海洋模式参数的智能估算和海洋模式偏微分方程的智能求解

董昌明

韩国庆、谢华荣、高晓倩、周书逸、韩磊

南京信息工程大学

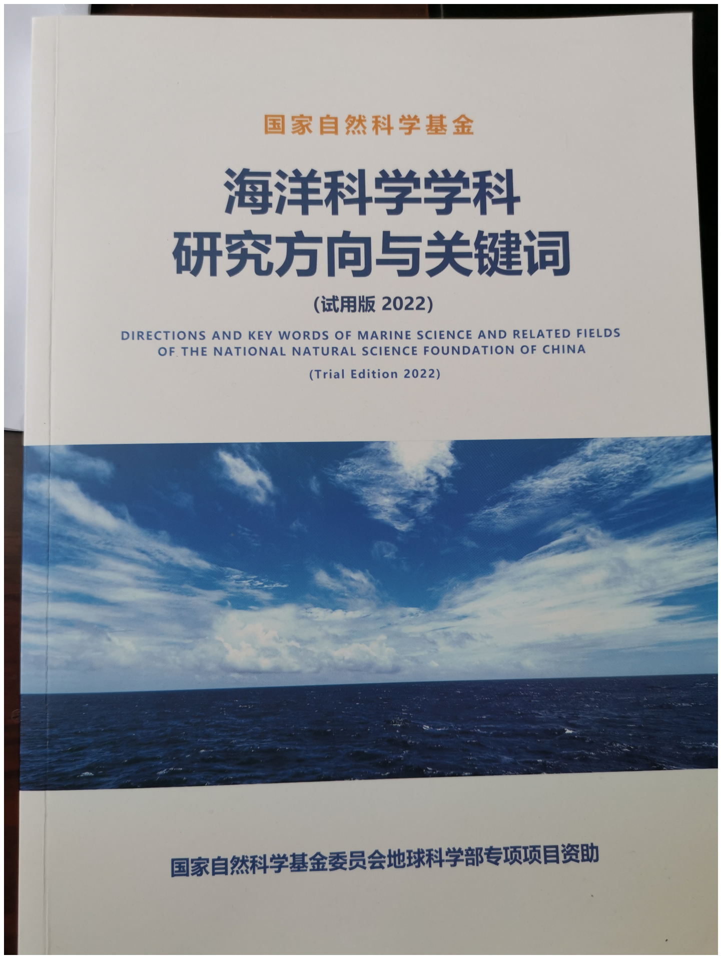
海洋科学学院、人工智能海洋研究院

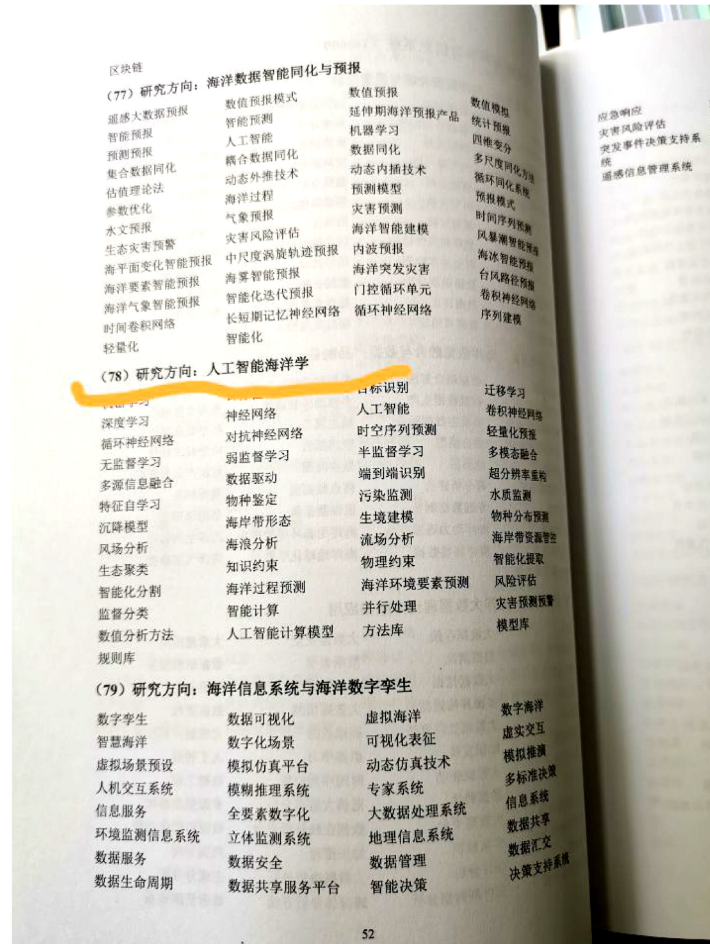
2024年8月28日

南信大积极推动人工智能海洋学的发展

2018年底，国内首家“人工智能海洋学联合研究院”在南信大成立

南信大积极推动人工智能海洋学的发展




区块链

（77）研究方向：海洋数据智能同化与预报

遥感大数据预报	数值预报模式	数值预报	数值模拟
智能预报	智能预测	延伸期海洋预报产品	统计预报
预测预报	人工智能	机器学习	四维变分
集合数据同化	耦合数据同化	数据同化	多尺度同化方法
估值理论法	动态外推技术	动态内插技术	循环同化系统
参数优化	海洋过程	预测模型	预报模式
水文预报	气象预报	灾害预测	时间序列预测
生态灾害预警	灾害风险评估	海洋智能建模	风暴潮智能预报
海平面变化智能预报	中尺度涡旋轨迹预报	内波预报	海冰智能预报
海洋要素智能预报	海雾智能预报	海洋突发灾害	台风路径预报
海洋气象智能预报	智能化迭代预报	门控循环单元	卷积神经网络
时间卷积网络	长短期记忆神经网络	循环神经网络	序列建模
轻量化	智能化		

（78）研究方向：人工智能海洋学

[illegible]	[illegible]	目标识别	迁移学习
深度学习	神经网络	人工智能	卷积神经网络
循环神经网络	对抗神经网络	时空序列预测	轻量化预报
无监督学习	弱监督学习	半监督学习	多模态融合
多源信息融合	数据驱动	端到端识别	超分辨率重构
特征自学习	物种鉴定	污染监测	水质监测
沉降模型	海岸带形态	生境建模	物种分布预测
风场分析	海浪分析	流场分析	海岸带资源管控
生态聚类	知识约束	物理约束	智能化提取
智能化分割	海洋过程预测	海洋环境要素预测	风险评估
监督分类	智能计算	并行处理	灾害预测预警
数值分析方法	人工智能计算模型	方法库	模型库
规则库			

（79）研究方向：海洋信息系统与海洋数字孪生

数字孪生	数据可视化	虚拟海洋	数字海洋
智慧海洋	数字化场景	可视化表征	虚实交互
虚拟场景预设	模拟仿真平台	动态仿真技术	模拟推演
人机交互系统	模糊推理系统	专家系统	多标准决策
信息服务	全要素数字化	大数据处理系统	信息系统
环境监测信息系统	立体监测系统	地理信息系统	数据共享
数据服务	数据安全	数据管理	数据汇交
数据生命周期	数据共享服务平台	智能决策	决策支持系统

52

南信大积极推动人工智能海洋学的发展

中 国 海 洋 学 会

中海学字〔2022〕26 号

关于同意成立中国海洋学会人工智能海洋学专业委员会的批复

南京信息工程大学：

根据民政部、中国科协相关规定，遵照《中国海洋学会章程》，经中国海洋学会第九届第二次常务理事会研究审议，拟同意成立中国海洋学会人工智能海洋学专业委员会，同意南京信息工程大学作为该专业委员会的挂靠支撑单位。后续将提交学会理事会审核确认。

请贵单位依照《中国海洋学会分支机构成立与换届选举程序》召开成立大会。并在召开成立大会前 1 个月以书面形式请示报告。确保专业委员会成立工作规范、平稳、有序进行。

中国海洋学会

2022 年 6 月 23 日

一、海洋模式参数的智能估算

二、海洋模式偏微分方程的智能求解

一、海洋模式参数的智能估算

1.1 湍流过程参数化的必要性

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

1. 1 湍流过程参数化的必要性

N-S方程：

$$\frac{\partial V}{\partial t}+(V \bullet \nabla) V=f-\frac{1}{\rho} \nabla p+\frac{\mu}{\rho} \nabla^{2} V$$

直角坐标中，N-S方程的分量形式：

$$\rho\left(\frac{\partial u}{\partial t}+u\frac{\partial u}{\partial x}+v\frac{\partial u}{\partial y}+w\frac{\partial u}{\partial z}\right)=\rho f_x-\frac{\partial p}{\partial x}+\boxed{\mu}\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 u}{\partial y^2}+\frac{\partial^2 u}{\partial z^2}\right)$$

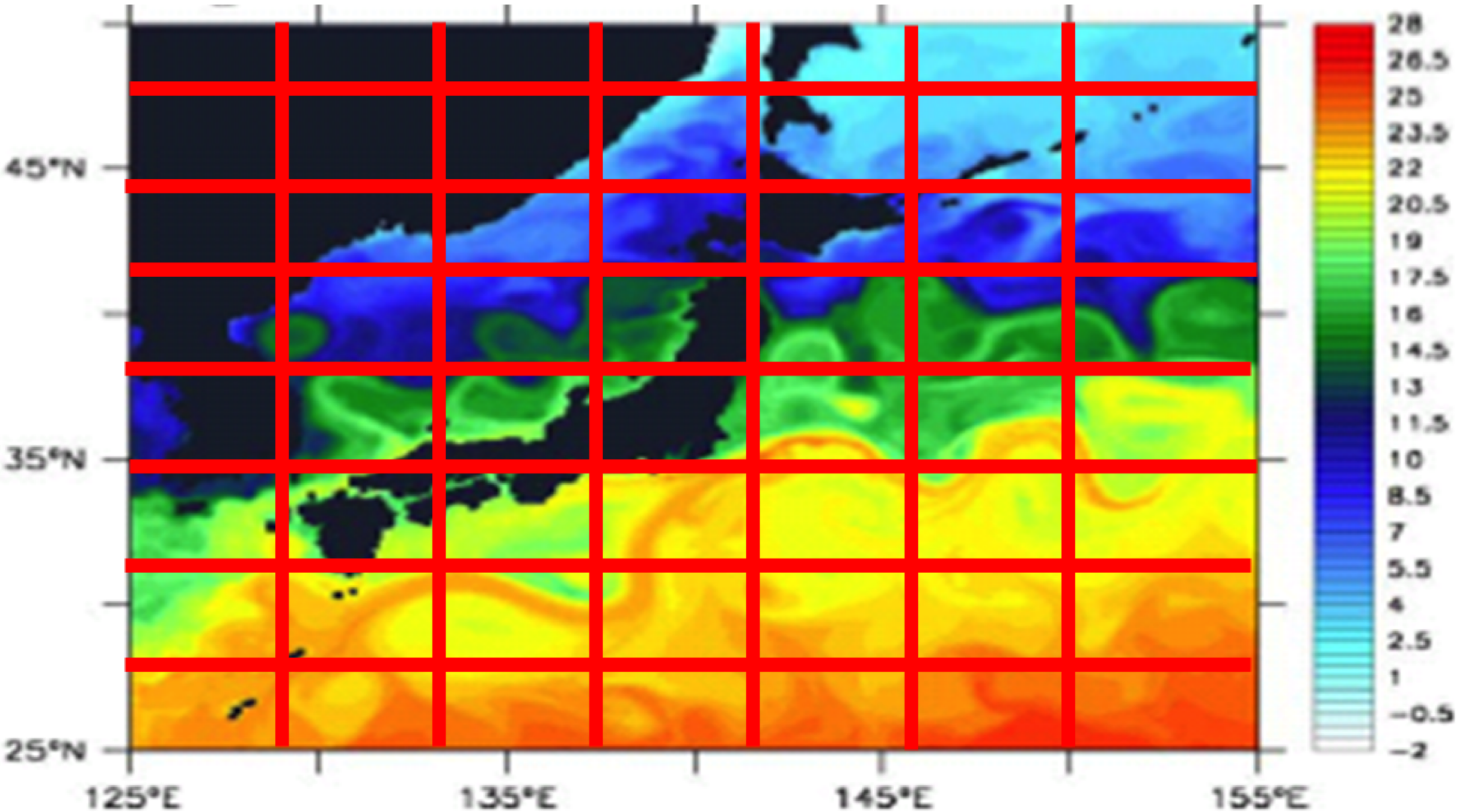
$$\rho\left(\frac{\partial v}{\partial t}+u\frac{\partial v}{\partial x}+v\frac{\partial v}{\partial y}+w\frac{\partial v}{\partial z}\right)=\rho f_y-\frac{\partial p}{\partial y}+\boxed{\mu}\left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 v}{\partial y^2}+\frac{\partial^2 v}{\partial z^2}\right)$$

$$\rho\left(\frac{\partial w}{\partial t}+u\frac{\partial w}{\partial x}+v\frac{\partial w}{\partial y}+w\frac{\partial w}{\partial z}\right)=\rho f_z-\frac{\partial p}{\partial z}+\boxed{\mu}\left(\frac{\partial^2 w}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 w}{\partial y^2}+\frac{\partial^2 w}{\partial z^2}\right)$$

非线性
偏微分
方程组

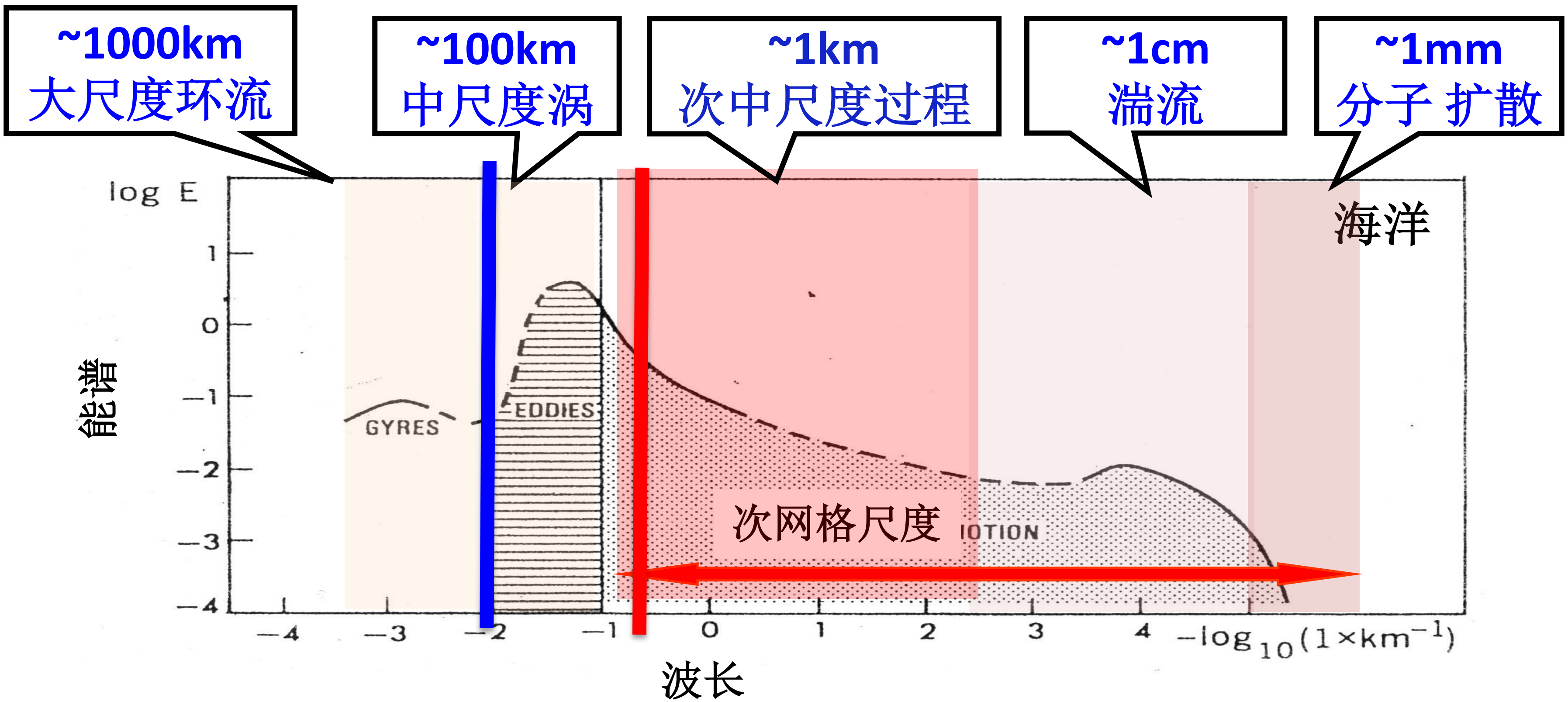
海洋模式中的次网格参数化

- 什么是参数化?
- 为什么需要参数化?



