基于物理和深度学习的海洋-大气耦合模式 及其在 ENSO 研究中的应用

张荣华 周路 高川 杜双盈 朱聿超 南京信息工程大学海洋科学学院等



1997年12月SST年际异常: El Nino







基于物理的 ENSO 模式及预测

基于 Transformer 的 ENSO模型

物理模式和数据驱动模型的融合

物理模式中引入深度学习(DL)方法
 DL模型中引入物理模式(约束)

2

5

2

3

4

总结与讨论

2024年清华大学国际暑期学校

融合人工智能海表风场和海洋动力过程的 混合型海气耦合模式及其对 ENSO 的模拟

张荣华 杜双盈 周路 高川 南京信息工程大学海洋科学学院 2024年8月 北京



01 研究背景与目的 02 表征海表风应力的 U-Net 模型 03 U-Net 风场与海洋模式间的耦合 04 研究结果 ▶ U-Net 风应力模型的测试结果 ▶ 基于 Ocean-only 的模拟评估 ▶ 耦合模式对 ENSO 的模拟结果

05 总结与讨论

•研究背景与目的•

- ENSO等年际气候变率的模拟和预测是全 球气候变化研究的重要组成部分。
- 为了合理模拟和准确预测ENSO,国际上 开发了很多基于地球流体动力方程的海 气耦合模式。其中,由中国科学院海洋 研究所开发并命名的中间型海气耦合模 式(IOCAS ICM)能够提前6~12个月对 ENSO进行实时预测,其结果收录于美国 哥伦比亚大学国际气候研究所(IRI)。
- 但基于物理的动力模式仍存在误差和不
 确定性

2023-24年Niño 3.4 SSTA的预测结果



● 研究背景与目的●



2. 模式误差修正



Kim et al., 2021

3. 构建模式参数化方案



Zhu and Zhang et al., 2022

4. 变量重构



Su et al., 2022

研究背景与目的●

- U-Net模型等神经网络可以构建物理量之间的隐含映射关系,实现海洋变量的重构和表征:
- Xie等人提出了一种用于重建南海次表层温度场的注意力U-Net模型,得到了时空分辨率较高的重建结果。 (1)
- Su等人利用ConvLSTM模型重构了全球海洋的表层以下温度,得到了质量较高的深海遥感数据集。 (2)



(Xie et al., 2022)

•研究背景与目的•

- 在数值模式中,通过神经网络**捕捉不同变** 量之间的非线性关系可以在一定程度上减小模拟和预测的偏差:
- Zhou & Zhang(2023)基于改进的
 Transformer 模型和独特设计的时空注意力
 模块,率先成功构建了数据驱动的热带太
 平洋海洋-大气系统三维(3D)多变量场预
 测模型(3D-Geoformer)。
- ② Zhu & Zhang(2023)利用U-Net模型构建了
 年际降水变率对SSTA的非线性响应模型,
 其性能优于基于EOF的统计方法。



3D-Geoformer预测(Zhou and Zhang, 2023)

•研究背景与目的•

- 在数值模式中,通过神经网络捕捉不同变
 量之间的非线性关系可以在一定程度上减
 小模拟和预测的偏差:
- Zhou & Zhang(2023)基于改进的Transformer 模型和独特设计的时空注意力模块,率先 成功构建了数据驱动的热带太平洋海洋-大 气系统三维(3D)多变量场预测模型(3D-Geoformer)。
- ② Zhu & Zhang(2023)利用U-Net模型构建了年 际降水变率对SSTA的非线性响应模型,其 性能优于基于EOF的统计方法。

Keypoint:

- >> 如何利用神经网络表征热带太平洋 中SSTA与风应力异常之间的关系?
- > 如何将海气耦合模式与神经网络进行有效融合?
- ➢所构建的混合模型能否合理·模拟和 预测ENSO事件?

