie et al., 2007; Gebbie and Tziperman, 2009)。基于“半随机”反馈构建的参数化方案是指将 WWBs 对应的风应力分解为季节气候态、WWBs 对 SST 的线性响应和非线性响应部分, 其中季节气候态受大范围的海表温度调制, 线性响应部分可基于海表温度异常 (Sea Surface Temperature Anomaly, SSTA) 计算得到, 非线性响应部分则表示为 WWBs 发生的概率 P 与西北太平洋暖池的位置之间的经验关系。基于 SVD 方法构建的参数化方案则是将 WWBs 的各属性与海表温度 (Sea Surface Temperature, SST) 场的时间系数向量进行线性回归得到的参数化方案。虽然 WWBs 参数化方案的引入能较好地在耦合模式中模拟 WWBs 及其与 ENSO 之间的联系, 但是这些参数化方案只能捕获海表温度异常与海表纬向风异常之间的简单线性关系, 不能很准确地反映现实中二者之间复杂的非线性关系 (Du and Zhang, 2024)。因此, 这些参数化方案的引入对 ENSO 预报性能的提高程度有限, 导致耦合模式所模拟出的 WWBs 的时空分布与观测值相比仍存在偏差 (Tan et al., 2020a, 2020b; Zhang et al., 2022)。

基于以上问题, 需要引进新的方法进一步研究 ENSO 与 WWBs 等要素之间的非线性关系, 进而改进耦合模式对 WWBs 的表征能力以及对 ENSO 事件的模拟及预测能力。近年来, 随着观测网的加密和计算机算力的提高, 多种具有高精度和高分辨率特点的大气和海洋数据资料不断涌现, 地球科学研究也进入了大数据时代 (Li et al., 2023)。然而, 如何从种类繁多、数量庞大的数据中高效地提取有用信息成为了地球科学领域面临的一大挑战。最近, 以深度学习为代表的人工智能方法的飞速发展为解决这一问题提供了一种全新的方案。其中, 以神经网络为主要模型的深度学习技术能从繁多的科学数据中准确地提取出某一要素的时空分布特征或多个要素之间蕴含的非线性特征, 因此它在具有非线性和交叉学科特点的地球科学

研究工作中有着广泛的应用。目前,常见的神经网络模型主要有卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory Network, LSTM) (Hochreiter et al., 1997; Gers et al., 2000; Bishop, 2007)等。在气象学领域,神经网络模型在天气气候预测、预报结果订正和物理场重构等方面得到了广泛的应用 (贺圣平等, 2021; 张延彪等, 2022; Zhu and Zhang, 2023)。以 ENSO 研究为例,神经网络模型的应用能显著提高 ENSO 的预报时效。基于 CNN 模型 (Ham et al., 2019)和基于 3D-Geoformer 模型 (Zhou and Zhang, 2023)建立的 ENSO 预测模型已能实现提前 18 个月的 ENSO 预测,其预报时效远高于目前主流的传统海气耦合模式。纯数据驱动的神经网络模型能很好地模拟海气耦合过程,还能支持更多的输入变量对预报变量进行预测,与仅支持单一输入变量的动力模式相比具有显著的优势 (Zhang et al., 2024)。

作为一种端到端的神经网络模型,U-Net 模型具有强大的时空信息提取能力,可以使用较少的训练样本集就能得到精确的图像分割识别结果,进而提升了图像分割的精度(刘宗杰等, 2021)。U-Net 模型是最初应用于医学图像分割领域的一种全卷积神经网络模型 (Ronneberger et al., 2015)。在地球科学领域,U-Net 模型被广泛应用于构建多个物理变量场之间的相关关系的研究中,相较于传统的统计模型或动力模型,U-Net 模型的模拟性能也更为优越 (Sun et al., 2022; Zhu and Zhang, 2023)。最近, Du and Zhang (2024)使用 U-Net 模型重构了热带太平洋 SSTA 与海表风应力异常 (τ_o)之间的关系,并将其添加到一种中间型的耦合模式(Intermediate Coupled Model, ICM)中,结果表明,该模式能够更好地模拟 ENSO 的时空演变特征,验证了传统的动力模式与新兴的深度学习方法相结合的可行性。

热带太平洋海域表面风异常与海表温度、海平面气压和热对流的分布等要素密切相关 (Xuan et al., 2023)。因此,本研究构建了由热带太平洋海域的海表温度 (Sea Surface Temperature, SST)、海平面气压 (Sea Level Pressure, SLP)和大气层顶净热辐射通量 (Top Net Thermal Radiation, TTR)等数据集驱动的 U-Net 模型,并用其重构了该海域内的 10m 纬向风异常场 (10m U-Wind Anomaly, u_o)。TTR 定义为大气层顶在单位时间内接收到的热辐射(又称长波辐射)量,其数值等于向外长波辐射 (Outgoing Longwave Radiation, OLR)的相反数。随后,利用 WWBs 的判定依据分离出研究时段内热带太平洋海域上空出现的 WWBs,分析其时空分布特征,进而利用合成分析方法探究 WWBs 与 ENSO 之间的联系。本文的内容安排如下,第二节介绍本研究中使用的资料与方法。第三节描述了本研究的主要成果,首先基于不同指标评估了由不同数据集驱动的 U-Net 模型的模拟性能,并使用 U-Net 模型重构了一次 WWB 个例,随后分析了测试时段内 WWBs 的时空分布特征并与观测值作对比,最后分

析并揭示了 WWBs 与 ENSO 之间的联系。第四节则是结论与讨论。

2 资料与方法

2.1 资料

欧洲中期天气预报中心 (European Centre for Medium Range Weather Forecasts, ECMWF) 开发的第五代全球气候大气再分析资料 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Reanalysis v5, ERA5) 具有时空分辨率高、时间跨度长和数据精度高等特点(孟宪贵等, 2018; 薛亚楠等, 2023), 为神经网络模型的学习过程提供了足够的样本。因此, 本研究选用了 ERA5 资料中与 WWBs 及 ENSO 密切相关的热带太平洋海域 (110°E-91°W, 23°S-24°N) 的 10m 纬向风 (u)、SST、SLP 和 TTR 等物理量数据。为保证在神经网络模型的训练过程中有足够的训练样本, 选用了 1941-2022 年间共 82 年的逐小时再分析数据, 空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 。为节约计算资源、提高运算效率, 在模型训练前需对原始资料进行预处理, 即计算每日平均并对网格进行双线性插值, 最终处理为网格数为 48 (经向网格数) $\times$ 160 (纬向网格数)、空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$ 的逐日数据。在构建 U-Net 模型时, 由于这些具有不同量纲、不同分布形态和区间的数据易对模型训练过程产生影响。为消除这种影响, 降低模型的训练误差, 对模型输入的后三种数据进行 Z-Score 标准化处理 (李浩等, 2024)。这种标准化处理方法不会改变数据原有的分布形态, 可以使这三种物理量场在同一量纲下进行模型训练, 如 (1) 式所示:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

公式 (1) 中, x 为原始数据, μ 是整组数据的均值, σ 为整组数据的标准差, z 为标准化后的数据。

在模型的训练、微调、验证和测试的过程中, 既要保证训练集的样本长度足够长使得模型能够涵盖足够多的信息, 又要保证有足够多的测试集对模型进行模拟性能评估。因此, 本研究使用 1941-1992 年的 ERA5 再分析数据对 U-Net 模型进行训练, 随后使用 1993-1997 年的数据对 U-Net 模型进行微调, 以进一步提高模型的训练精度。然后, 对比 1998-2002 年观测值与 U-Net 模型输出值之间的差异以验证模型的模拟精度。最后, 通过输入 2003-2022 年的再分析数据测试 U-Net 模型以评估该模型对同期 u_a 场的模拟精度并进行后续研究。数据集的分割情况如表 1 所示。