- 目前参数化方案的挑战?

海洋模式参数化方案：次网格过程



GM 参数化方案 （1990）

一、海洋模式参数的智能估算

1.1 湍流过程参数化的必要性

1.2 湍流混合参数化的智能估算

a) 基于观测数据的智能湍流混合参数估算

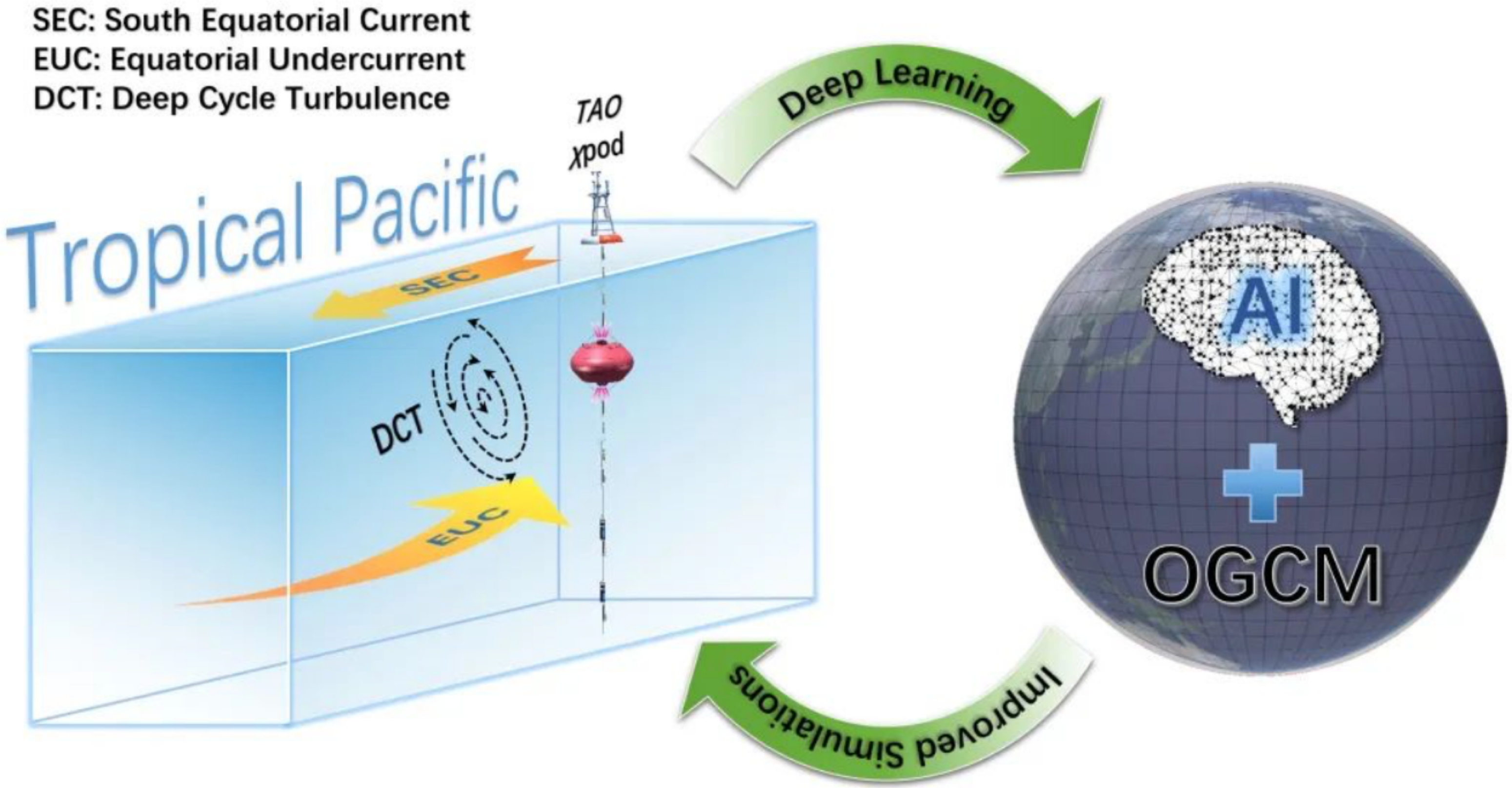
b) 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

c) 基于湍流模式的智能湍流混合参数估算

1.3 外强迫场参数的智能估算

1. 2 湍流混合参数化的智能估算

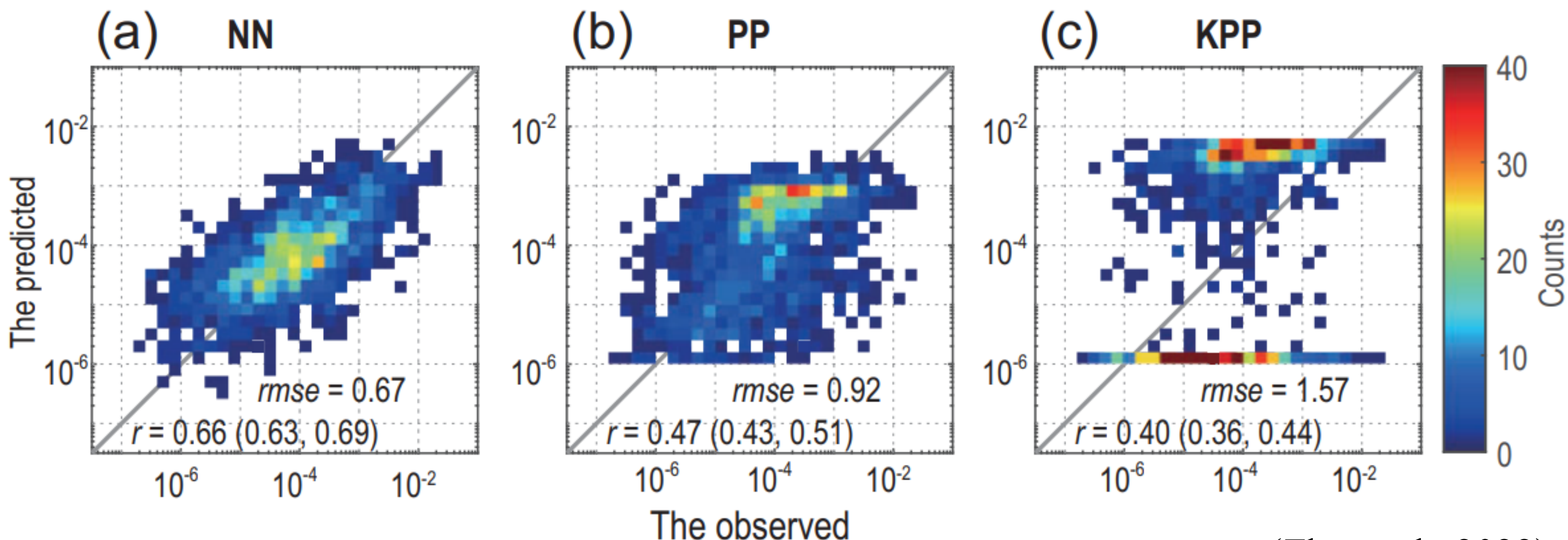
a 基于观测数据的智能湍流混合参数估算



基于观测数据驱动的海洋垂向混合参数化方案 (Zhu et al., 2022)

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a 基于观测数据的智能湍流混合参数估算



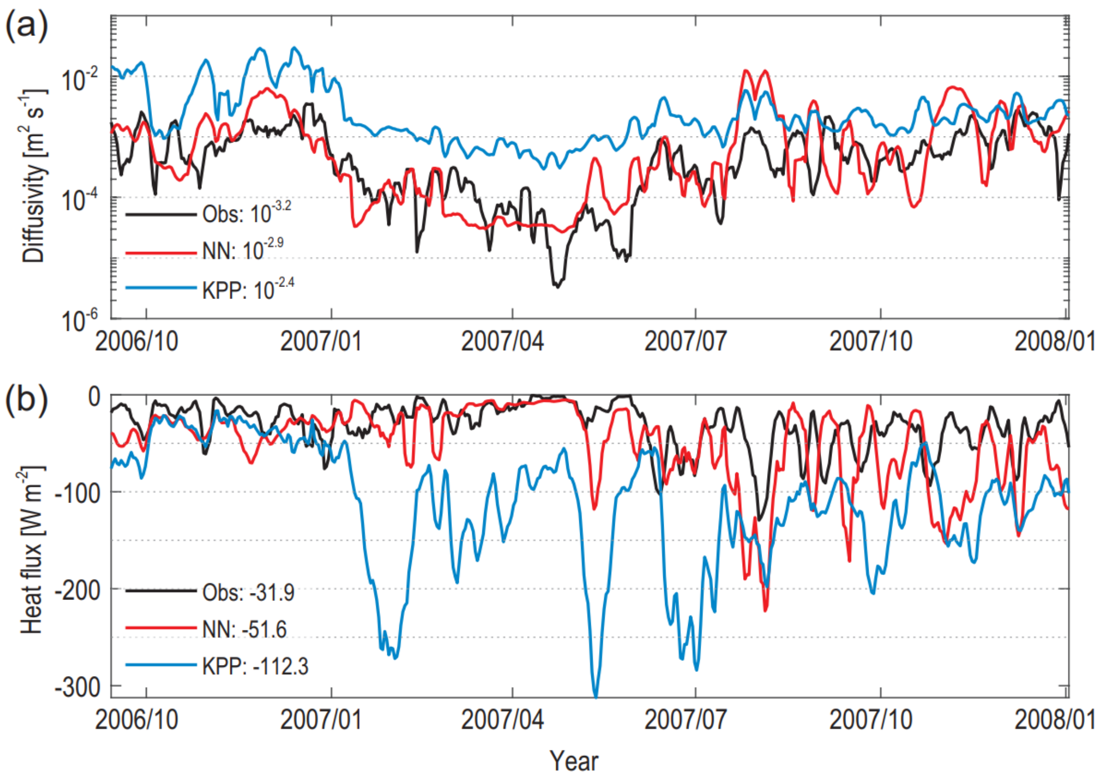
(Zhu et al., 2022)

三种参数化方案估算的混合系数与观测的对比

神经网络（**NN**）方案与观测的拟合效果最好

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a 基于观测数据的智能湍流混合参数估算

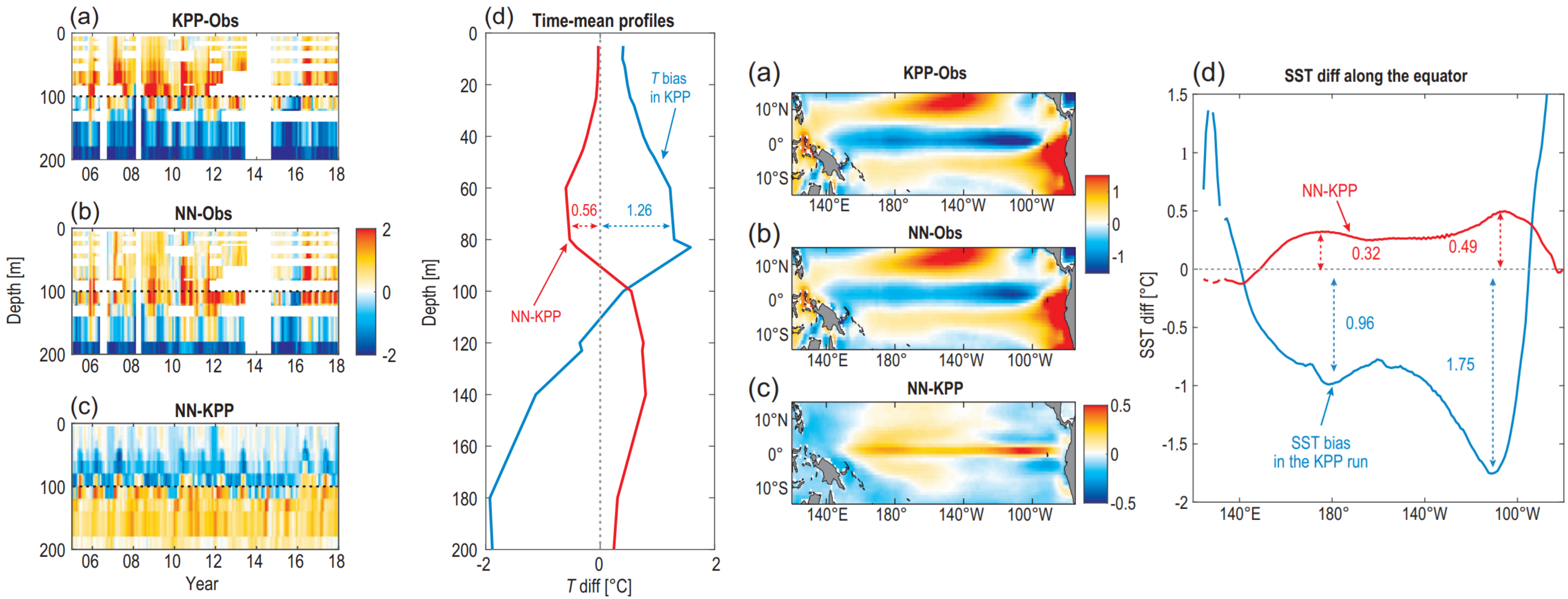


(Zhu et al., 2022)

不管是扩散率还是垂向热通量，NN方案（红线）比KPP方案（蓝线）更与观测（黑线）接近

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a 观测数据驱动的智能湍流参数化方案



NN方案比KPP方案在数值模式中（MOM5）模拟效果更好

NN方案可以显著改善气候模式在赤道海域的海温模拟偏差

(Zhu et al., 2022)