<u>最近关于人工智能方面的工作: 预测、可预报性、重构、参数化</u>

• Zhou, Lu and R-H Zhang, 2024: ENSO-related precursor pathways of interannual thermal anomalies identified using a transformer-based deep learning model in the tropical Pacific. *Geophys. Res. Lett.*,

DOI: 10.1029/2023GL107347

- Zhang R.-H., Lu Zhou, Gao, Chuan, 2024: A transformer-based coupled ocean-atmosphere model for ENSO studies, Science Bulletin, DOI: 10.1016/j.scib.2024.04.048.
- Gao, Chuan, Lu Zhou, and Rong-Hua Zhang, 2023: A transformer-based deep learning model for successful predictions of the 2021 second-year La Niña condition, *Geophys. Res. Lett.*, doi: 10.1029/2023GL104034
- Zhu, Yuchao, Rong-Hua Zhang, 2023: A deep learning-based U-Net model for ENSO-related precipitation responses to sea surface temperature anomalies over the tropical Pacific,

Atmospheric Oceanic Science Letters, doi.org/10.1016/j.aosl.2023.100351

- Zhou, Lu and Rong-Hua Zhang, 2023: A self-attention-based neural network for three-dimensional multivariate modeling and its skillful ENSO predictions. *Science Advances*, 9(10), DOI: 10.1126/sciadv.adf2827
- Zhou, Lu, Chuan Gao, Rong-Hua Zhang, 2023: A spatiotemporal three-dimensional CNN model for ENSO predictions: A test case for the 2020-2021 La Nina conditions, *Atmospheric Oceanic Science Letters*, doi.org/10.1016/j.aosl.2023.100330.
- Zhu, Yuchao, Rong-Hua Zhang, James N Moum, Fan Wang, Xiaofeng Li, Delei Li, 2022: Physics-informed Deep Learning Parameterization of Ocean Vertical Mixing Improves Climate Simulations, *National Science Review*, 9(8), nwac044, <u>doi.org/10.1093/nsr/nwac044</u>
- Zhou, Lu and Rong-Hua Zhang, 2022: A hybrid neural network model for ENSO prodiction in combination with principal oscillation pattern analyses, Adv. Atmos. Sci., 39: 889-902. doi: 10.1007/s00376-021-1368-4

最近关于人工智能应用方面的进展:

基于DL模式与动力模式融合的混合建模

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

•表征海表风应力的U-Net模型•

■ U-Net 模型结构



▶ 特点: 编码器-解码器结构

- Encoder (特征提取):两
 个3x3的卷积层、一个2x2的
 最大池化层
- Decoder (上采样): 一个
 上采样的卷积层、一个特征
 拼接层、两个3x3的卷积层

代码: <u>https://tf-</u>

unet.readthedocs.io/en/latest/installation.html

U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation (Ronneberger et al, 2015)

•表征海表风应力的U-Net模型•

■ U-Net 模型



- ➢ 加入dropout函数
- ➤ 进行学习率为1×10⁻⁵的微 调 (fine-tune)
- 纬向和经向风应力异常被
 分别作为输出进行训练
- 建立12个月考虑季节变化
 的U-Net模型

$$\begin{cases} Ua = f_{ua} (Ta). \\ Va = f_{va} (Ta). \end{cases}$$

Ta代表SSTA,Ua和Va分 别代表纬向和经向风应力 异常,f代表它们之间的非 线性关系。

•U-Net风场与海洋模式间的耦合•



•U-Net风场与海洋模式间的耦合•

■ 融合模式: ICM-UNet

U-Net模型取代基于SVD构建的统计模型,构建ICM-UNet:

主要包括一个动态海洋模型、SSTA模型、用于次表层海水上卷到混合层的温度(Te)的统计模型;用于表征风应力异常的U-Net模型(季节性不考虑(U-Net_{ann})和考虑(U-Net_{mon}):ICM-UNet_{ann},ICM-UNet_{mon})