177 表 1 本研究中使用的数据集及其用途

178 Tabel 1 The dataset used in this study and its purpose

数据用途	选用时段
训练集	1941-1992 年
微调集	1993-1997 年
验证集	1998-2002 年
测试集	2003-2022 年

179

180 2.2 ENSO 的定义及 ENSO 事件的选择

181 ENSO 事件主要包括代表暖位相的厄尔尼诺 (El Niño) 事件及代表冷位相的拉尼娜 (La
182 Niña) 事件，其表征为赤道附近东太平洋出现大面积的 SST 异常偏暖或偏冷现象。Niño3.4
183 指数定义为 Niño3.4 海区 (170°W-120°W, 5°S-5°N) 平均 SST 距平值，它往往作为 ENSO
184 事件的判定依据。根据中国气象局国家气候中心对 ENSO 事件的定义：若 3 个月滑动平均
185 的 Niño3.4 指数持续 5 个月以上超过 0.5°C时可以定义为一次 El Niño 事件；反之，若滑动平
186 均的 Niño3.4 指数持续 5 个月低于-0.5°C，则可以定义为一次 La Niña 事件。根据上述定义
187 计算了测试集时段内经 3 个月滑动平均处理后的 Niño3.4 指数，可以认为 2004-2005 年、
188 2009-2010 年、2015-2016 年、2018-2019 年出现了 El Niño 事件，2007-2008 年、2010-2011
189 年、2020-2021 年、2021-2022 年、2022-2023 年有 La Niña 事件的发生，其余时间热带太平
190 洋处于中性状态。

191

192 2.3 WWBs 及其特征物理量的定义

193 WWBs 通常由一系列的西风异常组成。理论上认为只有具有一定强度、空间尺度和持
194 续时间的西风异常才能推动西北太平洋暖池暖水东移并促进海洋 Kelvin 波的产生，进而有
195 助于 El Niño 事件的生成与发展 (庄镇, 2017)。然而，在前人的研究中，WWBs 的判定依据
196 存在着一定的差异 (Seiki and Takayabu, 2007; Gebbie et al., 2007; Lian et al., 2014)。在本研究
197 中，一次 WWB 事件出现需要同时满足以下三个条件：1) 5°S - 5°N 纬度带内平均 u_a 大于
198 4.0m/s；2) 满足 1) 条件的纬向连续区域的长度大于 10 度；3) 满足上述条件的持续时间大
199 于 2 日。值得注意的是，本文中的纬向风异常均是相对于热带太平洋地区的季节气候态而言
200 的，即在计算每日纬向风异常场时减去以该日为中心的前后共 91 日的滑动平均值。

首先，定义了一个 WWBs 指数以直观地描述 WWBs 的强度及其随时间的演变特征。WWBs 指数定义为赤道西太平洋海域 (150°E-170°E, 5°S-5°N)上空平均 u_a 值，这一海域是 WWBs 出现频次最高的区域，因此该海域的平均 u_a 值能近似反映 WWBs 的发生情况及其强度 (Wu et al., 2023)。此外，与 Gebbie et al. (2007) 类似，本研究给出了描述 WWBs 特征的各项物理量的定义：

1) WWBs 的频数 N ：一段时间内，研究区域内 WWBs 发生的次数；

2) WWBs 的持续时间 T (day)：对于单次 WWB 事件而言，持续时间 T 为满足 WWBs 判定依据的开始时次与结束时次之差；

3) WWBs 的累计天数 T_{acc} (day)：一段时间内，研究区域内 WWBs 发生的累计天数；

4) WWBs 的发生概率 P (day⁻¹)：

$$P = \frac{N_{t_0}}{T_0} \quad (2)$$

公式(2)中， N_{t_0} 表示以某一时间点 t_0 为中心 3 个月内 WWBs 发生的次数， T_0 表示这 3 个月的总天数。

5) WWBs 的平均振幅 $\bar{A}$ (m/s)：用于表征一段时间内 WWBs 的平均强度，可用如下式子表示：

$$\bar{A} = \frac{1}{T_{acc}} \sum u_{amax} \quad (3)$$

公式(3)中， T_{acc} 表示一段时间内 WWBs 的累计天数， u_{amax} 指每日最大西风异常风速值。

6) 单次 WWB 的纬向宽度 L_x (°lon E)：在一次 WWB 事件中，首先记录该事件中每日 5°N-5°S 纬度带内平均 $u_a > 4.0\text{m/s}$ 出现的最东端经度 lon_E 及最西端经度 lon_W 。随后，将平分 lon_E 与 lon_W 的经度记为该日 WWB 的中心经度 lon_M ，并记录该次 WWB 事件中 lon_M 的最东端 lon_{ME} 与最西端 lon_{MW} ，二者之差即为该 WWB 事件的纬向宽度 L_x ，即：

$$lon_M = \frac{1}{2}(lon_E + lon_W) \quad (4)$$

$$L_x = lon_{ME} - lon_{MW} \quad (5)$$

公式(4)中， lon_E 和 lon_W 表示每日热带太平洋海域 5°N 至 5°S 纬度带内平均 u_a 大于 4.0m/s 出现的最东端和最西端经度， lon_M 则为每日 WWB 事件的中心经度。公式 (5) 中 lon_{ME} 和 lon_{MW} 则为该次 WWB 事件过程中 lon_M 的最东端和最西端的经度。

7) 单次 WWB 的中心经度 x_0 ($^{\circ}$): 在一次 WWB 事件中, 将平分 lon_{ME} 与 lon_{MW} 的经度记为该次 WWB 事件的中心经度 x_0 , 即:

$$x_0 = \frac{1}{2}(lon_{ME} - lon_{MW}) + lon_{MW} \quad (6)$$

2.4 U-Net 模型结构

本研究使用 U-Net 模型构建热带太平洋海域的海洋和大气多变量场与海表 u_a 场之间的关系。在模型训练的过程中, 使用了少量样本对模型内部参数进行微调, 以获得更加精确的模型参数。由于热带太平洋海域 WWBs 的时空分布具有显著的季节性特征, 本研究逐月构建了 12 个 U-Net 模型以更准确地提取 WWBs 的季节分布特征。此外, 为避免出现仅进行单次试验引起的偶然性问题, 需对 U-Net 模型进行 15 次相互独立的训练、微调及验证操作后, 对 15 次试验得到的 u_a 场求其集合平均值以进行后续分析与讨论。