一、海洋模式参数的智能估算

1.1 湍流过程参数化的必要性

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a) 基于观测数据的智能湍流混合参数估算

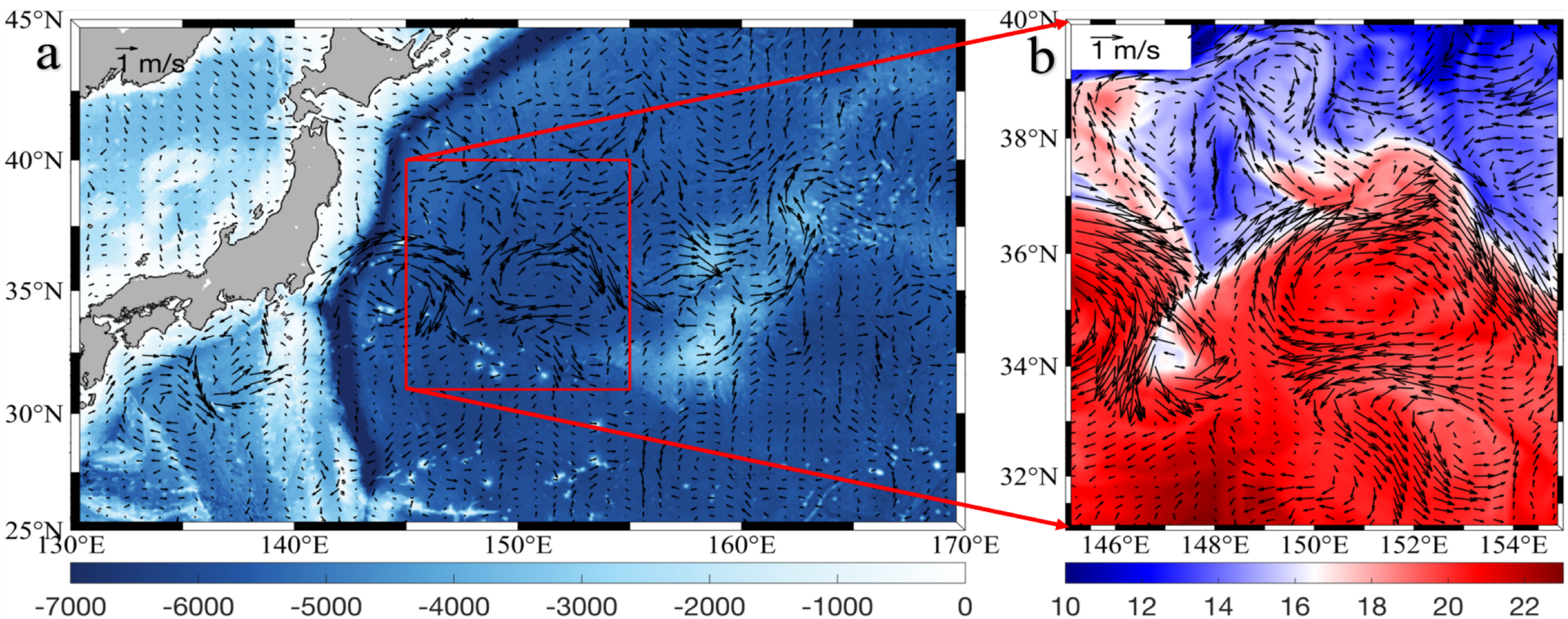
b) 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

c) 基于湍流模式的智能湍流混合参数估算

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算



（Han et al., 2022）

- 研究区域是黑潮和亲潮交汇区，存在强的经向温度梯度和明显的海洋锋以及伴随的海洋涡旋、海洋失稳等动力过程。
- 这些动力现象对海洋的垂向混合具有重要影响。（**D'Asaro et al., 2011**）

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

KPP方案

湍流通量：$-\overline{w'X'} = K\left(\frac{\partial \overline{X}}{\partial z} - \gamma\right)$

垂向扩散系数：

$$K(\sigma) = hw(\sigma)G(\sigma)$$

非局地项：

$$\gamma_s = C\frac{\overline{ws_0}}{w_s(\sigma)h}$$

$$\gamma_T = C\frac{\overline{wT_0} + \overline{wT_R}}{w_s(\sigma)h}$$

温度的NS控制方程：

$$\underbrace{\frac{\partial T_a}{\partial t}}_{\text{Tendency}} = \underbrace{-\left(u_a\frac{\partial T_a}{\partial x} + v_a\frac{\partial T_a}{\partial y}\right)}_{\text{Horizontal advection}} + \underbrace{\kappa_H\left(\frac{\partial^2 T_a}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T_a}{\partial y^2}\right)}_{\text{Horizontal mixing}} - \underbrace{\frac{1}{h}\left[\kappa_Z\frac{\partial T}{\partial z}\right]_{-h}}_{\text{Vertical mixing}}$$

$$\underbrace{-\left(\frac{T_a - T_{-h}}{h}\right)\left(\underbrace{\frac{\partial h}{\partial t}}_{\text{ML tendency}} + \underbrace{u_{-h}\frac{\partial h}{\partial x} + v_{-h}\frac{\partial h}{\partial y}}_{\text{Lateral induction}} + \underbrace{w_{-h}}_{\text{Vertical advection}}\right)}_{\text{Entrainment}}$$

$$+\underbrace{\frac{q_0 - q_{pen}}{\rho_0 c_p h}}_{\text{Net heat flux}}.$$

(Vijith et al., 2020)

所需变量：温度、盐度、经纬向流、海表热通量、海表淡水通量等

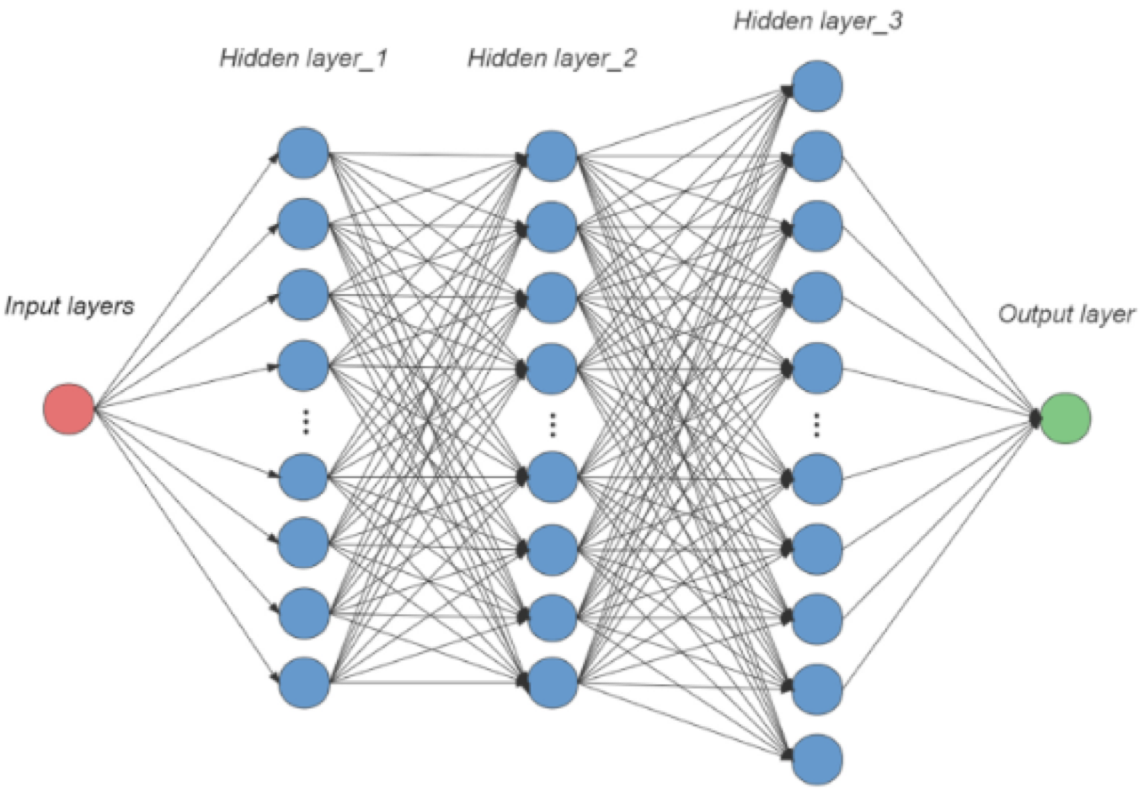
计算复杂！

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

BPNN

三层全连接层



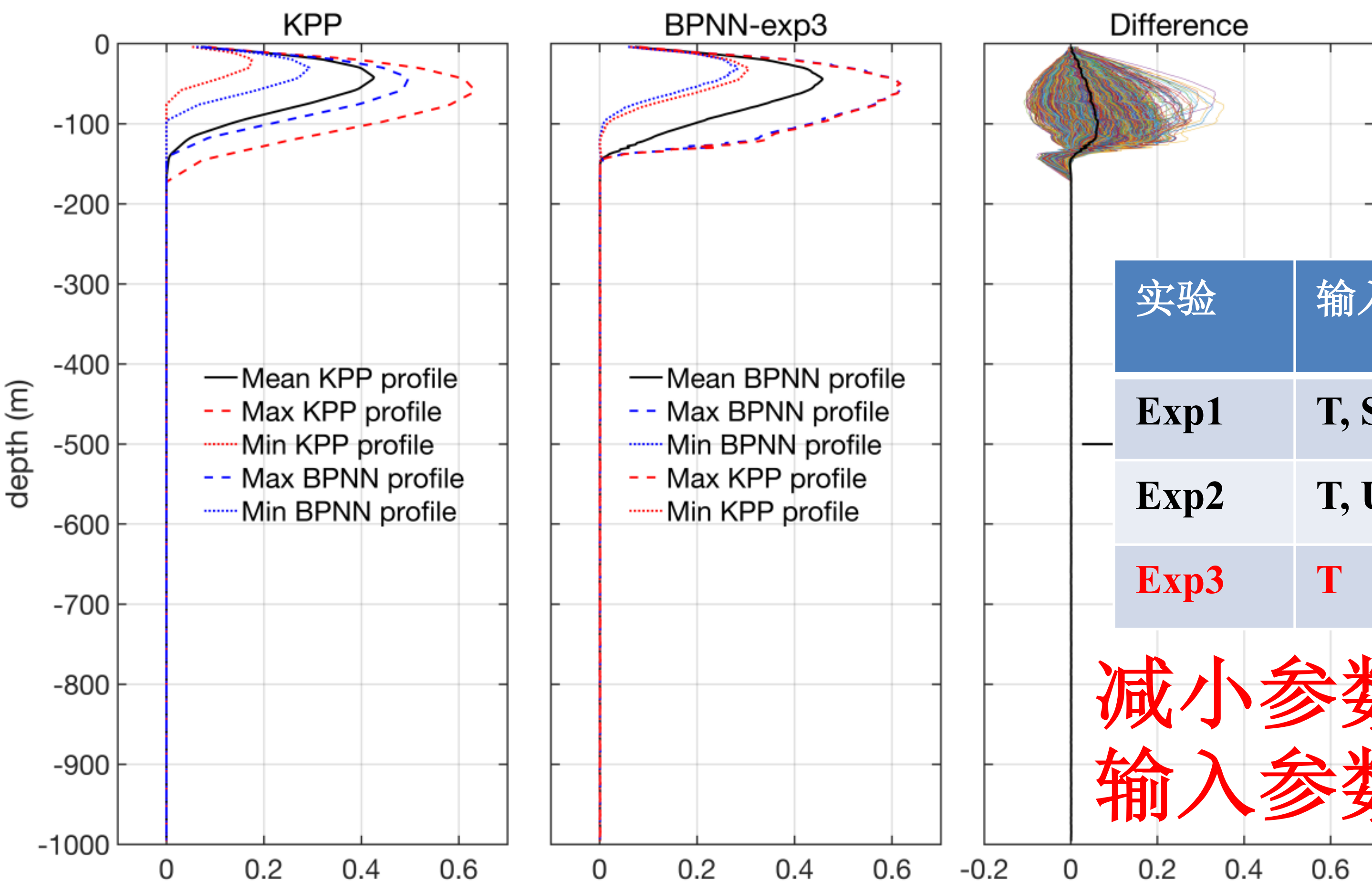
（Han et al., 2022）

- **输入端：**海洋要素
  温度（T）
  盐度（S）
  纬向速度（U）
  经向速度（V）

- **输出端：**
  混合参数

1. 2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算



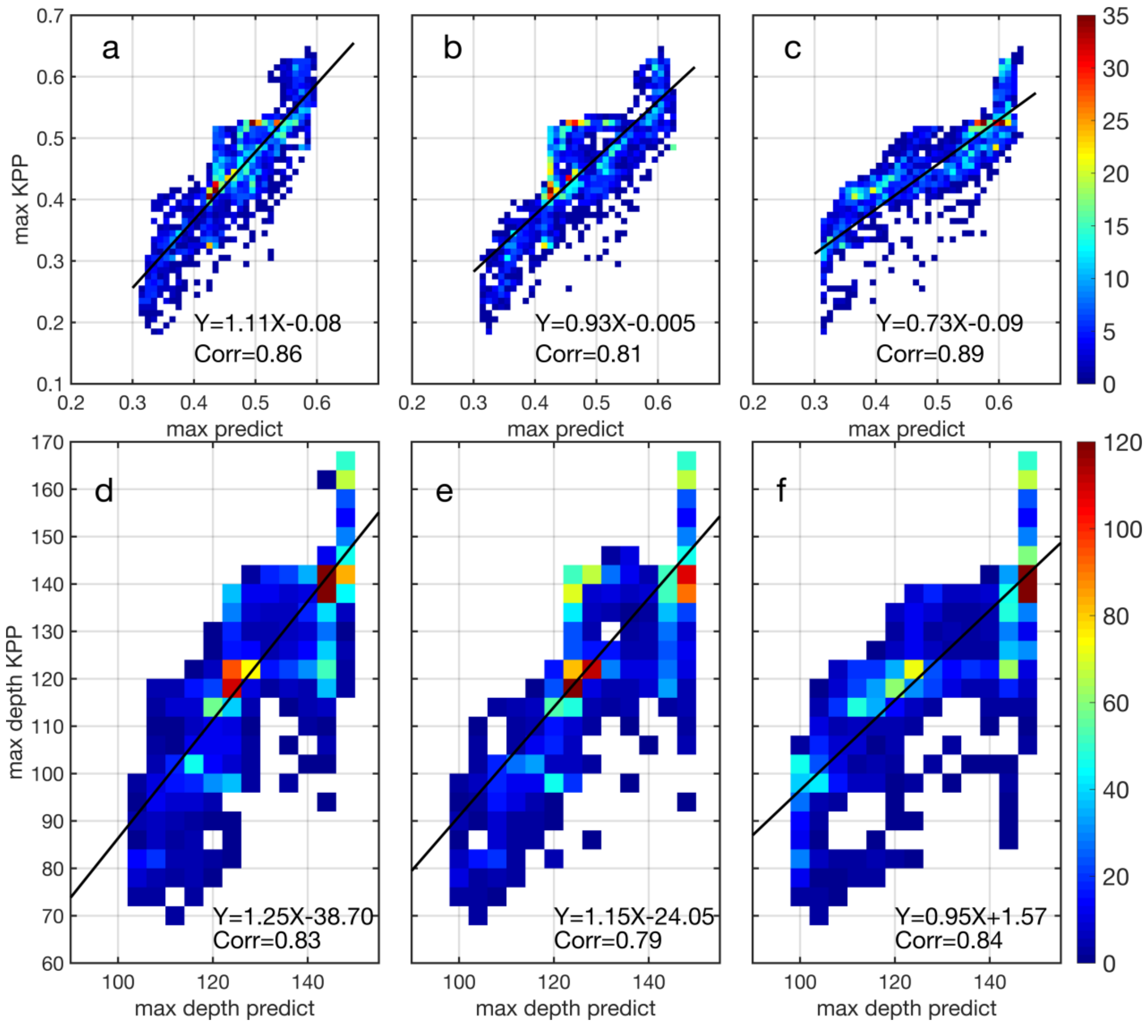
实验	输入参数	输出
Exp1	**T, S, U, V**	**AKt**
Exp2	**T, U, V**	**AKt**
Exp3	**T**	**AKt**