1. U-Net 模型的测试结果再分析和U-Net模型反演得到的沿赤道纬向风应力异常







在El Niño期间,太平洋中西 部首先爆发强烈的西风异常, 随后逐渐向东移动并减弱; 在La Niña期间,太平洋中部 产生持续的东风异常。

1. U-Net 模型的测试结果



在SSTA和风应力异常变化明显的地区,误差较小,相关度较高。赤道东太平洋附近的RMSE较低,大多在0.15以下;赤道西太平洋附近的Corr较高,一般大于0.5。

测试结果与再分析数据之 ←间的均方根误差(RMSE) 和相关系数(Corr)

1. U-Net 模型的测试结果: El Niño期间SSTA(填色)和风应力异常(箭头)的水平分布



-2



 U-Net模型得到的风应力年际异常与再 分析数据的变化基本一致,证明了测 试结果的可靠性和模型的实用性。

西风异常首先出现在西太平洋,随着El Niño事件的加剧,源自日界线附近的SST 暖异常逐渐向东扩展,而中太平洋的西风 异常和跨赤道信风则不断加强。

U-Net模型是表征SSTA与风 应力异常之间关系的可靠工具。

模式性能评估

2. 基于 Ocean-only 模拟评估:分别用U-Netann、U-Netmon和SVD统计风应力模块强迫IOM



IOM-UNet_{ann}和
 IOM-UNet_{mon}更精确地模拟
 Niño3.4 SSTA的振幅和周期。
 IOM-UNet_{ann}和 IOM-UNet_{mon}
 模拟的相变期为6-7月,但IOM SVD模拟的SSTA在7月再次上升,
 相变则延迟到11-12月。

(a-d) 再分析及模拟得到的SST异常场沿赤道的纬圈-时间分布;(e) 1997-1998年Niño3.4区的SSTA时间序列

2. 基于 Ocean-only 模拟评估: El Niño期间SSTA的水平分布



● 从1997年7月到1998年1月, 赤道东太平洋的暖SSTA 持续扩大,并在接下来的 几个月中逐渐减弱。 其中, IOM-UNet_{ann}和 IOM-UNetmon模拟的 SSTA最大值都集中在赤 道东太平洋和秘鲁沿岸。 相比之下, IOM-SVD模 拟的SSTA的极值中心略 微偏西。

2. 基于 Ocean-only 模拟评估

- IOM-UNet_{ann}模拟结果的RMSE普遍小于IOM-SVD,特别是在赤道太平洋中部。
- IOM-UNet_{mon}的模拟更加准确, RMSE小于IOM-SVD的地区占80%以上, 且二者 在东部的差异较小。

SSTA的 RMSE及其差值(1996-2010)



3. 基于 Ocean-only 模拟评估

使用U-Net模型得到的风应力异常作为强迫场时,模式可以对典型的El Niño事件进行合理的模拟,并减少中太平洋的模拟偏差。

SST的RMSE及其差值(1996-2010)



3. 耦合模式对 ENSO 的模拟结果



- 展示出大气和海洋变量的年际振荡,证明了神经网络与海气耦合模式融合的可行性。
- SSTA最大的异常值集中在热带太 平洋中东部,而纬向风应力异常 的最大值位于日界线附近。
- ICM-UNet_{ann} 和ICM-UNet_{mon} 的模拟结果具有相似的时空特征。

模拟得到的变量异常场沿赤道的 纬圈-时间分布。左列利用未区 分季节变化性的U-Net_{ann};右列 利用季节变化性的U-Net_{mon}。

ICM-UNet_ann

13

11

15 17 19

17 19

15

3

Year

3. 耦合模式对 ENSO 的模拟结果

ICM及ICM-Unet 中 SSTA异常演变

● ICM-UNet合理表征热带 太平洋 SST 的年际变化。

ICM-UNet得到的结果具有 明确的3.5年周期,而且振幅 较大的区域出现在东太平洋。

3. 耦合模式对 ENSO 的模拟结果

SSTA的STD空间分布

• ICM-UNet可以合理捕捉赤道 东太平洋年际SST变率的结构 和振幅。

3

2

_ ∩

- ICM-UNet的模拟结果更好地再 现了东太平洋的最大变率中心, 但STD的变化幅度相比于观测 结果偏大。
- 在ICM-UNet_{mon}的模拟结果中, STD的变化幅度略有减弱,更 接近于观测结果。