U-Net 模型由左侧的编码器模块 (Encoder) 和右侧的解码器模块 (Decoder) 组成, 二者通过中间的特征连接模块相连接。以使用大气和海洋多变量场重构热带太平洋海域 u_a 场的 U-Net 模型为例 (图 2)。在编码器模块中, 将热带太平洋海域 (110°E - 91°W , 23°S - 24°N) 的 SST、SLP 和 TTR 数据分别线性插值到一个尺寸为 48 (经向网格数) $\times$ 160 (纬向网格数) 的特征图 (图 2 中蓝色矩形) 中。为提取特征图中的信息并与对应的解码器路径上的特征图相连接, 应用了两个卷积模块 (图 2 中黄色箭头) 和一个尺寸为 2×2 的最大池化层 (图 2 中绿色箭头) 来增加特征图的数量并将其尺寸减半, 其中每个卷积模块均包含一个卷积核尺寸为 3×3 的卷积层、批量归一化和修正线性单元 (Rectified Linear Unit, ReLU) 激活函数模块。在卷积过程中, 卷积层通道数 (图 2 中蓝色矩形上方的数字) 的变化则意味着特征图的数量发生了改变。同时, 在每个模块中均引入了随机失活 (dropout) 机制, 它通过随机丢弃神经元单位的方式以防止过拟合和梯度消失问题的出现。其中, 每个模块都赋予了大小不同的随机失活率 (图 2 中蓝色矩形下方括号中的数字), 模块中包含的特征图数量越多, 该模块也应赋予越大的随机失活率。在重复四次上述编码操作后, 特征图的数量增加至 64, 其尺寸则缩小至 3 (经向网格数) $\times$ 10 (纬向网格数)。在最后一次编码操作中, 仅通过两次卷积操作将特征图的数量加倍至 128 而不改变特征图的尺寸大小。随后, 对特征图进行上采样 (up-conv) 操作 (图 2 中红色箭头) 并将其与对应的编码层输出结果相连接 (图 2 中灰色箭头)。在解码器中, 将拼接完成的特征图进行同样引入了随机失活机制的卷积操作, 特征图的数量减小为原先的一半。重复四次上述操作, 最终通过一个 1×1 的卷积层将特征图的尺寸还原为输入层的大小, 从而得到了一个格点数为 48×160 的热带太平洋海域 u_a 场。

本研究通过 Python 中的 Tensorflow 库构建了 U-Net 模型，并使用 Adam 优化器进行了模型训练。在模型训练的过程中，学习率 α 设置为 1×10^{-3} ，迭代数 (epoch) 设置为 150，同时引入了早停机制以防止过拟合现象的发生。在模型微调的过程中，学习率和迭代数分别降低至 1×10^{-5} 和 30，以获得更好的训练效果。另外，在模型训练和微调的过程中进行了交叉验证操作，即将训练集和微调集随机抽取约 90% 的数据对模型进行训练和微调，并使用剩余约 10% 的数据对训练集和微调集生成的参数进行测试，以确定模型参数应用于训练集和测试集之外的数据的可靠性。此外，选用了平均均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为模型训练的损失函数。最终，通过构建 U-Net 模型获得了热带太平洋海域大气和海洋多变量场与海表 u_o 场之间的非线性关系，如 (7) 式所示：

$$u_o = f(SST, SLP, TTR) \quad (7)$$

为全面地评估 U-Net 模型的模拟性能，选用了 Pearson 相关系数 (Correlation Coefficient, corr)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 等评估指标对 U-Net 模型的模拟性能进行评估：

$$corr = \frac{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})^2} \times \sqrt{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_i - x_i)^2} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - x_i| \quad (10)$$

在上述式子中， n 表示样本数， x_i 和 $\bar{x}$ 表示基于再分析资料得到的观测值及其平均值， y_i 和 $\bar{y}$ 表示基于 U-Net 模型得到的模型重构值及其平均值。

在进行后续试验前，需验证模型是否存在过拟合现象，使用验证集时段 (1998-2002 年) 的数据对模型进行验证。结果表明，在所有格点上，与同时段的 ERA5 再分析资料相比，模型模拟值的平均 corr 达到了 0.87，RMSE 也仅有 1.22。说明本研究构建的 U-Net 模型很好地克服了过拟合现象的发生，具有较好的可靠性。

3 结果

3.1 U-Net 模型模拟性能的评估

本节主要介绍 U-Net 模型对测试时段内 (即 2003-2022 年) 热带太平洋海域 u_a 场的重构结果。总体来看, U-Net 模型能较好地反演热带太平洋海域 u_a 的时空演变特征。图 3b 中 U-Net 模型重构的 u_a 的时空分布特征与图 3a 非常相似, 西风异常的大值区位置也大致重合, 但与再分析资料相比, 其极值强度偏小。在测试时段内, 热带中、西太平洋洋面上空西风异常和东风异常交替出现, 其活动规律与 ENSO 事件联系密切。例如, 在 2015-2016 年 El Niño 事件期间, 数次强而持续的 WWBs 在热带中、西太平洋出现, 并随时间不断向东扩展, 这为西北太平洋暖池表层暖水向东输送创造了有利条件, 从而促进了这次极端 El Niño 事件的形成与发展; 而在 2020-2022 年的三重 La Niña 事件期间, 热带中、西太平洋海表上空盛行异常东风, WWBs 极少发生, 抑制了热带西太平洋暖水向东扩展, 加强了热带东太平洋深层冷水上翻的程度, 从而有利于 La Niña 事件的发展与维持。

在对 U-Net 模型进行测试时, 选用 corr、RMSE 和 MAE 等评估指标对比基于再分析资料和 U-Net 模型得到的热带太平洋海域 u_a 场和 WWBs 的时空分布特征之间的差异, 进而评估模型的模拟性能, 以寻找最佳的 U-Net 模型。此外, 为探究输入数据集的差异对 U-Net 模型的模拟性能带来的可能影响, 设计了除输入数据集不同外, 其余参数设置大致相同的七组试验并分别对比它们的模拟性能差异。

在测试时段内, 约有 66.68% 的 WWBs 出现在 150°E 至 150°W 之间的赤道附近 (5°S - 5°N) 热带太平洋海域上空, 因此将该区域定义为 WWBs 关键区。通过观察 WWBs 关键区内各项评估指标的数值大小及其空间分布特征, 可以很好地评估不同模型对 WWBs 的模拟性能 (图 4 和图 5)。总体来看, 用于驱动 U-Net 模型的变量越多, 模型能够从中提取的有效信息越丰富, 模型的模拟性能也就越高, 越能反映出接近真实的 u_a 场的时空分布特征。同时, 对于由相同数量的物理量场驱动的模式而言, SLP 场的输入对模型模拟性能的提高效果最为显著, 其次是 TTR 场和 SST 场。其可能原因是与 SST 场和 TTR 场相比, SLP 场的信噪比更高, 能涵盖更多的大气变率信号。除此之外, 不同评估指标的空间分布特征也存在一定的差异。例如, 在赤道附近地区, 对于图 4 和图 5a、c 和 d 图所示的 U-Net 模型而言, 其相关系数在 WWBs 关键区所在的区域最高, 而均方根误差的低值区则出现在热带东太平洋冷舌海域; 添加了 SLP 场的 U-Net 模型在研究区域内尤其是区域边界的模拟性能进一步提高, 其可能原因是 SLP 场的加入使得模型能够接收到更多的大气信息, 与 SST 等海洋变量相结合后能更加真实地反映研究区域内的海气耦合过程, 从而能更加精确地反演出 u_a 场, 进一步

提升了模型对研究区域内 u_a 场的模拟性能。

为更加直观地评估模型对 WWBs 的模拟性能，基于各模型得到的 u_a 分布计算了 WWBs 指数的时间序列，并与基于再分析资料得到的 WWBs 指数的时间序列相比较（表 2）。与之前得到的结论类似，随着用于驱动 U-Net 模型的数据集种类的增加，模型对 WWBs 强度及其随时间的演变特征的模拟性能也不断提高。其中，SLP 场的加入对模型模拟性能的提升作用最为显著，与单一的 SST 场或 TTR 场驱动模型相比，SLP 场的加入使得 RMSE 值分别降低了 40.99% 和 19.14%。

表 2 基于不同变量场驱动的 U-Net 模型重构的 u_a 场得到的 WWBs 指数与基于再分析资料得到的 WWBs 指数之间的平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 及相关系数 (corr)