减小参数化方案对输入参数的依赖性

（Han et al., 2022）

1. 2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算



a-c: 剖面极值
d-f: 剖面最大深度

(a, d) BPNN-exp1
(b, e) BPNN-exp2
(c, f) BPNN-exp3

BNPP对于K剖面参数的计算是可靠的

（Han et al., 2022）

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

- NCEP CFSv2数据集

变量：海表2m温度、绝对湿度、降雨率、海表10m风速以及长短波通量等；
时间范围：2020-01-01至2020-01-31日；

- HYCOM数据集

变量：海表高度、温度、盐度以及流场；
时间范围：2020-01-01；

- ETOPO数据集

地形文件：ETOPO2；

前16天基于KPP方案生成训练集
分别用BPNN和KPP运行15天
比较2020年1月31日结果

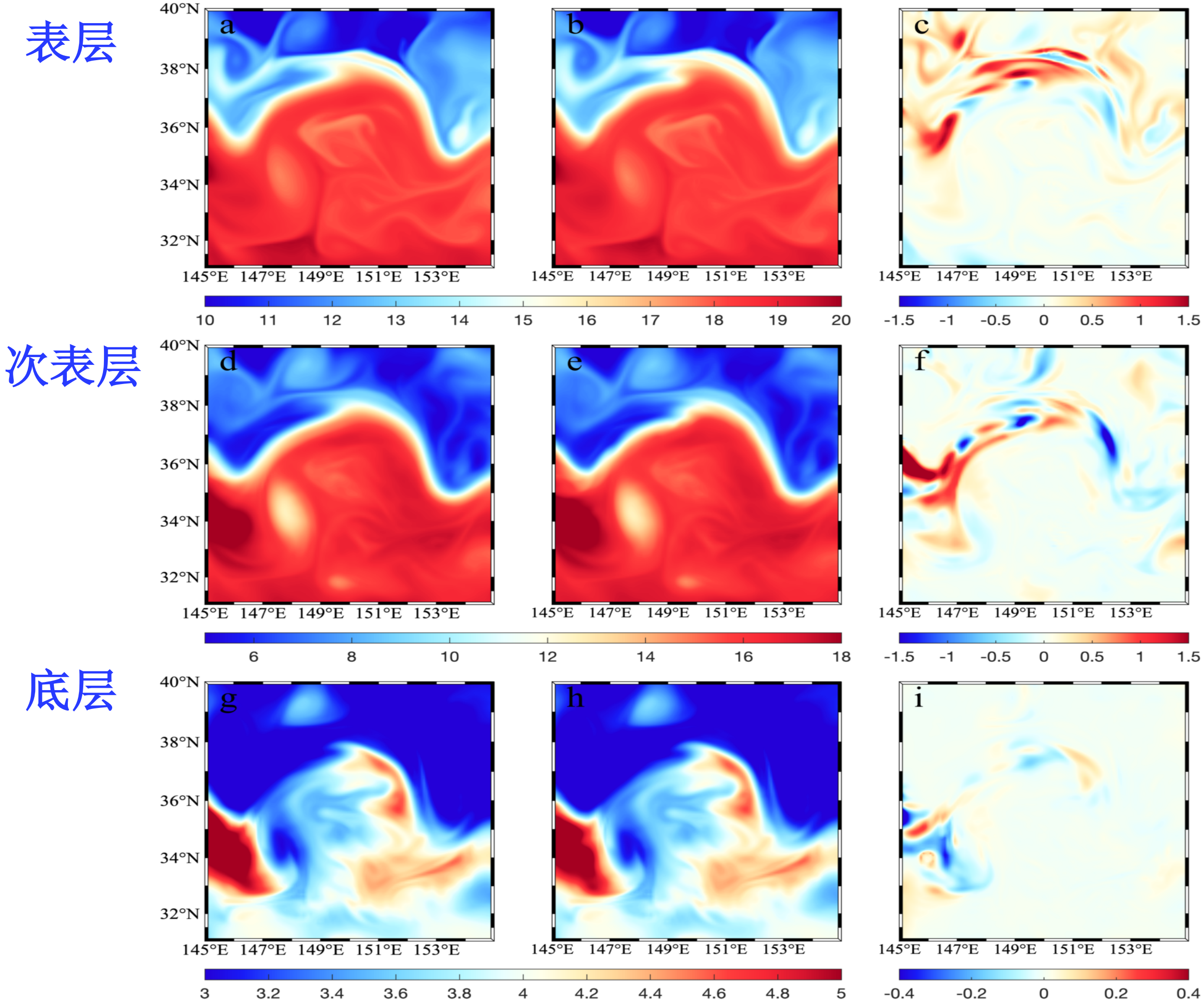
- 近岸与区域海洋共同模式（CROCO）

模式配置：水平分辨率为1/12°，垂向分层为64层，垂直S坐标表面拉伸参数为3，底部拉伸参数为1。模拟时间段从2020年1月1日-31日，时间分辨率为4分钟。设定最大和最小的截断水深分别为6000m及5m。

1. 2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

结果对比



1月31日海温模拟结果

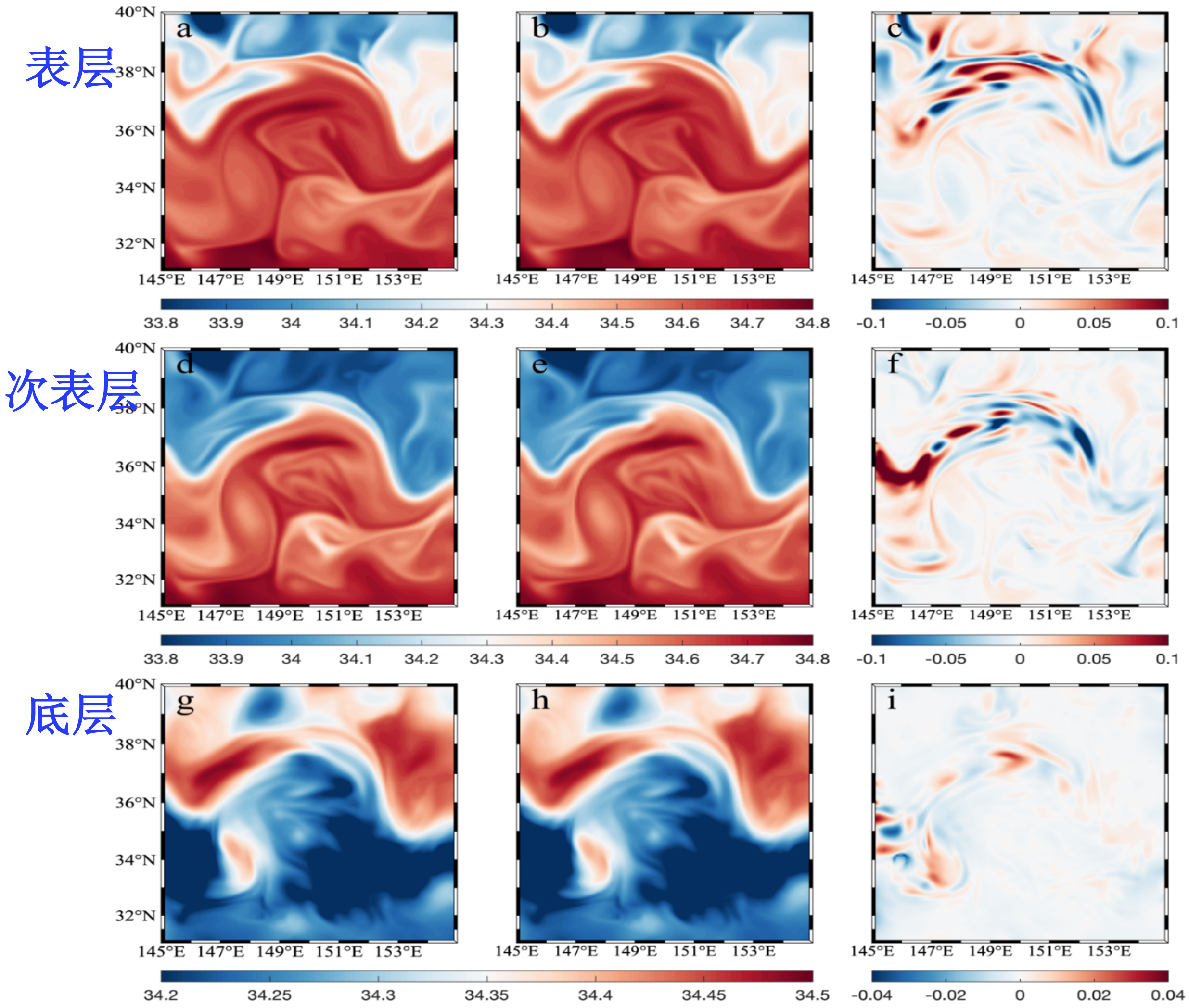
- 整体分布模态比较一致
- 最大误差出现在亚北极锋附近

（Han et al., 2024）

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

结果对比



1月31日盐度模拟结果

- **整体分布模态比较一致**
- **最大误差出现在亚北极锋附近**
- 在海洋表层和次表层，高温（低温）和高盐（低盐）误差总是同时出现的

（Han et al., 2024）

1. 2 湍流混合参数化的智能估算方法

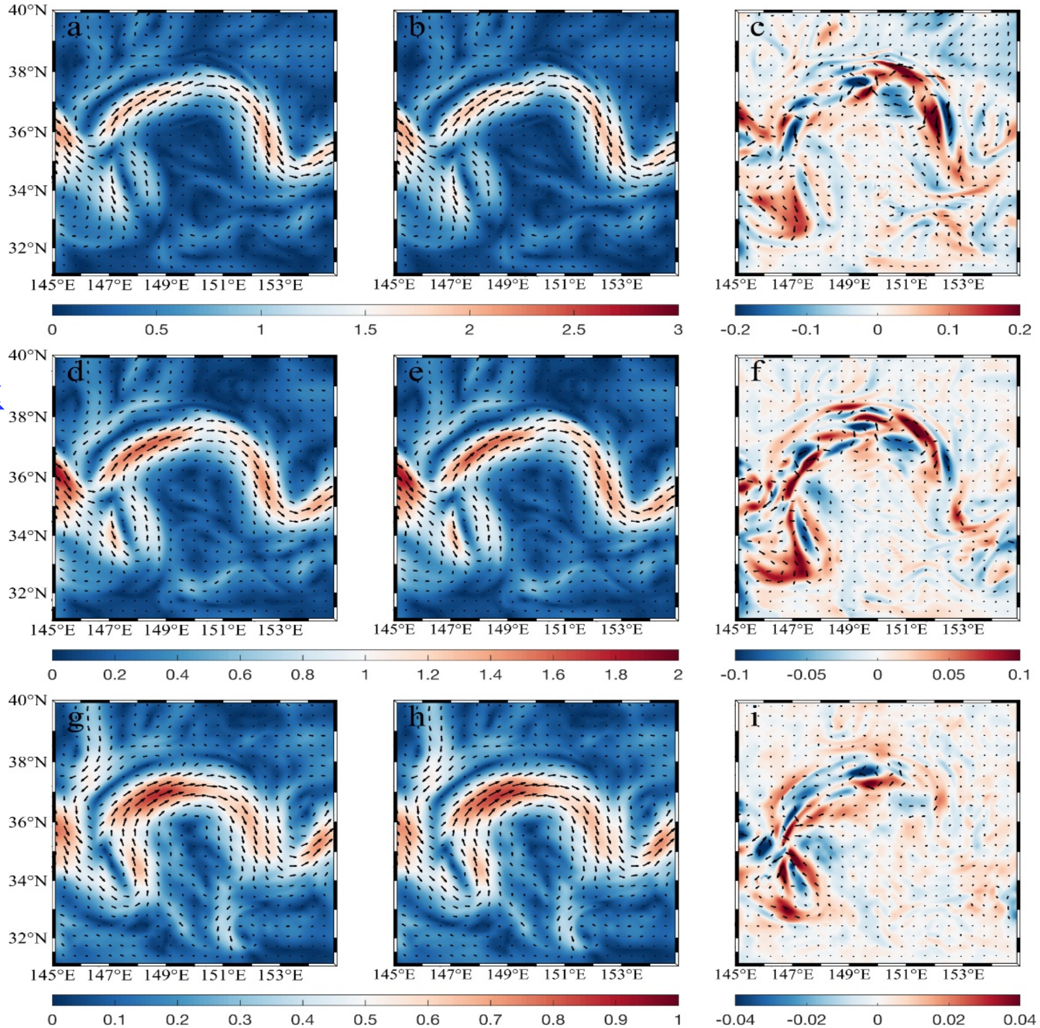
b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

结果对比

表层

次表层

底层



1月30日海流模拟结果

- 两种参数化方案都可以刻画出锋面强流区以及涡旋场，而速度差异的高值基本出现在这些海洋动力过程丰富的海域
- **BPNN参数化方案**高估了涡旋边缘的流速，低估了涡旋中心的流速

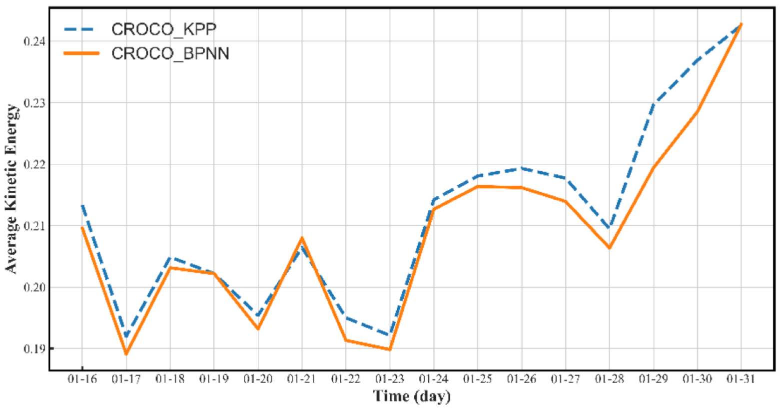
（Han et al., 2024）

1. 2 湍流混合参数化的智能估算方法

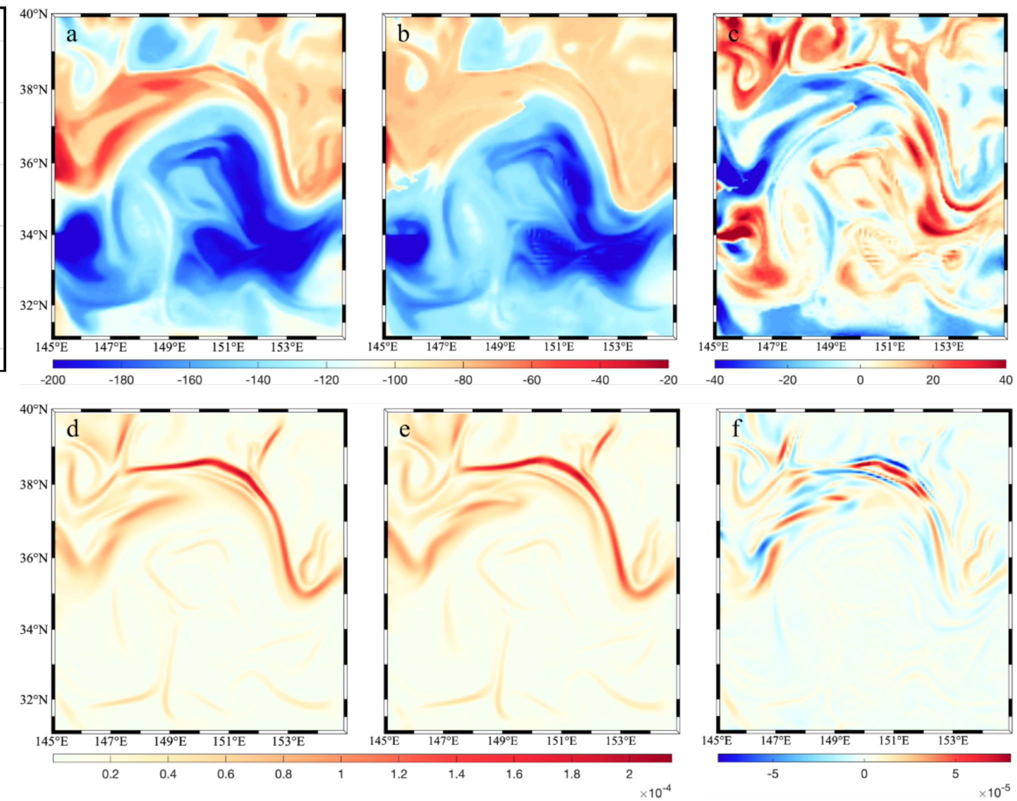
b. 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