3. 耦合模式对 ENSO 的模拟结果

- ICM-UNet的模拟结果显示了ENSO的季节锁相特征,且STD的振幅更接近观测值。
- ICM-UNet得到的模拟结果在主周期和频谱范围方面更加符合实际情况。

Niño3.4 区SST异常的STD季节性变化及功率谱

3. 耦合模式对 ENSO 的模拟结果

ICM-UNet模拟的SSTA具有合理的时空变化特征, 证明了神经网络与海气耦合模式融合的可行性。

Niño3.4 区SST异常的STD季节性变化及功率谱

总结与讨论

首次成功实现了神经网络与基于物理过程的海气耦合模式间有效融合, 为AI模型与动力模式间的混合建模提供了一种示范框架。

- 利用U-Net模型表征热带太平洋SSTA与风应力异常之间的关系,并使用训练好的U-Net模型代替 IOCAS ICM 的大气模块中基于SVD分析构建的统计模型,形成ICM-UNet。
- 利用U-Net模型得到的风应力异常驱动ICM的海洋模块,所得结果可以模拟出典型的El Niño事件,再次证实了神经网络与基于物理过程模式融合的可行性。
- ICM-UNet得到的模式结果**能够形成并维持稳定的年际振荡,**表明神经网络可以作为用于模拟和分析ENSO事件的动力模式的一部分,

相关论文: Du, S. Y., and R.-H. Zhang, 2024: U-Net models for representing wind stress anomalies over the tropical Pacific and their integrations with an intermediate coupled model for ENSO studies. Advance of Atmospheric Sciences, <u>https://doi.org/10.1007/s00376-023-3179-2</u>

Physics-informed Deep Learning Parameterization of Ocean Vertical Mixing Improves Climate Simulations 朱聿超 张荣华 王凡 李晓峰 李德磊 Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences (IOCAS) **James N. Moum** (Oregon State University)

National Science Review, 2020

背景: 海气耦合模式是进行气候研究的重要工具,然而模式结果中的系统性误差严重 限制了模式对气候预报和未来气候变化趋势预估的能力。近10年来,耦合模式 性能得到了一定的提升,但其对**海洋温盐场的模拟几乎没有任何改善**。

Ļ

Global distribution of thermohaline bias

₱ 背景:海洋混合参数化影响大

热带太平洋冷舌模拟过冷的误差 依然严重

背景:海洋混合参数化影响大

50°N

25°N

0°

25°S

50°S

50°N

25°N

0°

25°S

50°S

60°E

60°E

120°E

120°E

CMIP6

CMIP5

Temp bias averaged over the upper 100 m

(a)

180°W

180°W

120°W

120°W

(b)

减小背景混合系数可以增温冷舌

热带太平洋冷舌模拟过冷的误差依然严重

60°W

60°W

0°

0°

背景: Vertical turbulent mixing processes are very important in the tropics

The Coriolis force vanishes on the equator and is weak nearby, the vertical turbulent viscosity provides the principal balance for the zonal pressure gradient driving the EUC (McCreary, 1981)

FIGURE 5. Profiles of zonal velocity at point P of figure 3, contrasting the model response for three different values of ν_{\min} . Curves G and L correspond to $\nu_{\min} = 5.3$ and 0.069 cm²/s, respectively. The thicker curve corresponds to $\nu_{\min} = 0.55$ cm²/s. The maximum speed of the Undercurrent varies more weakly than $\nu_{\min}^{-\frac{1}{2}}$.

Subsurface mixing is the dominant sea surface cooling term and controls the SST cooling phase in the cold tongue region (Moum et al., 2013).