Tabel 2 The mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), and pearson correlation coefficient (corr) between the WWBs index obtained from the U-Net model reconstructed based on different variable fields and reanalysis data

输入变量场	MAE	RMSE	corr
SST	1.78	2.22	0.42
SLP	1.22	1.50	0.84
TTR	1.29	1.62	0.77
SST + TTR	1.33	1.68	0.76
SST + SLP	1.08	1.31	0.91
SLP + TTR	1.07	1.31	0.89
SST + SLP + TTR	0.70	0.88	0.94

总而言之，在测试时段内，由 SST、SLP 和 TTR 场同时驱动的 U-Net 模型的模拟性能优于其余模型，它能更加真实地再现热带太平洋海域 u_a 场及从中提取出的 WWBs 的时空演变特征。在 WWBs 关键区内，该模型重构的 u_a 场与基于再分析资料得到的 u_a 场之间的相关系数大于 0.80，且 RMSE 低于 1.50。因此，本研究选用由 SST、SLP 和 TTR 场同时驱动的 U-Net 模型进行后续研究工作。

3.2 WWB 个例的模拟

为进一步评估 U-Net 模型对测试时段内 WWBs 的发生、发展和衰退等过程的模拟能力，本节选取了 2015 年 12 月-2016 年 1 月间两次连续的 WWBs 个例，分别给出了观测和模型重构的 u_a 场的时空演变特征 (图 6)。观测表明，在 12 月 18 日，纬向西风异常在日界线附近的赤道太平洋上空出现，其面积不断扩展 (图 6a)。12 月 29 日前后，一个热带气旋在 (10°S, 170°W) 附近的南太平洋海域生成，加强了其环流西北侧的西风异常，进一步扩大了该 WWBs 的影响范围 (图 6b)。随后，该热带气旋逐渐向西南方向移动，至 1 月 5 日其中心已南移至 15°S 附近，其外围环流也逐渐远离赤道附近地区，此时 WWBs 的影响趋于结束 (图 6c)。然而，在 150°E 附近的热带海洋上空，有新生的纬向西风异常区域不断发展并东移，至 1 月 11 日该纬向西风异常中心已移动至日界线附近， $u_a > 4\text{m/s}$ 的区域面积也达到最大值。此时，以 10°S 纬线为界，在经向方向上形成了较大的 u_a 梯度，为热带气旋的生成提供了有利的环流条件 (图 6d)。在随后的几日内，一个热带气旋在 165°W 附近的南太平洋洋面上生成，并不断向西南方向移动 (图 6e)。随着该热带气旋远离 WWBs 关键区，满足 WWBs 定义阈值的区域面积逐渐缩小，这次 WWBs 逐渐减弱消失。总体来看，U-Net 模型能较好地模拟出这次 WWBs 事件的时空演变特征，模型重构的 u_a 场 (图 6f-j) 和基于再分析资料得到的 u_a 场 (图 6a-e) 间的差异较小。然而，U-Net 模型总体略高估了本次 WWBs 的影响范围，对本次 WWBs 的活动中心的位置的模拟也略偏西。总而言之，U-Net 模型在反演热带太平洋海域的 u_a 场及 WWBs 的时空演变方面是可靠的。

3.3 U-Net 模型重构的 WWBs 的时空分布特征

基于 U-Net 模型重构的 2003-2022 年热带太平洋海表 u_a 场，识别这 20 年间的 WWBs 并分析其时空分布特征和 WWBs 各项特征物理量的演变规律，进而与观测值作对比以评估 U-Net 模型对 WWBs 的模拟性能。总体而言，由海气多变量场驱动的 U-Net 模型能较好地重构出 WWBs 的年际变化趋势 (图 7)。首先，在测试时段内，基于再分析资料共识别出 158 次 WWBs，其累计日数为 980 天，即平均每年发生 7.9 次 WWBs，平均每年共有 49 天出现了 WWBs。U-Net 模型共重构出 154 次 WWBs，比观测值偏少约 2.53%；WWBs 的累计日数为 1018 天，比观测值偏多约 3.88%。同时，对于 WWBs 发生次数和累计日数的时间序列而言，基于观测和 U-Net 模型所得结果之间的相关系数分别达到了 0.954 和 0.988 (图 7)。此外，U-Net 模型也能准确地捕捉 El Niño 年 WWBs 数量多、累计日数多的特征 (如 2015-2016 年)，尽管仍然有部分年份 (如 2017 和 2019 年) U-Net 模型模拟出的 WWBs 发生次数及累计

日数与观测值之间的偏差稍大，但这不影响模型的模拟性能。综上所述，U-Net 模型能更好地模拟出 El Niño 事件期间的 WWBs，进而为更准确地预测 ENSO 事件提供了一种全新的工具。

通过计算 WWBs 的发生概率 (P) 的大小及其随时间的变化能直观地反映 WWBs 的年际变化特征 (图 8)。在测试集时段内，观测和 U-Net 模型重构的 P 均在 El Niño 事件期间达到峰值，表明 El Niño 年赤道太平洋地区西风活动异常活跃，这与之前的讨论一致。在非 El Niño 年份，WWBs 偶有发生，其发生概率普遍低于 0.05 day^{-1} 。进一步对比观测和 U-Net 模型重构的 P 的时间序列，二者之间的相关系数高于 0.85，且均方根误差仅为 0.0119，说明 U-Net 模型不仅能很好地反映 WWBs 的年际变化趋势，还能更贴近真实地模拟 WWBs 发生状况。然而，U-Net 模型总体上高估了 El Niño 事件期间 P 的峰值大小 (如 2009-2010 年和 2015-2016 年)。

进一步对比观测和 U-Net 模型重构的 WWBs 的季节分布特征 (图 9)。观测表明，WWBs 的时空分布具有明显的季节性特征，其中冬春季 WWBs 的发生次数多、累计日数多，平均强度较强。WWB 发生次数及累计时间均在 2 月和 10 月出现峰值，其中 2 月 WWBs 发生频率最高，累计日数也最多；夏季 WWBs 活动发生频率较低，其中 6 月份 WWBs 活动最不活跃 (图 9a)，这与前人的研究一致 (Harrison et al, 1997; 庄镇, 2017)。总体来看，U-Net 模型能较好地模拟 WWBs 的季节性特征，其时间分布与观测大致相同 (图 9b)。其中，模型对 7-12 月 WWBs 的时空分布情况模拟性能最佳，但对于 4-6 月 WWBs 的模拟结果与观测相差较大。另外，模型总体高估了夏季和冬季 WWBs 的发生次数及其累计日数，低估了春季 WWBs 的发生频率。此外，与之前的 WWBs 年际变化的模拟相比 (图 7)，U-Net 模型对 WWBs 季节分布的模拟性能稍差，但其相关系数仍大于 0.60。

为更好地描述 WWBs 的时空演变特征，进一步分析测试时段内 WWBs 的月平均累计日数 T_{acc} 、中心经度 x_0 、纬向宽度 L_x 和最大振幅 $\bar{A}$ 等物理量的变化特征 (图 10)。为便于研究，若某月没有 WWBs 的发生， T_{acc} 、 x_0 、 L_x 和 $\bar{A}$ 分别记为 0days、 110° E 、 0° 和 0m/s 。结果表明，在上述物理量中，U-Net 模型对 T_{acc} (图 10a) 的重构效果最好，其次是 L_x (图 10c) 和 $\bar{A}$ (图 10d)，其相关系数均大于 0.69，表明 U-Net 模型能很好地反演更接近真实的 WWBs 的累计日数、强度和空间位置等关键信息。同时，U-Net 模型能很好地捕捉 WWBs 各项物理量与 ENSO 之间的联系。观测和 U-Net 模型的模拟结果均表明，在 El Niño 事件期间 WWBs 的