动力过程模拟比较

表层海洋的平均动能（m²/s²）



混合层（m）与锋面强度（°C/km）的比较



- 两种参数化方案对该海域平均动能的时间变化趋势基本一致，**BPNN方案比KPP方案偏低**。
- 对混合层和锋面空间分布刻画基本一致，平均误差为1.06米，**BPNN方案混合层总体偏浅**。

（Han et al., 2024）

一、海洋模式参数的智能估算

1.1 湍流过程参数化的必要性

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a) 基于观测数据的智能湍流混合参数估算

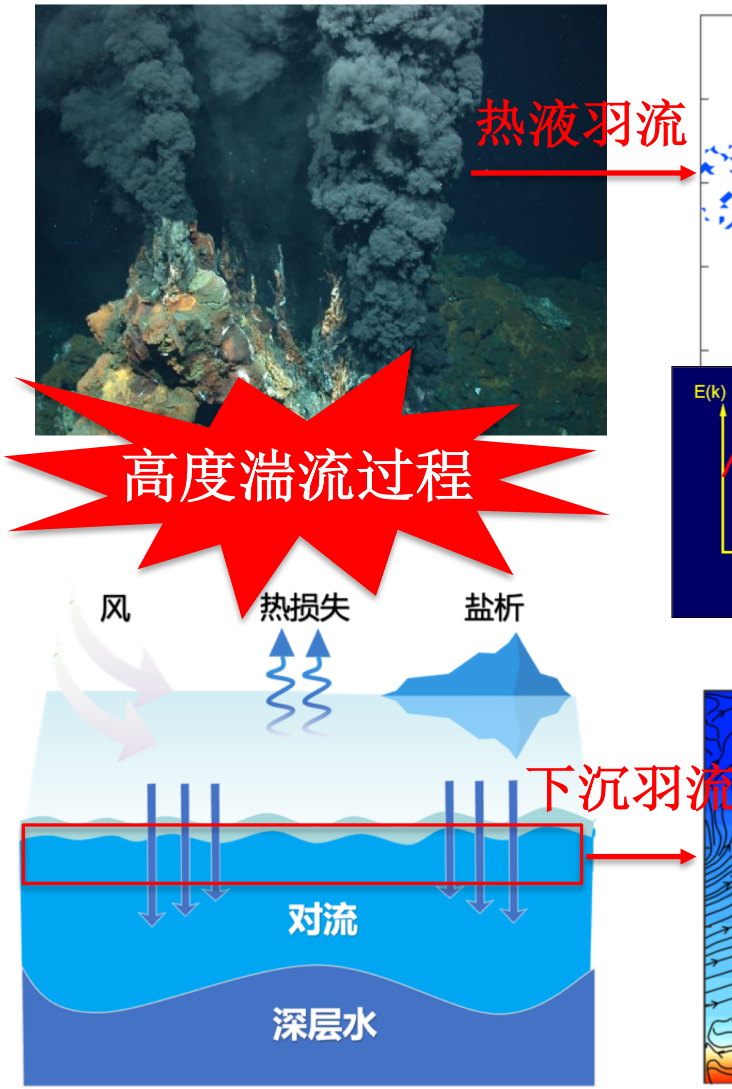
b) 基于模式数据的智能湍流混合参数估算

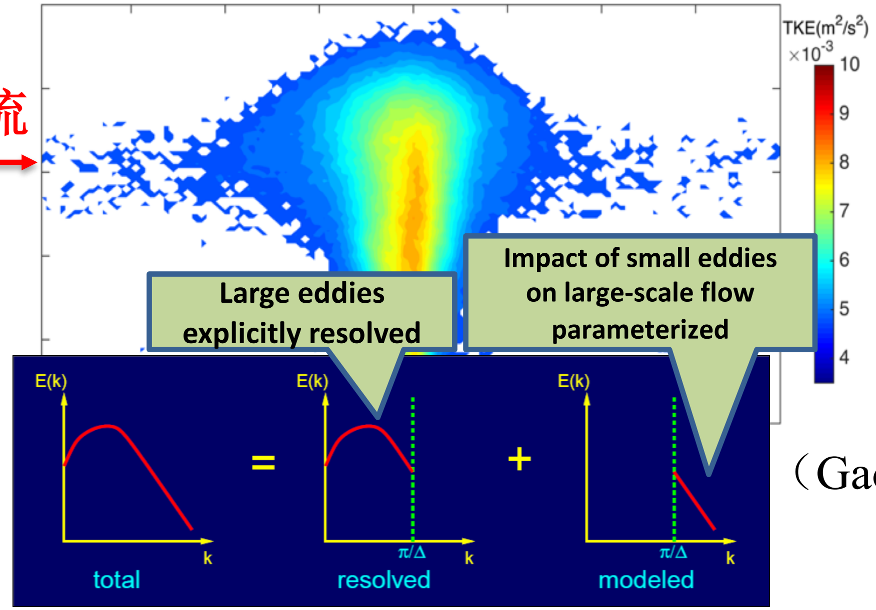
c) 基于湍流模式的智能湍流混合参数估算

1.3 外强迫场参数的智能估算

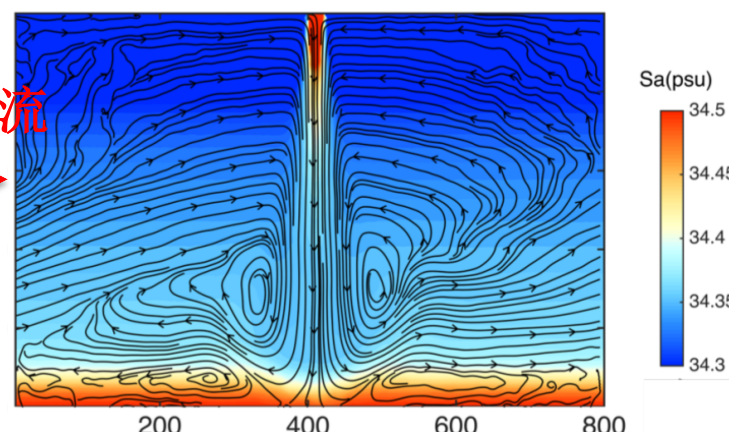
1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

c. 湍流模式（LES）驱动的混合参数化方案—PALM





（Gao et al., 2019）



（Gao et al., 2022）

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

c. 湍流模式（LES）驱动的混合参数化方案—PALM

PALM（Parallized Large Eddy Simulation）：

次网格模型的参数化方案（Deardorff，1980）

次网格通量

$$\tau_{ki} = -\kappa_m \left(\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_k} + \frac{\partial \bar{u}_k}{\partial x_i}\right)$$

$$\overline{u_k'\theta'} = -\kappa_h \frac{\partial \bar{\theta}}{\partial x_k}$$

$$\overline{u_k's'} = -\kappa_s \frac{\partial \bar{s}}{\partial x_k}$$

计算复杂

计算量大

利用Prandtl-Kolmogorov 假设，动量的的次网格涡系数或湍流扩散系数为：

$$\kappa_m = c_m l \sqrt{e}$$

$$l = \begin{cases} \min(\Delta, 0.7d), & \textit{unstable stratification}\ \frac{\partial \bar{\Theta}}{\partial z} \le 0 \\ \min\left(\Delta, 0.7d, 0.76\sqrt{e}\left[\frac{g}{\Theta_0}\frac{\partial \bar{\Theta}}{\partial z}\right]^{-\frac{1}{2}}\right), & \textit{stable stratification}\ \frac{\partial \bar{\Theta}}{\partial z} > 0 \end{cases}$$

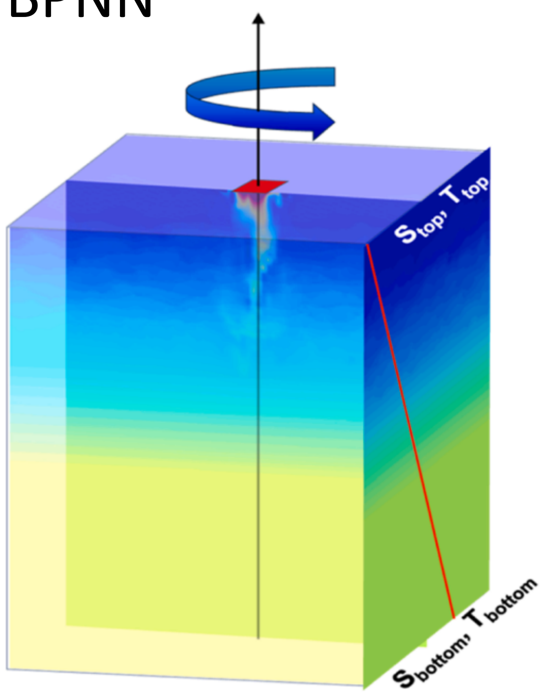
湍动能 e（SGS-TKE）可通过预报方程计算得到：

$$\frac{\partial e}{\partial t} = -\frac{\partial \bar{u}_k e}{\partial x_k} - \tau_{ki}\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_k} + \frac{g}{\theta_0}\overline{u_3'\theta'} - \frac{\partial}{\partial x_k}\left[u_k'\left(e + \frac{p'}{\rho_0}\right)\right] - \epsilon$$

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

c. 湍流模式（LES）驱动的混合参数化方案—PALM

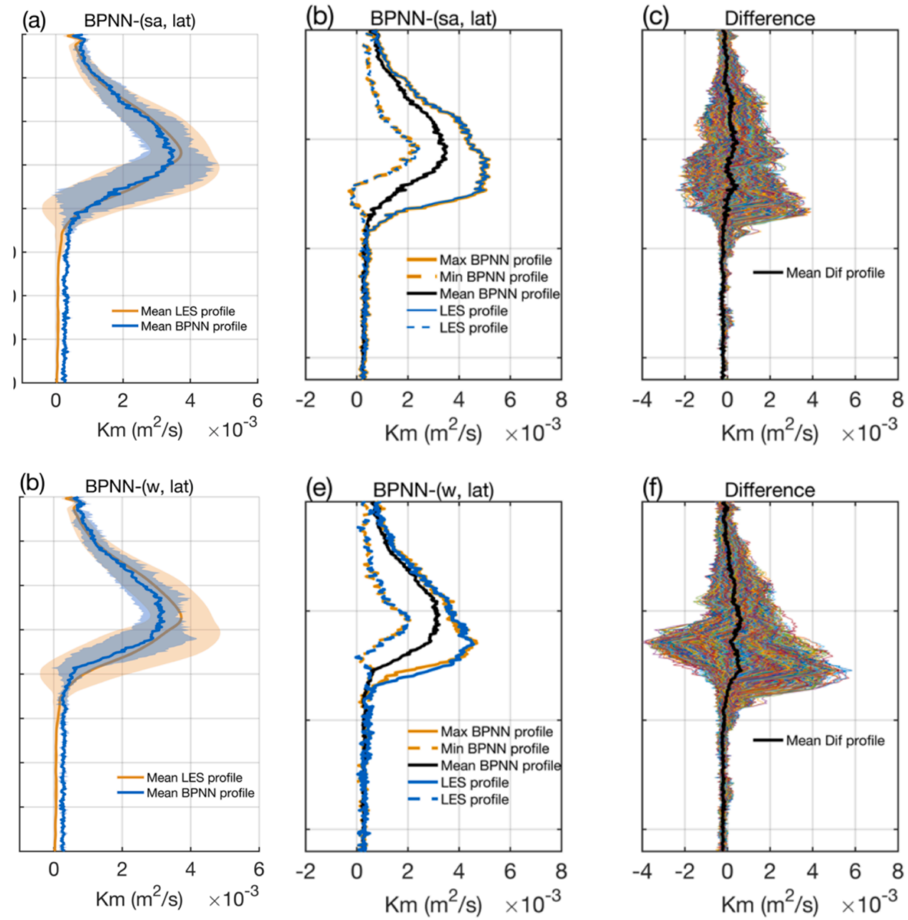
BPNN



减小参数化方案对输入参数的依赖性

(sa, lat)

(w, lat)