背景: Vertical turbulent mixing processes are very important in the tropics

热带冷舌区域为deep cycle turbulence, 使得上层 海洋处于"marginal instability"状态(Ri 在1/4上 下波动),为湍流混合提供重要能量来源(Smyth and Moum, 2013)。

FIG. 11. Biases in SST and equatorial temperature for (left) the OCN_KPP run and (center) the OCN_MDF run and (right) the differences between the OCN_MDF run and the OCN_KPP run. The contour interval is 0.5°C.

■ 背景: Vertical turbulent mixing processes are very important in the tropics

$$k_{kpp} = \begin{cases} 5 \times 10^{-3}, & Ri < 0\\ 5 \times 10^{-3} \left[1 - (Ri/0.8)^2 \right]^3, & 0 < Ri < 0.8\\ 0, & 0.8 < Ri \end{cases}$$
$$k_{pp} = \frac{5 \times 10^{-3}}{(1+5Ri)^3} + k_b$$
$$k_{PGT} = \max\left(3 \times 10^{-9} Ri^{-9.6}, \frac{5 \times 10^{-4}}{(1+5Ri)^{2.5}} + k_b \right)$$

目前,常见的参数化方案有三种,其中在CMIP6模式中,23/66的模式和12/31的机构采用KPP方案。

■ 背景: Vertical turbulent mixing processes are very important in the tropics

$$k_{kpp} = \begin{cases} 5 \times 10^{-3}, & Ri < 0\\ 5 \times 10^{-3} \left[1 - \left(\frac{Ri}{0.8} \right)^2 \right]^3, & 0 < Ri < 0.8\\ 0, & 0.8 < Ri \end{cases}$$

$$k_{pp} = \frac{5 \times 10^{-3}}{\left(1 + 5Ri\right)^3} + k_b$$

$$k_{PGT} = \max\left(3 \times 10^{-9} Ri^{-9.6}, \frac{5 \times 10^{-4}}{(1+5Ri)^{2.5}} + k_b\right)$$

目前,常见的参数化方案有三种,其中在 CMIP6模式中,23/66的模式和12/31的机构 采用KPP方案。

但是,KPP方案估算的垂向混合系数与向下热通量与观测相比,差异巨大(Zaron and Moum, 2009)。

解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

$$k_{kpp} = \begin{cases} 5 \times 10^{-3}, & Ri < 0\\ 5 \times 10^{-3} \left[1 - \left(\frac{Ri}{0.8} \right)^2 \right]^3, & 0 < Ri < 0.8\\ 0, & 0.8 < Ri \end{cases}$$

$$k_{pp} = \frac{5 \times 10^{-3}}{\left(1 + 5Ri\right)^3} + k_b$$

$$k_{PGT} = \max\left(3 \times 10^{-9} Ri^{-9.6}, \frac{5 \times 10^{-4}}{(1+5Ri)^{2.5}} + k_b\right)$$

以上参数化的构建基于物理理论: Ri越小, 剪切越强且层结越弱,不稳定更容易发生, 更易为湍流混合提供能量(physics-driven parameterization)

解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

$$k_{kpp} = \begin{cases} 5 \times 10^{-3}, & Ri < 0\\ 5 \times 10^{-3} \left[1 - \left(\frac{Ri}{0.8} \right)^2 \right]^3, & 0 < Ri < 0.8\\ 0, & 0.8 < Ri \end{cases}$$

$$k_{pp} = \frac{5 \times 10^{-3}}{\left(1 + 5Ri\right)^3} + k_b$$

$$k_{PGT} = \max\left(3 \times 10^{-9} Ri^{-9.6}, \frac{5 \times 10^{-4}}{(1+5Ri)^{2.5}} + k_b\right)$$

这些参数化的构建基于物理理论: Ri越 小,剪切越强且层结越弱,不稳定更容 易发生,更易为湍流混合提供能量 (physics-driven parameterization)

通用近似原理(Horniket al., 1989; Cybenko, 1989):如果一个前馈神经网络 具有线性输出层和至少一层隐藏层,只 要给予网络足够数量的神经元,便可以 实现以足够高精度来逼近任意一个函数。