T_{acc} 、 L_x 和 $\bar{A}$ 等物理量均出现峰值 (图 10a、c 和 d), 且 WWBs 的中心经度 x_0 不断增大 (图 10b), 说明 El Niño 事件往往伴随着热带中、西太平洋海表上空的数次强而持久的 WWBs 出现, 且 WWBs 的活动中心随时间不断东移。其中, 2015-2016 年 WWBs 的 T_{acc} 最多、 $\bar{A}$ 最高, L_x 也最大, 与该时段内出现的 El Niño 事件的极端性强度很好地对应 (图 10a、c 和 d)。值得注意的是, El Niño 事件必然伴随着 WWBs 的发生, 但 WWBs 的出现并不意味着一定有 El Niño 事件的发生。例如, 观测结果表明, 2014 年秋季, 在 150°E 与 170°W 之间的赤道太平洋洋面上空出现了数次强度较强的 WWBs (图 10a、b 和 d), 但由于当年春末夏初及秋、冬季缺乏足够强且持续时间长的 WWBs 支持 (图 10a), 不足以驱动足够暖水东移使得赤道东太平洋海表增温, El Niño 事件并没有在当年冬季出现。同样地, 本研究建立的深度学习模型也能很好地反演这次“失败的” El Niño 事件前期 WWBs 的分布特征(图 10), 为尝试将此模块应用于海气耦合模式以更好地模拟和预测 ENSO 事件的后续工作提供了重要的参考依据。

3.4 U-Net 模型重构的 WWBs 与 ENSO 之间的联系

使用观测和 U-Net 模型得到的 WWBs 指数分别计算了与观测得到的 Niño3.4 指数之间的超前-滞后相关性 (图 11)。结果表明, 由多变量场驱动的 U-Net 模型能准确地捕捉 WWBs 与 ENSO 事件的超前相关关系, 基于观测值与 U-Net 模型重构的超前-滞后相关系数序列之间的相关系数达到了 0.998。同时, 基于观测值和 U-Net 重构值计算的 WWBs 指数均在超前 Niño3.4 指数 2 个月时有着最好的相关性, 其相关系数超过了 0.50, 说明出现在热带西太平洋的 WWBs 信号将于 2 个月后显著影响 Niño3.4 区 SST 的变化, 因此超前 2 个月发生的 WWBs 对 El Niño 事件的发生及发展过程有着重要作用。

为具体研究 WWBs 在 ENSO 事件不同发展阶段的特征差异, 对测试时段内的 4 次 El Niño 事件期间计算得到的 WWBs 各项物理量进行了合成分析 (图 12)。结果表明, 在 El Niño 事件前期春季, 往往有数次 WWBs 发生, 其中心经度位于 150°E 附近 (图 12b), 纬向宽度约 15° (图 12c), 累计日数约 10 天 (图 12a)。这些 WWBs 持续推动热带西太平洋暖水向东输送, 为热带东太平洋表层海水增暖创造了有利条件。在 El Niño 事件发展期间, 150°E 至 170°E 附近的热带西太平洋上空异常西风活动频繁 (图 12a、b 和 e), 成为了 El Niño 事件发展的关键因素。在此期间, WWBs 的 T_{acc} 、 L_x 、 x_0 和 $\bar{A}$ 均于当年秋季达到峰值, 这很好地对应了当年冬季的 El Niño 事件峰值, 说明 El Niño 年秋季出现的不断东移且累计日数多、范

围广和强度大的 WWBs 有力地推动了 El Niño 事件的发展。在 El Niño 次年春季, 异常纬向西风活动迅速衰退, 这使得自西向东的海表暖水输送逐渐减弱, 热带东太平洋海域难以继续维持 SST 异常偏暖的状态, El Niño 事件也于数月内迅速衰退。总体而言, 基于多个海气物理量场构建的 U-Net 模型能很好地模拟与 ENSO 密切关联的 WWBs 的时空演变特征。然而, 观测值和 U-Net 模型重构值之间仍存在一定的差异 (图 12), 例如, 模型总体上高估了 6 月 WWBs 的各项物理量大小, 这与模型难以模拟 6 月 WWBs 的高变率特征有着密切的联系。

为进一步对比 El Niño 年与非 El Niño 年 WWBs 的时空分布特征的差异, 对测试时段内非 El Niño 年份 WWBs 的各项属性进行了合成分析 (图 13)。在非 El Niño 年, 1-2 月 WWBs 出现的次数仍较多, 但其 T_{acc} 、 $\bar{A}$ 和 L_x 等特征与 El Niño 年同期相比差别不大。然而, 在接下来的 3-12 月, 异常西风活动进入低谷期, WWBs 的各项特征在数值上均远远不及 El Niño 年同期。此时, 热带中、西太平洋缺乏强度足够强、累计日数足够多的 WWBs 支持, 赤道附近太平洋东西向的表层暖水输送强度受限, 这也是这些年份没有出现 El Niño 事件的重要原因之一。

综上所述, 由海气多变量场驱动的 U-Net 模型不仅能更加精确地反映再分析资料中体现的热带太平洋海域 WWBs 的时空分布特征, 还能很好地捕捉 WWBs 的关键特征, 能很好地描述 WWBs 与 ENSO 事件之间的超前相关关系。最为关键的是 U-Net 模型能很好地模拟出 El Niño 事件前期春季的一系列强而持续的 WWBs 对 El Niño 事件起到的关键触发作用。

4 结论和讨论

在过去的几十年间, 通常使用基于统计学方法和动力学方程构建的模型模拟和预测 ENSO, 但由于传统的统计学和动力学模式尚不能很好地表征 WWBs, 限制了对 ENSO 事件的模拟和预测能力 (Feng et al., 2022)。因此, 如何更真实地模拟更贴近观测的 WWBs 是提高 ENSO 的模拟和预测能力的关键 (Lian et al., 2018; Tan et al., 2020)。为解决这一问题, 一些学者尝试将基于“半随机”反馈机制构建的 WWBs 参数化方案和基于 SVD 方法构建的 WWBs 参数化方案嵌入海气耦合模式并应用于 ENSO 的模拟和预测工作中。研究表明, WWBs 参数化方案的引入能显著改善模式对 ENSO 的模拟和预测性能, 但对于 1997-98 年和 2015-16 年两次强 El Niño 事件峰值强度的模拟结果与观测存在偏差, 且低估了同期 WWBs 发生的数量及强度。同时, 不论是基于“半随机”反馈机制还是基于 SVD 方法给出的 WWBs 参数化方案, 它们只能提供 u_0 对 SSTa 的线性响应关系, 因此其模拟出的 WWBs 与观测值

相比仍有一定差距 (Gebbie and Tziperman, 2009; Tan et al., 2020)。本研究构建了一种 U-Net 模型用于表示热带太平洋海域 u_a 与 SST、SLP 和 TTR 之间的非线性关系, 并进一步分析热带太平洋 WWBs 与 ENSO 之间的联系。