（Gao et al., 2024）

BPNN对LES的混合参数典型剖面可以较好地刻画出趋势

一、海洋模式参数的智能估算

1.1 湍流过程参数化的必要性

1.2 湍流混合参数化的智能估算方法

a) 观测数据驱动的智能湍流参数化方案

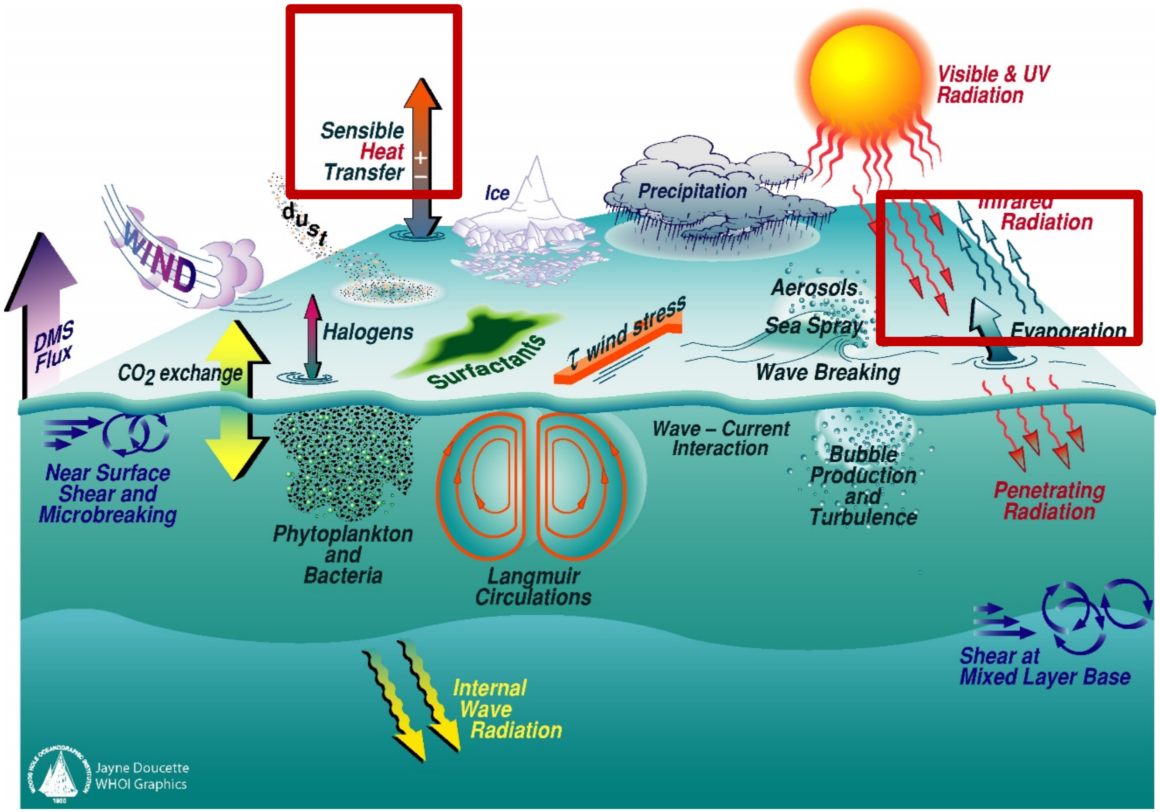
b) 模式驱动的细网格湍流参数化方案

c) 湍流模式(LES)驱动的混合参数化方案

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

——海气热通量参数



（WHOI ）

- 观测数据少
- 缺少极端海况下的观测
- 难以快速迭代

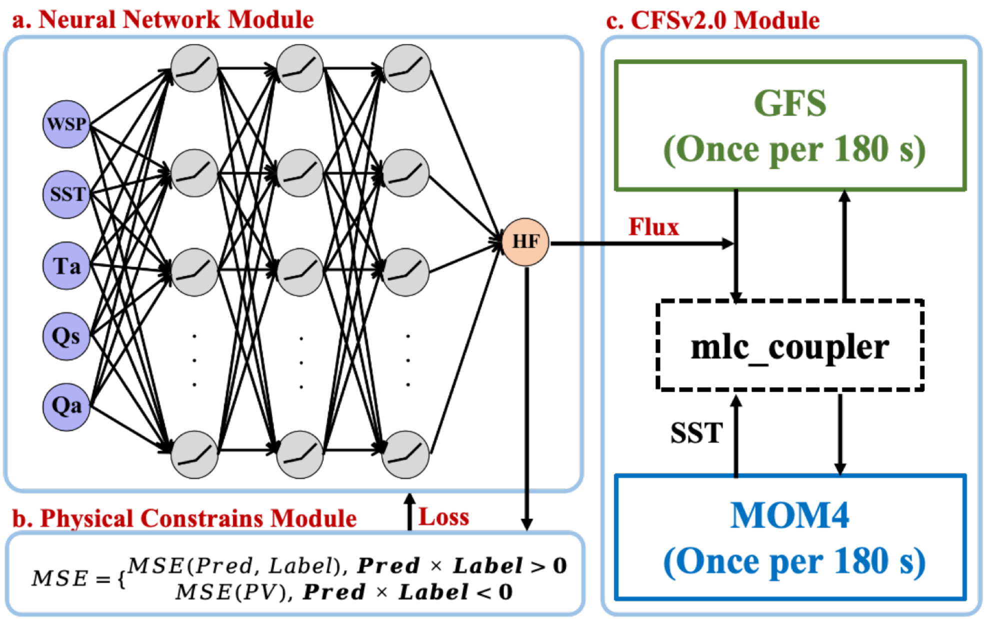
Bulk formula

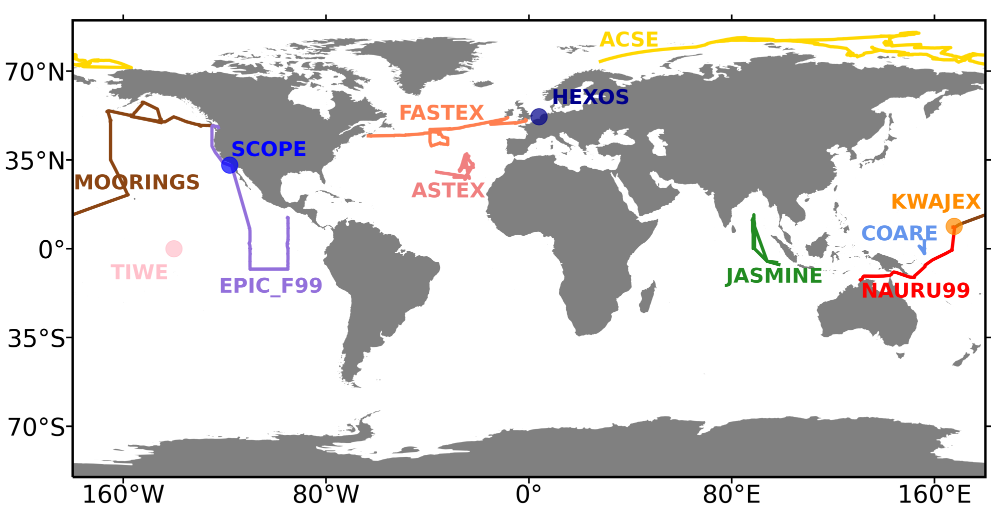
$$LHF = \rho_a L_v C_E (q_s - q_a)$$

$$SHF = \rho_a c_P C_H (\theta_s - \theta_a)$$

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

——海气热通量参数



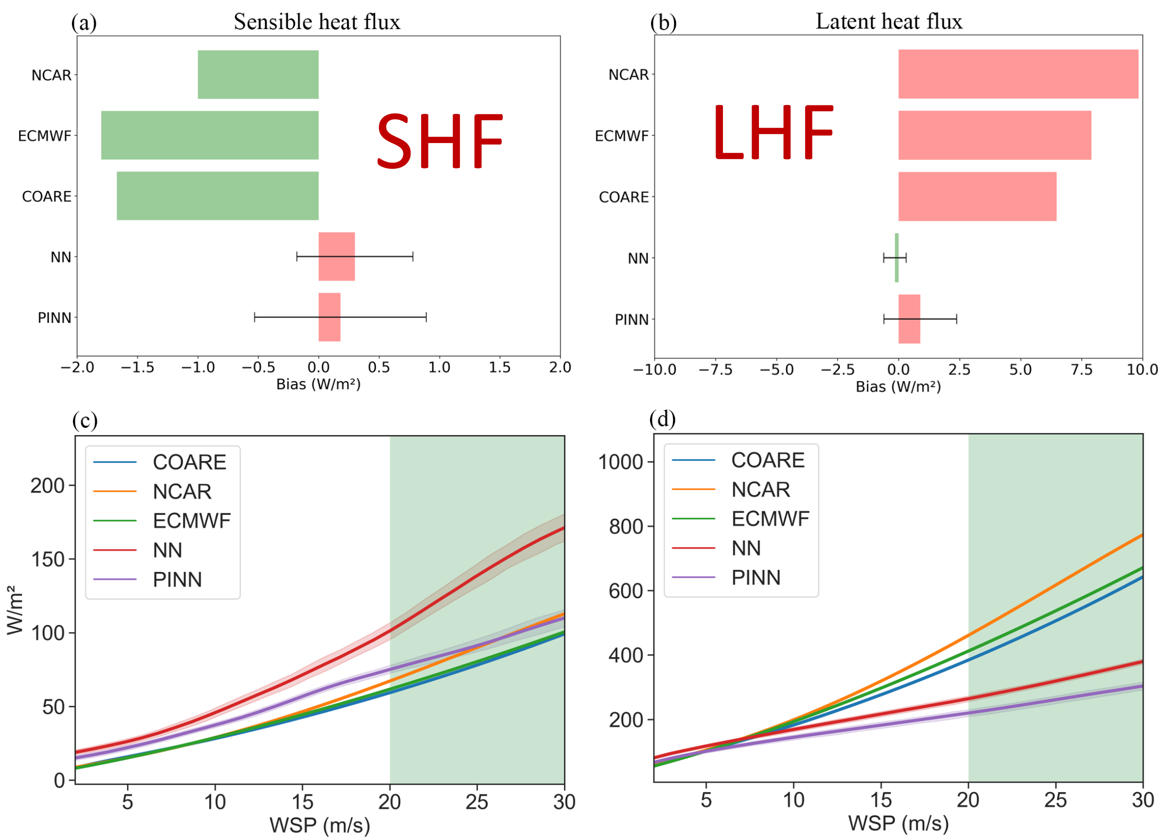


- 提出了一个基于弱物理约束的神经网络来构建海气热通量参数化方案
- **使用了12个海气热通量观测数据集**

（Zhou et al., 2024）

1.3 外强迫场参数的智能估算方法

——海气热通量参数

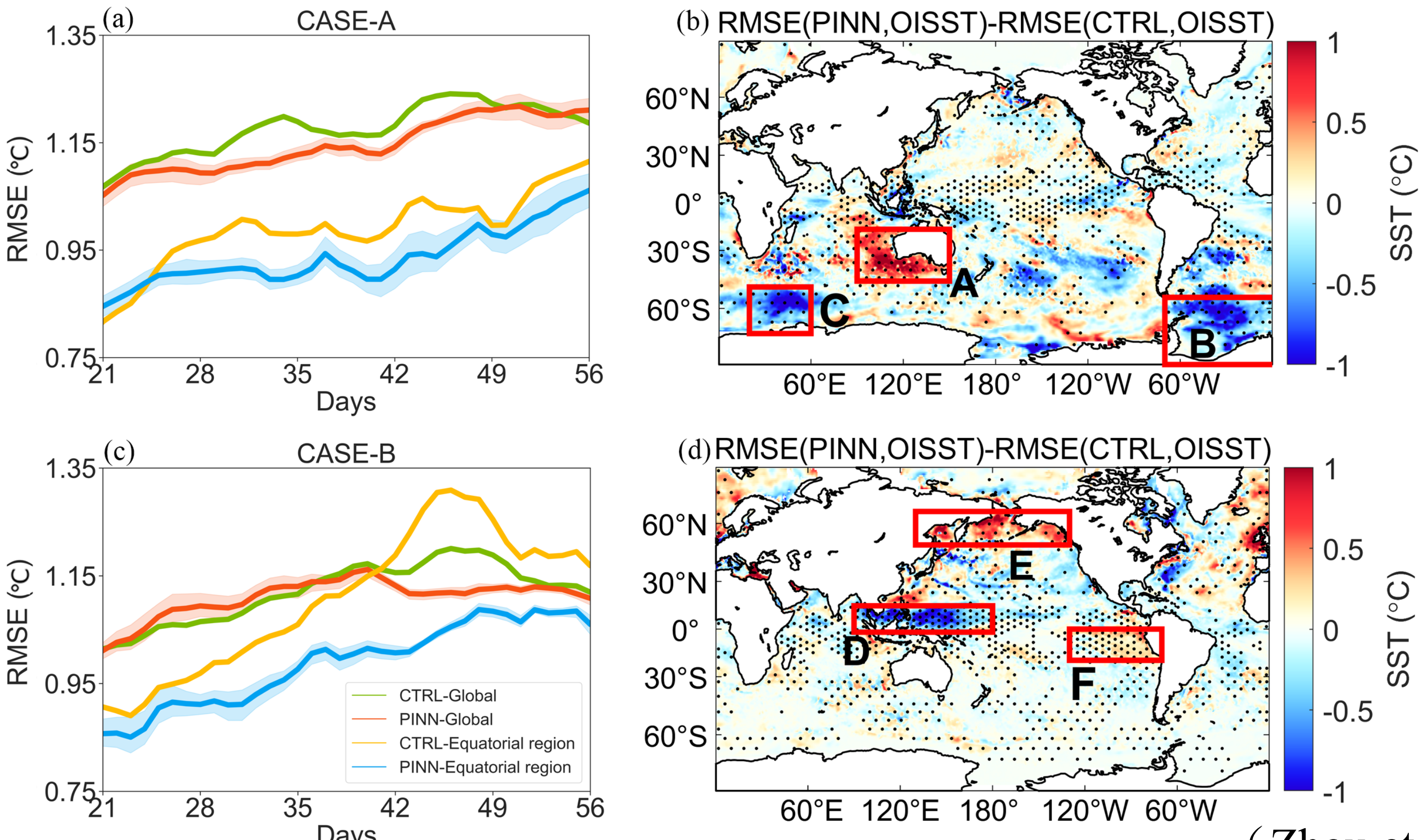


（Zhou et al., 2024）

- 基于神经网络的参数化方案要优于传统的参数化方案
- 高风速下基于神经网络的热通量值要小于传统的参数化方案

1. 3 外强迫场参数的智能估算方法

——海气热通量参数



（Zhou et al., 2024）

基于神经网络的参数化方案在次季节预报模型中表现良好

参考文献

Dong, C., Xu, G., Han, G., Bethel, B. J., Xie, W., & Zhou, S. (2022). Recent developments in artificial intelligence in oceanography. Ocean-Land-Atmosphere Research.

Han, G., Cen, H., Jiang, J., Gao, X., Jiang, X., Zhou, S., ... & Dong, C. (2022). Applying machine learning in devising a parsimonious ocean mixing parameterization scheme. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 203, 105163.

Gao, X., Han, G., Sun, W., Zhou, S., Xie, W., Cen, H., ... & Dong, C. (2024). Application of deep learning in estimating the convective mixing induced by brine rejection. Ocean Modelling, 102314.

Feng, Q., Han, G., Liu, Y., Lin, X., Li, B., Gao, X., ... & Wang, H. (2024). Application of data-driven mixing parameterization scheme in a regional ocean model. Ocean Modelling, 102325.

Gao, X., Dong, C., Liang, J., Yang, J., Li, G., Wang, D., & McWilliams, J. C. (2019). Convective instability-induced mixing and its parameterization using large eddy simulation. Ocean Modelling, 137, 40-51.

Gao, X., Dong, C., & Liang, J. (2022). Convective mixing induced by brine rejection and its parameterization using large eddy simulation. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 205, 105179.

Liang, J.-H., J. Yuan, X. Wan, J. Liu, B. Liu, H. Jang, and M. Tyagi. (2022). Exploring the use of machine learning to parameterize vertical mixing in the ocean surface boundary layer. Ocean Modelling, 176, 102059.

Zhou S., Shi R., Yu H., Zhang X., Dai J., Huang X., and Xu F., (2024). A Physical-informed Neural Network for Improving Air-Sea Turbulent Heat Flux Parameterization. Journal of Geophysical Research-Atmospheres.

Zhu, Y., Zhang, R.H., Moum, J.N., et al. (2022). Physics-informed deep learning parameterization of ocean vertical mixing improves climate simulations. Natl. Sci. Rev. 9, nwac044.