解决方案: Deep feedforward network can help parameterize the shear-driven turbulence

包含3个隐藏层,共计231个可训练参数

■ 解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

TAO/TRITON Map

包含:
1. ADCP 流速数据(剪切,流速)
2. 温盐剖面(层结,密度)
3. Xpod观测(<u>29-119 m</u>)

4269 daily samples in 140°w 663 daily samples in

解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

Training data: 3400 samples in 140°W

Validation data: 869 samples in 140°W + 663 sample in 23°W

Tensorflow2 Trainable parameters: 231 Optimizer: Adam Activation: LeakyReLU Epoch: 20000

解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

The Observed

■ 解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

神经网络参数化方案明显优于目前气候模式所采用方案,与实际 观测结果相比,相关系数提高~0.2

■ 解决方案: Deep feedforward network can help to parameterize the shear-driven turbulence

结果: Performances in ocean and climate models

F

<u>Ocean Model</u>: MOM5 (global, nominal 1° by 1°) Atmospheric forcing: JRA55-do (1959-2017): <u>Experiments</u>: **KPP run and NN run**

● 结果: Performances in ocean and climate models

Upper-ocean temperature

Article Contents

Abstract

ACCEPTED MANUSCRIPT

Physics-informed deep learning parameterization of ocean vertical mixing improves climate simulations Yuchao Zhu, Rong-Hua Zhang, James N Moum, Fan Wang, Xiaofeng Li, Delei Li

National Science Review, nwac044, https://doi.org/10.1093/nsr/nwac044 **Published:** 08 March 2022

<u>最近关于人工智能方面的工作: 预测、可预报性、重构、参数化</u>

• Zhou, Lu and R-H Zhang, 2024: ENSO-related precursor pathways of interannual thermal anomalies identified using a transformer-based deep learning model in the tropical Pacific. *Geophys. Res. Lett.*,

DOI: 10.1029/2023GL107347

- Zhang R.-H., Lu Zhou, Gao, Chuan, 2024: A transformer-based coupled ocean-atmosphere model for ENSO studies, Science Bulletin, DOI: 10.1016/j.scib.2024.04.048.
- Gao, Chuan, Lu Zhou, and Rong-Hua Zhang, 2023: A transformer-based deep learning model for successful predictions of the 2021 second-year La Niña condition, *Geophys. Res. Lett.*, doi: 10.1029/2023GL104034
- Zhu, Yuchao, Rong-Hua Zhang, 2023: A deep learning-based U-Net model for ENSO-related precipitation responses to sea surface temperature anomalies over the tropical Pacific,

Atmospheric Oceanic Science Letters, doi.org/10.1016/j.aosl.2023.100351

- Zhou, Lu and Rong-Hua Zhang, 2023: A self-attention-based neural network for three-dimensional multivariate modeling and its skillful ENSO predictions. *Science Advances*, 9(10), DOI: 10.1126/sciadv.adf2827
- Zhou, Lu, Chuan Gao, Rong-Hua Zhang, 2023: A spatiotemporal three-dimensional CNN model for ENSO predictions: A test case for the 2020-2021 La Nina conditions, *Atmospheric Oceanic Science Letters*, doi.org/10.1016/j.aosl.2023.100330.
- Zhu, Yuchao, Rong-Hua Zhang, James N Moum, Fan Wang, Xiaofeng Li, Delei Li, 2022: Physics-informed Deep Learning Parameterization of Ocean Vertical Mixing Improves Climate Simulations, *National Science Review*, 9(8), nwac044, <u>doi.org/10.1093/nsr/nwac044</u>
- Zhou, Lu and Rong-Hua Zhang, 2022: A hybrid neural network model for ENSO prediction in combination with principal oscillation pattern analyses, Adv. Atmos. Sci., 39: 889-902. doi: 10.1007/s00376-021-1368-4

THANK FOR YOUR WATCHING!

2024年8月北京

Anomalies along the equator