首先, 评估了由不同预报因子组合 (SST、SLP 和 TTR) 驱动的 U-Net 模型对热带太平洋海域 u_a 的模拟性能并分析了它们之间的差异。研究表明, 在测试时段内, 随着用于驱动 U-Net 模型的预报因子数量的增多, 模型的模拟性能也逐渐增加, 其中由 SST、SLP 和 TTR 三种预报因子同时驱动的 U-Net 模型具有优异的模拟性能。同时, 该模型模拟的赤道附近 u_a 场与观测值相比, 在热带西太平洋海域具有较好的相关性, 而在热带东太平洋海域它们之间的 RMSE 较小。此外, SLP 场的加入能显著改进由单一 SST 场驱动的 U-Net 模型的模拟效果, TTR 场的加入对模型模拟性能也有着一定程度的提高, 这与 SLP 场的高信噪比、能涵盖绝大部分大气信息的特点有密切联系。

随后, 基于 U-Net 模型模拟的热带太平洋海域 u_a 提取了其中蕴含的 WWBs, 进一步计算并分析了 WWBs 的 N 、 T_{acc} 及其余各项属性 (P 、 x_0 、 L_x 和 $\bar{A}$) 的时空演变特征。结果表明, U-Net 模型能很好地给出测试时段内 WWBs 的年际分布及季节分布特征, 其对 WWBs 发生次数及累计日数的模拟偏差不足 4%。此外, U-Net 模型能很好地再现 WWBs 与 El Niño 事件之间的超前相关关系, 也能很好地给出 El Niño 年与非 El Niño 年之间 WWBs 时空分布特征的差异。不论是在 El Niño 事件期间还是非 El Niño 事件期间, U-Net 模型模拟的 WWBs 各项相关属性的时间演变与观测值之间有着很好的相关性, 其相关系数均高于 0.69。同时, U-Net 模型能很好地模拟出 El Niño 年前期 4-6 月出现的多次强度较强、累计日数较多的 WWBs 对 El Niño 事件的发生起到的关键触发作用。

然而, 受限于再分析资料的时间长度, 同时要保证训练集充足使得模型能模拟更真实的热带太平洋海域 u_a 场, 本研究选用的测试时段偏短 (仅有 20 年), 这在一定程度上限制了 U-Net 模型的模拟性能。除此之外, 本研究仅分析了 U-Net 模型对 WWBs 的模拟结果, 并未与传统的 WWB 参数化方案得到的同期 WWBs 进行对比。但事实上, 本文得到的结果可以与 You et al. (2023) 使用 CNN 模型得到的类似结果进行对比。结果表明, 与传统的基于 SVD 方法构建的 WWBs 参数化方案相比, U-Net 模型能更好地模拟接近观测值的 P 的时空演变特征及其峰值大小, 其 RMSE 值减小了约 17.36%。

总之, U-Net 模型能很好地捕捉热带太平洋海域场与海洋、大气多变量场之间的非线性关系, 也能较为准确地模拟 WWBs 与 ENSO 之间的非线性响应关系。同时, 相较于传统的

由单一物理量 (如 SST) 给出的 WWB 参数化方案, 本研究给出了一种使用多种海洋和大气物理量场对 WWBs 的重构方案, 并能模拟更贴近真实值的 WWBs 的时空分布特征。基于上述实验, 我们认为 U-Net 模型本身具有的从海量数据中提取不同变量间非线性特征的能力是它相对于传统的基于“半随机”反馈机制的方案和基于 SVD 方法的统计学方案更好地反演 WWBs 的关键, 这从 U-Net 模型能很好地反映热带太平洋 WWBs 与 ENSO 事件的联系中得到了具体的体现。因此, U-Net 模型与传统的 WWB 参数化方案相比具有显著的优势, 且有望通过将其引入到 ENSO 预测模型中以改善其对较强 ENSO 事件的模拟及预测能力。在后续研究中, 我们将尝试把新兴的 U-Net 模型与传统的海气耦合模式相结合, 通过替换模式内部的 WWBs 参数化方案以探究 U-Net 模型的引入对 ENSO 预测模式的模拟和预测性能的提升作用。

致谢

作者在本研究中使用了 ECMWF 发布的 ERA5 再分析资料 (<https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=download> [2024-09-29]), 审稿专家和编辑在本文修改与完善的过程中提出了宝贵意见, 在此一并表示感谢。

参考文献 (References)

- Bishop C M, 2007. Pattern recognition and machine learning[M]. 5th edition, Springer. doi: 10.1198/tech.2007.s518
- Bjerknes J, 1969. Atmospheric teleconnections from the equatorial Pacific[J]. Mon. Wea. Rev., 97: 163-172. doi: 10.1175/1520-0493(1969)0972.3.CO;2
- Boschat G, Terray P, Masson S, 2013. Extratropical forcing of ENSO[J]. Geophys. Res. Lett., 40(8): 1605-1611. doi: 10.1002/grl.50229
- Cai W J, Wang G J, Dewitte B, et al. 2018. Increased variability of eastern Pacific El Niño under greenhouse warming[J]. Nature, 564(7735): 201-206. doi: 10.1038/s41586-018-0776-9
- Chen D K, Zebiak S E, Busalacchi A J, et al. 1995. An improved procedure for El Niño forecasting: implications for predictability[J]. Science, 269(5231): 1699-1702. doi: 10.1126/science.269.5231.1699
- Chen D K, Lian T, Fu C B, et al. 2015. Strong influence of westerly wind bursts on El Niño

diversity[J]. *Nat. Geosci.*, 8(5): 339-345. doi: 10.1038/NGEO2399

Diaz H F, Hoerling M P, Eischeid J K, 2001. ENSO variability, teleconnections and climate change[J]. *Int. J. Climatol.*, 21:1845-1862

丁一汇, 2016. 2014-2016 年超强 El Niño 事件的发生发展过程与机理分析[J]. *大气科学学报*, 39(6): 722-734. Ding Yihui, 2016. Analysis of the process and mechanisms of genesis and development for 2014-2016 mega El Niño event[J]. *Transactions of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 39(6): 722-734, doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20161028003

Du S Y, Zhang R H, 2024. U-Net models for representing wind stress anomalies over the tropical Pacific and their integrations with an intermediate coupled model for ENSO studies[J]. *Adv. Atmos. Sci.* doi: 10.1007/s00376-023-3179-2

Eisenman I, Yu L, Tziperman E, 2005. Westerly wind bursts: ENSO's tail rather than the dog[J]. *J. Climate.*, 18(24): 5224-5238. doi: 10.1175/JCLI3588.1

Feng L, Lian T, 2018. Assessing the relationship between MJO and equatorial Pacific WWBs in observations and CMIP5 models[J]. *J. Climate.*, 31(16): 6393-6410. doi: 10.1175/JCLI-D-17-0526.1

Feng Y, Hu J, Huang T Q, et al. 2022. Transformer for El Niño-southern oscillation prediction[J]. *IEEE Geosci. Remote S.*, 19: 1003305. doi: 10.1109/LGRS.2021.3100485

Ferster B S, Fedorov A V, Guilyardi E, et al. 2023. The effect of Indian ocean temperature on the Pacific trade winds and ENSO[J]. *Geophys. Res. Lett.*, 50(20): e2023GL103230. doi: 10.1029/2023GL103230

傅云飞, 黄荣辉, 1997. 东亚西风异常活动对热带西太平洋西风爆发及 ENSO 发生的作用[J]. *大气科学*, 21(4): 102-109. Fu Yunfei, Huang Ronghui, 1997. Impacts of westerly anomalies over east Asia on westerly burst over the western tropical and the occurrence of ENSO events[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 21(4): 102-109, doi: 10.1088/0256-307X/13/9/012