一、海洋模式参数的智能估算

二、海洋模式偏微分方程的智能求解

二、海洋模式偏微分方程的智能求解

1、绪论

2、PINN求解海水温度扩散方程

3、PINN求解KdV方程

4、PINN在风暴潮智能预报的应用

1、绪论

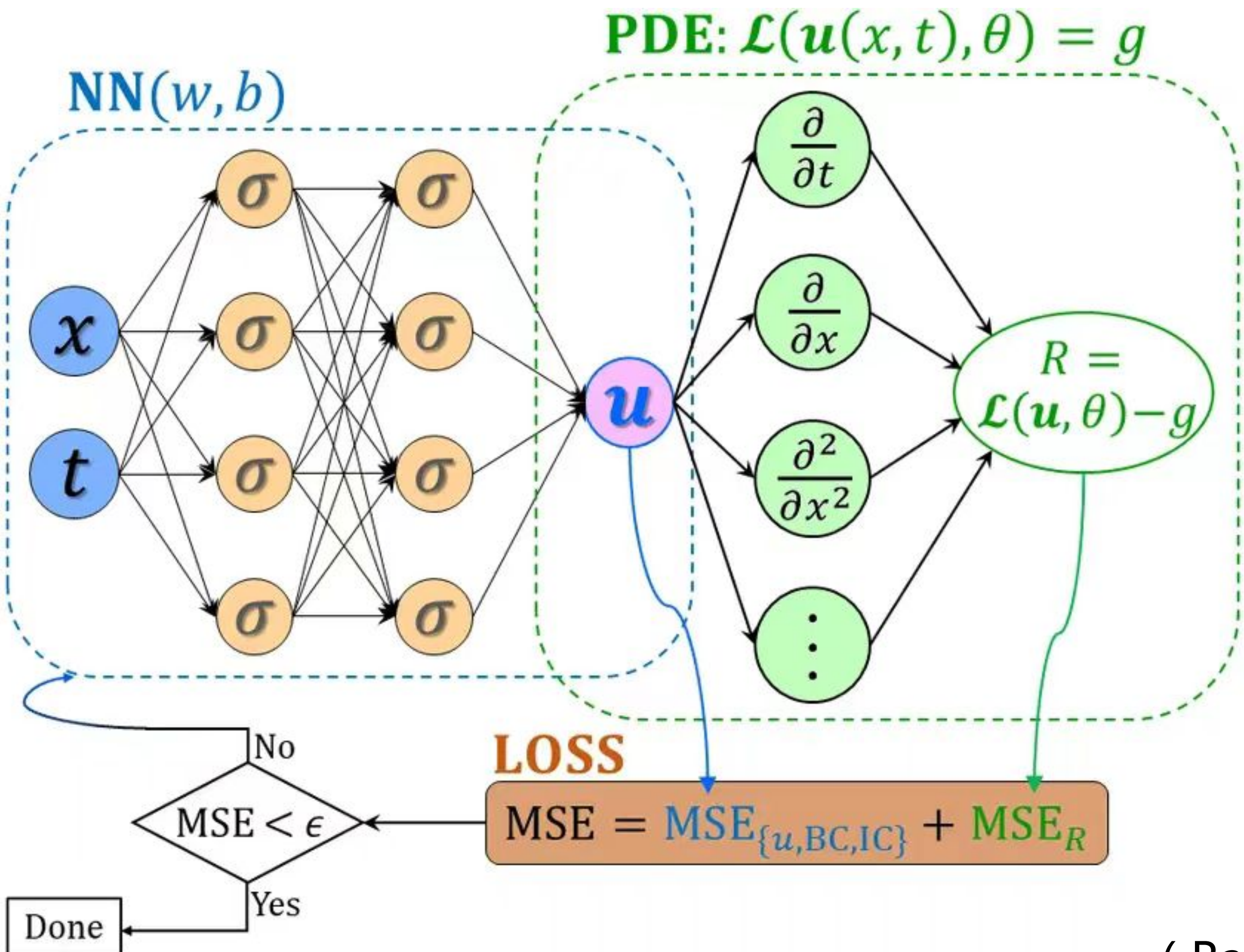
偏微分方程(Partial Differential Equation , PDE)是在数学上通过多个未知变量及其偏导数来描述系统的行为。

PDE被频繁应用于多个学科中，以模拟物理过程的时空演变。例如，使用 Navier-Stokes 方程模拟机翼周围的气流，使用浅水方程模拟全球天气模式，使用 Maxwell 方程进行光学设计等。

在许多实际应用中，可能难以获得 PDE 解析解的函数形式，因此，必须数值求解 PDE。

1、绪论

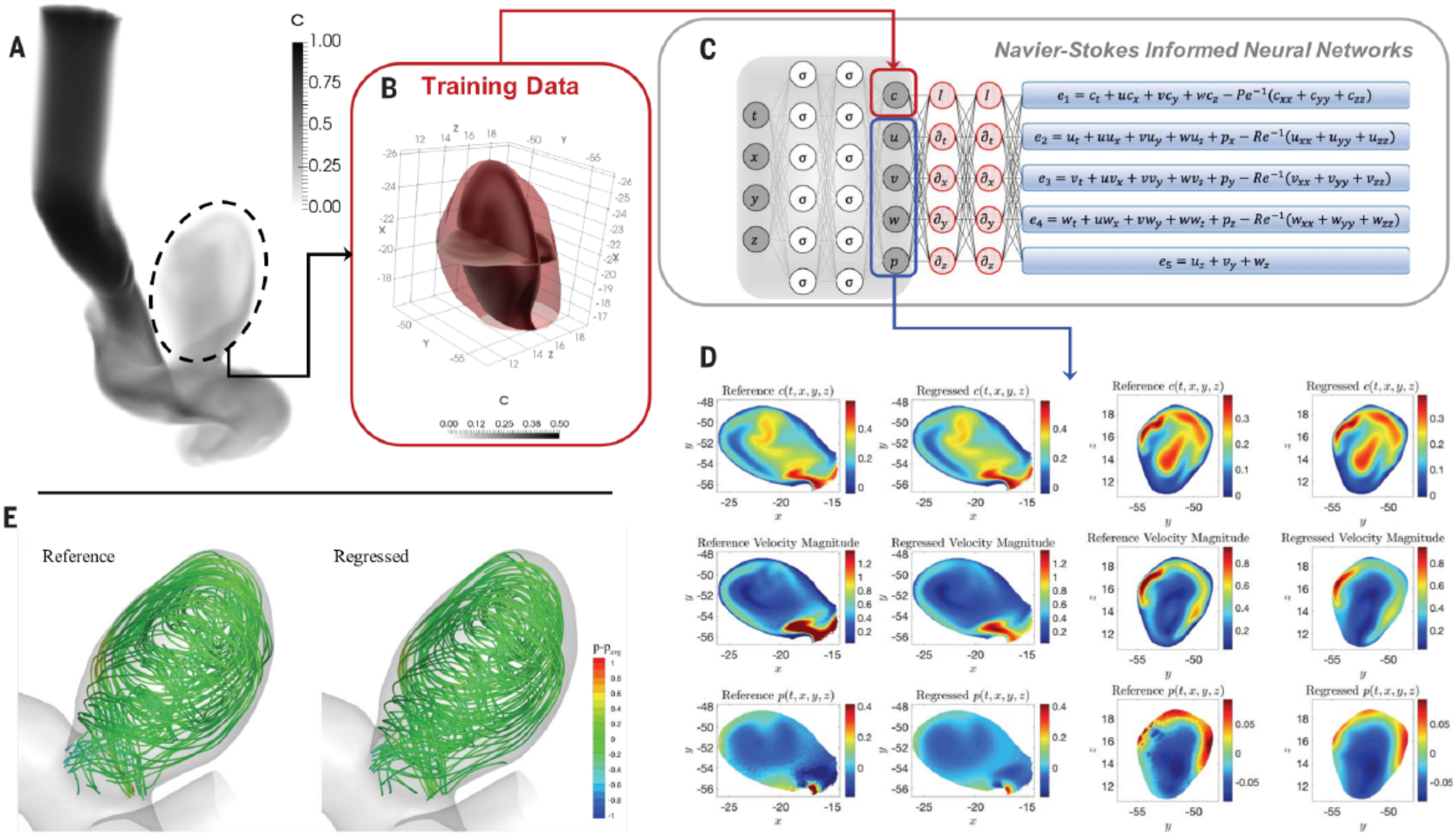
Physical-Informed Neural Network (PINN)



通过把物理方程的迭代前后的差值加到神经网络的损失函数，使训练的结果满足物理规律。

（Raissi et al., 2019）

1、绪论 Physical-Informed Neural Network (PINN)



(Raissi et al., 2020)

二、智能求解偏分方程

1、绪论

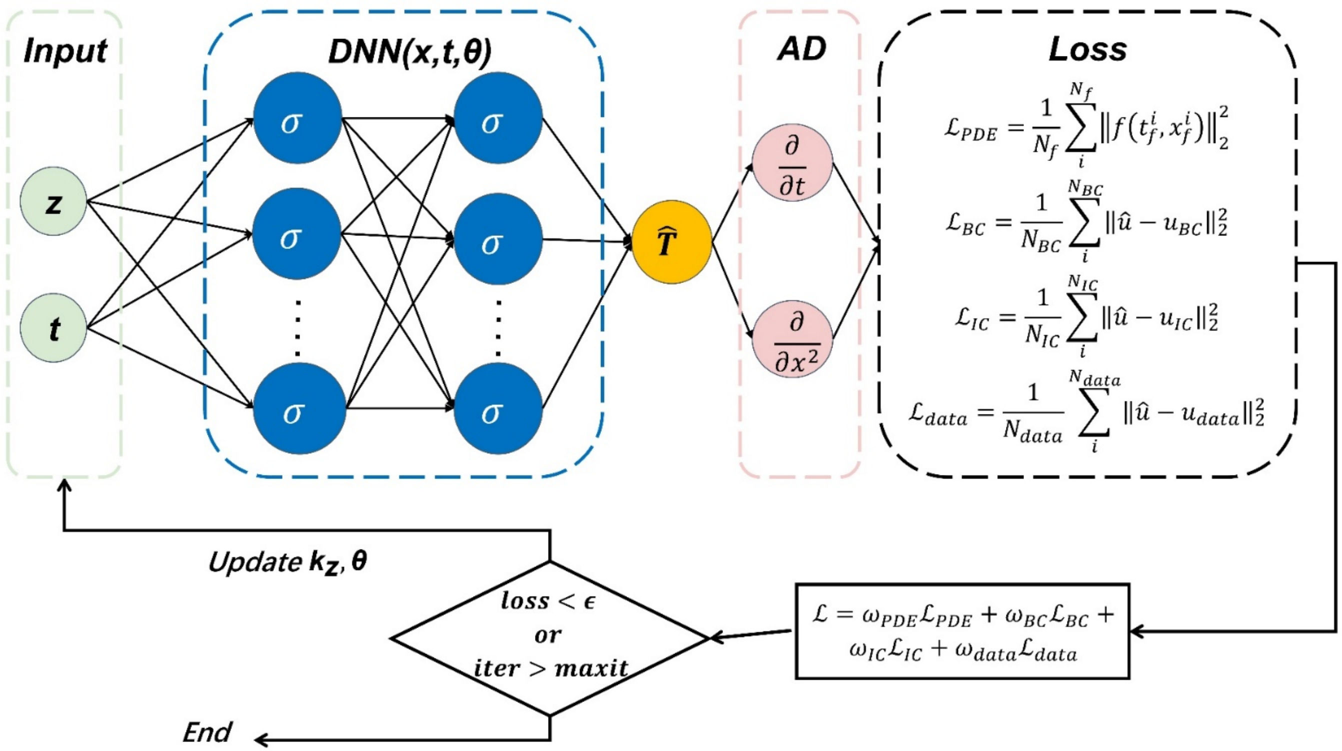
2、PINN求解海水温度扩散方程

3、PINN求解KdV方程

4、PINN在风暴潮智能预报的应用

2、PINN求解海水温度扩散方程

海水的垂向温度扩散方程：$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left(k_z \frac{\partial T}{\partial z}\right)$$



正问题：方程完全已知，求解方程在确定边界和初始条件下的解

反问题：方程参数未知，求解方程参数和方程在确定边界和初始条件下的解

2、PINN求解海水温度扩散方程

Dirichlet边界条件

若已知k_z=0.05，初始条件为：

$$
\begin{cases}
\dfrac{\partial T}{\partial t} = k_z \dfrac{\partial^2 T}{\partial z^2} & 0 < z < L, t > 0 \\
T(z,0) = f(z) & 0 \le z \le L \\
T(0,t) = 0, T(L,t) = 0 & t > 0
\end{cases}
$$

$$f(z) = \sin\frac{\pi z}{2} + \sin \pi z$$

则原方程的一般解为：

$$T(z,t) = \sum_{n=1}^{\infty} C_n e^{-k_z\left(\frac{n\pi}{L}\right)^2 t} \sin\frac{n\pi z}{L}$$

此初始条件对应于一般解的傅里叶正弦级数的前两项，则原方程的一般解为：

$$\boldsymbol{T(z,t) = e^{-0.05\frac{\pi^2}{4}t}\sin\frac{\pi z}{2} + \mathrm{e}^{-0.05\pi^2 t}\sin \pi z}$$

2、PINN求解海水温度扩散方程

Neumann边界条件

若已知k_z=0.05，初始条件为：

$$\begin{cases} \dfrac{\partial T}{\partial t} = k_z \dfrac{\partial^2 T}{\partial z^2} & 0 < z < L, t > 0 \\ T(z,0) = f(z) & 0 \le z \le L \\ T_z(0,t) = 0, T_z(L,t) = 0 & t > 0 \end{cases}$$

$$f(z) = \cos\frac{\pi z}{2} + \cos \pi z$$

则原方程的一般解为：

$$T(z,t) = D_0 + \sum_{n=1}^{\infty} D_n e^{-k_z\left(\frac{n\pi}{L}\right)^2 t} \cos\frac{n\pi z}{L}$$

此初始条件对应于一般解的傅里叶余弦级数的前三项，则原方程的一般解为：

$$T(z,t) = e^{-0.05\frac{\pi^2}{4}t} \cos\frac{\pi z}{2} + e^{-0.05\pi^2 t} \cos \pi z$$

2、PINN求解海水温度扩散方程

Robin边界条件

$$\begin{cases} \dfrac{\partial T}{\partial t} = k_z \dfrac{\partial^2 T}{\partial z^2} & 0 < z < L, t > 0 \\ T(z,0) = f(z) & 0 \le z \le L \\ T(0,t) + hT_z(0,t) = 0 & t > 0 \\ T(L,t) + hT_z(L,t) = 0 & h > 0 \end{cases}$$

若已知k_z=0.05，初始条件为：

$$f(z) = e^{-z} + \frac{\pi}{2}\cos\frac{\pi z}{2} - \sin\frac{\pi z}{2} + \pi\cos\pi z - \sin\pi z$$

此初始条件对应于一般解的傅里叶级数的前三项，则原方程的一般解为：

$$\boldsymbol{T(z,t) = e^{0.05t-z} + e^{-0.05\frac{\pi^2}{4}t}\left(\frac{\pi}{2}\cos\frac{\pi z}{2} - \sin\frac{\pi z}{2}\right) + e^{-0.05\pi^2 t}(\pi\cos\pi z - \sin\pi z)}$$