高川, 陈茂楠, 周路, 等. 2022. 2020-2021 年热带太平洋持续性双拉尼娜事件的演变[J]. *中国科学: 地球科学*, 52(12): 2353-2372. Gao Chuan, Chen Maonan, Zhou Lu, et al. 2022. The 2020-2021 prolonged La Nina evolution in the tropical Pacific[J]. *Science China Earth Sciences (in Chinese)*, 65(12): 2248-2266, doi: 10.1360/N072022-0105

高川, 王宏娜, 陶灵江, 等, 2017. IOCAS ICM 及其 ENSO 实时预测试验和改进[J]. *海洋与湖*

535 沼, 48(6): 1289-1301. Gao Chuan, Wang Hongna, Tao Lingjiang, et al., 2017. The IOCAS
 536 ICM and its improvements in real-time ENSO predictions[J]. *Oceanologia et Limnologia*
 537 *Sinica* (in Chinese), 48(6): 1289-1301, doi: 10.11693/hyhz20170500132
 538 Gebbie G, Eisenman I, Wittenberg A, et al. 2007. Modulation of westerly wind bursts by sea
 539 surface temperature: a semistochastic feedback for ENSO[J]. *J. Atmos. Sci.*, 64(9):
 540 3281-3295. doi: 10.1175/JAS4029.1
 541 Gebbie G, Tziperman E, 2009. Predictability of SST-modulated westerly wind burst[J]. *J. Climate.*,
 542 22: 3894-3909. doi: 10.1175/2009JCLI2516.1
 543 Gebbie G, Tziperman E, 2009. Incorporating a semi-stochastic model of ocean-modulated
 544 westerly wind bursts into an ENSO prediction model[J]. *Theor. Appl. Climatol.*, 97(1-2):
 545 65-73. doi: 10.1007/s00704-008-0069-6
 546 Gers F A, Schmidhuber J, Cummins F, 2000. Learning to forget: continual prediction with
 547 LSTM[J]. *Neural Comput.*, 12(10): 2451-2471. doi: 10.1162/089976600300015015
 548 Ham Y, Kim J, Luo J J, 2019. Deep learning for multi-year ENSO forecasts[J]. *Nature*, 573(7775):
 549 568-572. doi: 10.1038/s41586-019-1559-7
 550 Harrison D E, Vecchi G A, 1997. Westerly wind events in the tropical Pacific, 1986-95[J]. *J.*
 551 *Climate.*, 10: 3131-3156. doi: 10.1175/1520-0442(1997)010<3131:WWEITT>2.0.CO;2
 552 Hayashi M, Watanabe M, 2019. Importance of background seasonality over the eastern equatorial
 553 Pacific in a coupled atmosphere-ocean response to westerly wind events[J]. *Climate Dyn.*,
 554 52(12): 7309-7327. doi: 10.1007/s00382-016-3481-0
 555 贺圣平, 王会军, 李华, 2021. 机器学习的原理及其在气候预测中的潜在应用[J]. *大气科学*
 556 *学报*, 44(1): 26-38. He Shengping, Wang Huijun, Li Hua, 2021. Machine learning and its
 557 potential application to climate prediction[J]. *Transactions of Atmospheric Sciences* (in
 558 Chinese), 44(1): 26-38, doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20201125001
 559 Hochreitr S, Schmidhuber J, 1997. Long short-term memory[J]. *Neural Comput.*, 9(8): 1735-1780.
 560 doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
 561 李崇银, 穆明权, 1999. 厄尔尼诺的发生与赤道西太平洋暖池次表层海温异常[J]. *大气科学*,
 562 23(5): 513-521. Li Chongyin, Mu Mingquan, 1999. El Niño occurrence and sub-surface
 563 ocean temperature anomalies in the Pacific warm pool[J]. *Transactions of Atmospheric*
 564 *Sciences* (in Chinese), 23(5): 513-521, doi: CNKI:SUN:DQXK.0.1999-05-000

565 李崇银, 穆穆, 周广庆, 等. 2008. ENSO 机理及其预测研究[J]. 大气科学, 32(4): 761-781. Li
566 Chongyin, Mu Mu, Zhou Guangqing, et al. 2008. Mechanism and prediction studies of the
567 ENSO[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 32(4): 761-781, doi:
568 10.3878/j.issn.1006-9895.2008.04.06

569 李浩, 赵青, 崔辰州, 等. 2024. 基于 CNN 与 LSTM 复合深度模型的恒星光谱分类算法[J].
570 光谱学与光谱分析, 44(06): 1668-1675. Li Hao, Zhao Qin, Cui Chenzhou, et al., 2024. A
571 stellar spectrum classification algorithm based on CNN and LSTM composite deep learning
572 model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 44(06): 1668-1675, doi:
573 10.3964/j.issn.1000-0593(2024)06-1668-08

574 Li X, Feng M, Ran Y H, et al. 2023. Big Data in Earth system science and progress towards a
575 digital twin[J]. Nat. Rev. Earth Env., 4: 319-322. doi: 10.1038/s43017-023-00409-w

576 Lian T, Chen D, Tang Y, et al. 2014. Effects of westerly wind bursts on El Niño: A New
577 Perspective[J]. Geophys. Res. Lett., 41: 3522-3527. doi: 10.1002/2014GL059989

578 Lian T, Tang Y, Zhou L, et al. 2018. Westerly wind bursts simulated in CAM4 and CCSM4[J].
579 Climate Dyn., 50(3-4): 1353-1371. doi: 10.1007/s00382-017-3689-7

580 刘海龙, 张学洪, 李薇, 2001. 西风爆发时赤道西太平洋热量平衡的诊断分析[J]. 大气科学,
581 25(3): 303-316. Liu Hailong, Zhang Xuehong, Li Wei, 2001. A Diagnosis of the heat
582 balance in the western equatorial Pacific warm pool during the westerly wind bursts[J].
583 Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 25(3): 303-316, doi:
584 10.3878/j.issn.1006-9895.2001.03.02

585 刘宗杰, 贺锡雷, 张祖豪, 等. 2021. 基于 3D U-Net 全卷积神经网络的低序级断层识别技术
586 [J]. 地球物理学进展, 36(6): 2519-2530. Liu Zongjie, He Xilei, Zhang Zuhao, etc, 2021.
587 Low-order fault identification technique based on 3D U-Net full Convolutional Neural
588 Network (CNN)[J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(6): 2519-2530, doi:
589 10.6038/pg2021EE0440

590 Lopez H, P.Kirtman B, Tziperman E, et al. 2013. Impact of interactive westerly wind bursts on
591 CCSM3[J]. Dyn. Atmos. Oceans, 59: 24-51. doi: 10.1016/j.dynatmoce.2012.11.001

592 孟宪贵, 郭俊建, 韩永清, 2018. ERA5 再分析数据适用性初步评估[J]. 海洋气象学报, 38(1):
593 91-99. Meng Xiangui, Guo Junjian, Han Yongqing, 2018. Preliminarily assessment of
594 ERA5 reanalysis data[J]. Journal of Marine Meteorology (in Chinese), 38(1): 91-99, doi:

595 10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2018.01.011
 596 Menkes C E, Lengaigne M, Vialard J, et al. 2014. About the role of westerly wind events in the
 597 possible development of an El Niño in 2014[J]. *Geophys. Res. Lett.*, 41: 6476-6483. doi:
 598 10.1002/2014GL061186
 599 Ren H L, Zheng F, Luo J J, et al. 2020. A review of research on tropical air-sea interaction, ENSO
 600 dynamics, and ENSO prediction in China[J]. *J. Meteor. Res.*, 34(1): 43-62. doi:
 601 10.1007/s13351-020-9155-1
 602 Ronneberger O, Fischer P, Brox T, 2015. U-net: Convolutional networks for biomedical image
 603 segmentation[J]. *International Conference on Medical Image Computing and*
 604 *Computer-Assisted Intervention*, Berlin, Springer International Publishing: 234-241. doi:
 605 10.1007/978-3-319-24574-4_28
 606 Seiki A, Takayabu Y, 2007. Westerly wind bursts and their relationship with intraseasonal
 607 variations and ENSO[J]. Part I: Statistics. *Mon. Wea. Rev.*, 135: 3325-3345. doi:
 608 10.1175/MWR3477.1
 609 Sun N, Zhou Z, Li Q, et al. 2022. Spatiotemporal prediction of monthly sea subsurface
 610 temperature fields using a 3D U-Net-based model[J]. *Remote Sens.*, 14: 4890. doi:
 611 10.3390/rs14194890
 612 Tan X, Tang Y, Lian T, et al. 2020. A study of the effects of westerly wind bursts on ENSO based
 613 on CESM[J]. *Climate Dyn.*, 54(1): 885-899. doi: 10.1007/s00382-019-05034-2
 614 Tan X, Tang Y, Lian T, et al. 2020. Effects of semistochastic westerly wind bursts on ENSO
 615 predictability[J]. *Geophys. Res. Lett.*, 47: e2019GL086828. doi: 10.1029/2019GL086828.
 616 Verbickas S, 1998. Westerly wind bursts in the tropical Pacific[J]. *Weather*, 53: 282-284. doi:
 617 10.1002/j.1477-8696.1998.tb06401.x
 618 Wu Y, Hong C, Li T, et al. 2023. Role of low-frequency wind variability in inducing WWBs
 619 during the onset of super El Niños[J]. *Climate Dyn.*, 60(1-2): 239-255. doi:
 620 10.1007/s00382-022-06322-0
 621 薛亚楠, 马灵玲, 王宁, 等. 2023. 基于 ERA5 海洋再分析资料的卫星热红外辐射定标方法精
 622 度评估[J]. *遥感学报*, 27(5): 1150-1165. Xue Yanan, Ma Lingling, Wang Ning, et al.
 623 2023. Accuracy evaluation of the satellite thermal infrared radiometric calibration method
 624 based on ERA5 ocean reanalysis data[J]. *National Remote Sensing Bulletin (in Chinese)*,

27(5): 1150-1165, doi: 10.11834/jrs.20221615

You L, Tan X, Tang Y, 2023. Construction of deep-learning based WWBs parameterization for ENSO prediction[J]. *Atmos. Res.*, 289: 106770. doi: 10.1016/j.atmosres.2023.106770

Zebiak S E, Cane M A, 1987. A model El Niño-southern oscillation[J]. *Mon. Wea. Rev.*, 115(10): 2262-2278. doi: 10.1175/1520-0493(1987)1152.0.CO;2

张人禾, 周广庆, 巢纪平, 2003. ENSO 动力学与预测[J]. *大气科学*, 27(4): 674-688. Zhang Renhe, Zhou Guangqing, Chao Jiping, 2003. On ENSO dynamics and its prediction[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 27(4): 674-688, doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2003.04.16

Zhang, R H, 2015: A hybrid coupled for the Pacific ocean-atmosphere system: Part I: Its Formalism and Basic Performance[J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 32: 301-318, doi: 10.1007/s00376-014-3266-5

张荣华, 2024. 用于厄尔尼诺-南方涛动 (ENSO) 研究的海气耦合模式综述: 中间型和混合型模式[J]. *海洋与湖沼*, 55(01): 1-23. Zhang Ronghua, 2024. A review of progress in coupled ocean-atmosphere model developments for ENSO studies: intermediate coupled models and hybrid coupled models[J]. *Oceanologia et Limnologia Sinica (in Chinese)*, 55(01): 1-23, doi: 10.11693/hyhz20230600120

Zhang R H, Gao C, 2016. The IOCAS intermediate coupled model (IOCAS ICM) and its real-time predictions of the 2015-16 El Niño event[J]. *Sci. Bull.*, 66(13): 1061-1070. doi: 10.1007/s11434-016-1064-4

张荣华, 高川, 王宏娜, 等. 2021. 中间型海洋-大气耦合模式及其 ENSO 模拟和预测[M]. 北京: 科学出版社: 1-267. Zhang Ronghua, Gao Chuan, Wang Hongna, et al. 2021. Intermediate ocean atmosphere coupling model and its ENSO simulation and prediction (in Chinese) [M]. Beijing: Science Press: 1-267

Zhang R H, Gao C, Feng L C, 2022. Recent ENSO evolution and its real-time prediction challenges[J]. *Natl. Sci. Rev.*, 9(4): nwac052. doi: 10.1093/nsr/nwac052

Zhang R H, Rothstein L M, Busalacchi A J, 1998. Origin of upper-ocean warming and El Niño change on decadal scales in the tropical Pacific Ocean[J]. *Nature*, 391: 879-883

张荣华, 王凡, 2016. 海洋多尺度和多圈层过程及其相互作用研究: 一个应用于厄尔尼诺模拟和预报的成功范例[J]. *中国科学院院刊*, 31(12): 1308-1315. Zhang Ronghua, Wang

655 Fan, 2016. Oceanic studies on multi-scale and multi-sphere processes and their interactions:
656 A successful example for El Niño simulation[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences
657 (in Chinese), 31(12): 1308-1315, doi: 10.16418/j.issn.1000-3045.2016.12.004.

658 Zhang R H, Yu Y, Song Z, et al. 2020. A review of progress in coupled ocean-atmosphere model
659 developments for ENSO studies in China[J]. J. Oceanol. Limnol., 38(4): 930-961. doi:
660 10.1007/s00343-020-0157-8

661 Zhang R H, Zebiak S E, Kleeman R, et al. 2003. A new intermediate coupled model for El Niño
662 simulation and prediction[J]. Geophys. Res. Lett., 30(19): 2012

663 张延彪, 宋林烨, 陈明轩, 等. 2022. 基于卷积神经网络的京津冀地区高分辨率格点预报偏差
664 订正试验[J]. 大气科学学报, 45(6): 850-862. Zhang Yanbiao, Song Linye, Chen
665 Mingxuan, et al. 2022. A study of error correction for high-resolution gridded forecast
666 based on a convolutional neural network in the Beijing-Tianjin-Hebei region, Transactions
667 of Atmospheric Sciences (in Chinese), 45(6): 850-862. doi:
668 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20220615001

669 Zhou L, Zhang R H, 2023. A Self-attention-based neural network for three-dimensional
670 multivariate modeling and its skillful ENSO predictions[J]. Sci. Adv., 9(10): eadf2827. doi:
671 10.1126/sciadv.adf2827

672 Zhu Y, Zhang R H, 2023. A deep learning-based U-Net model for ENSO-related precipitation
673 responses to sea surface temperature anomalies over the tropical Pacific[J]. Atmos. Ocean.
674 Sci. Lett., 16: 100351. doi: 10.1016/j.aosl.2023.100351

675 庄镇, 2017. 赤道太平洋西风爆发事件的时空特征分析及其在 CMIP5 中的模拟分析[D]. 中
676 国科学院海洋研究所硕士学位论文. Zhuang Zhen, 2017. Spatial and temporal feature
677 of equatorial Pacific westerly wind burst event and its evolution analysis in CMIP5[D]. M.
678 S. thesis (in Chinese), Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences.

679