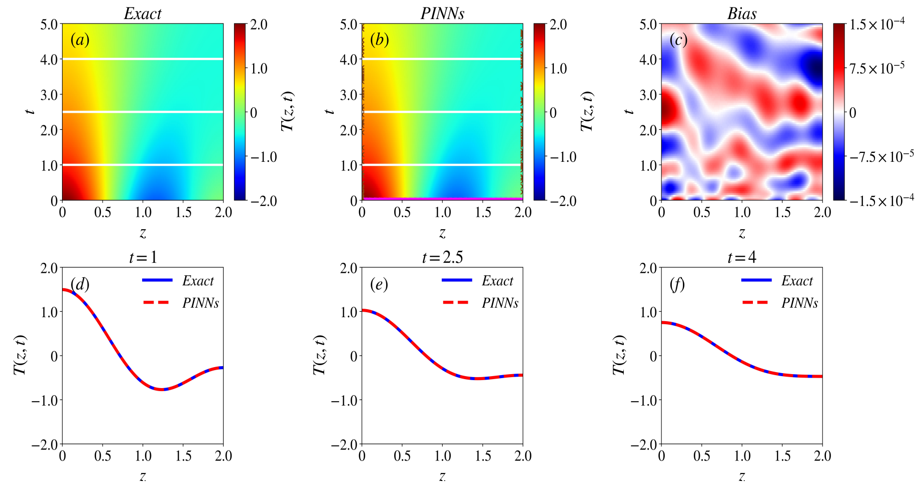
则原方程的一般解为：

$$T(z,t) = E_0 e^{k_z t} e^{-z} + \sum_{n=1}^{\infty} E_n e^{-k_z\left(\frac{n\pi}{L}\right)^2 t}\left(\frac{n\pi}{L}\cos\frac{n\pi z}{L} - \sin\frac{n\pi z}{L}\right)$$

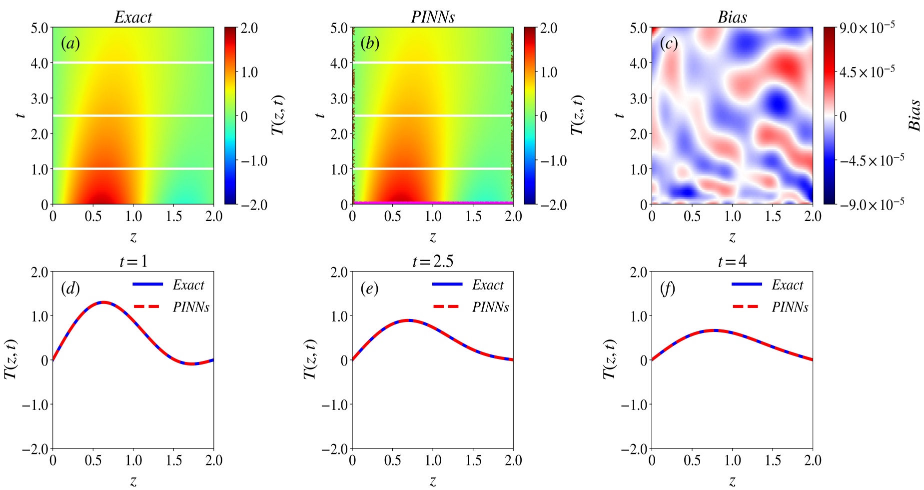
2、PINN求解海水温度扩散方程

正问题

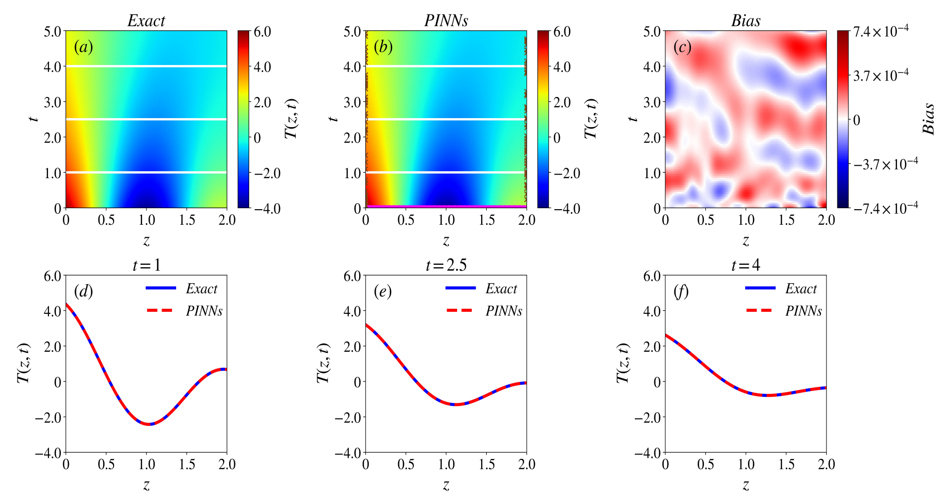
Neumann边界条件



Dirichlet边界条件



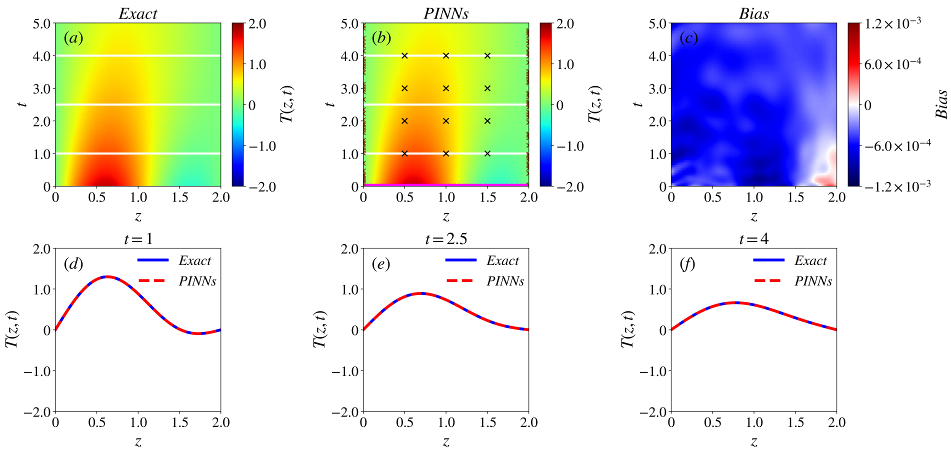
Robin边界条件



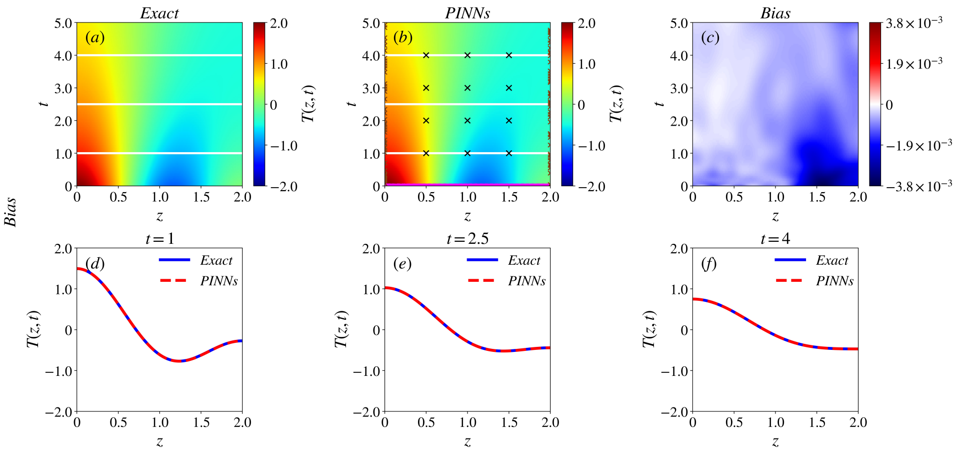
2、PINN求解海水温度扩散方程

反问题

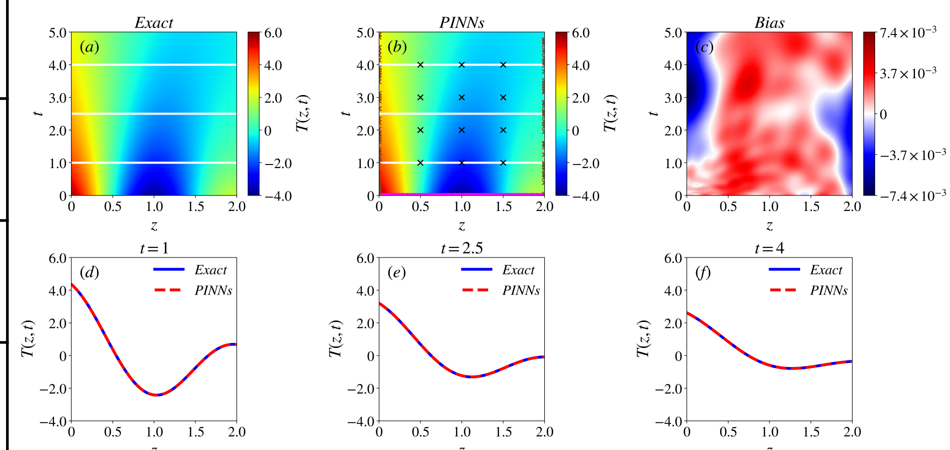
Dirichlet边界条件



Neumann边界条件



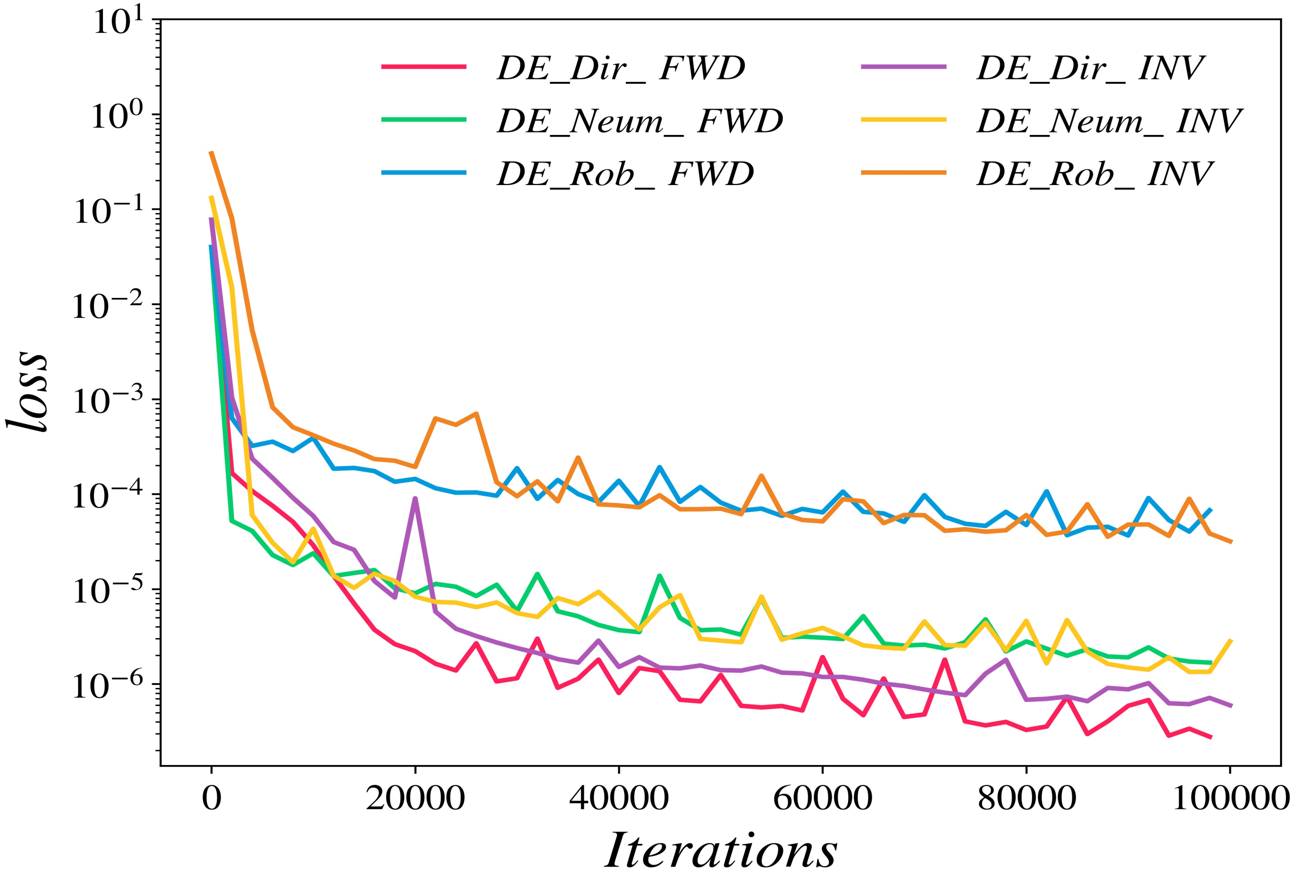
Robin边界条件



正确的PDE	$\frac{\partial T}{\partial t} = 0.05\frac{\partial^2 T}{\partial z^2}$
狄利克雷边界求解的PDE	$\frac{\partial T}{\partial t} = 0.0499954\frac{\partial^2 T}{\partial z^2}$
诺伊曼边界求解的PDE	$\frac{\partial T}{\partial t} = 0.0498229\frac{\partial^2 T}{\partial z^2}$
罗宾边界求解的PDE	$\frac{\partial T}{\partial t} = 0.0485264\frac{\partial^2 T}{\partial z^2}$

2、PINN求解海水温度扩散方程

损失函数在不同实例下的变化

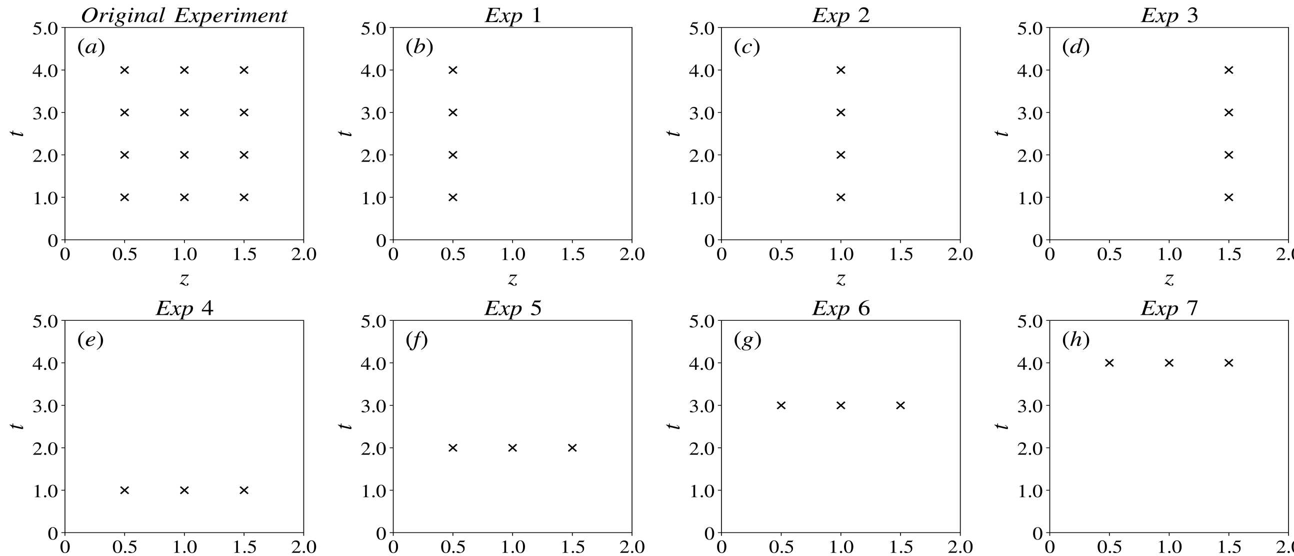


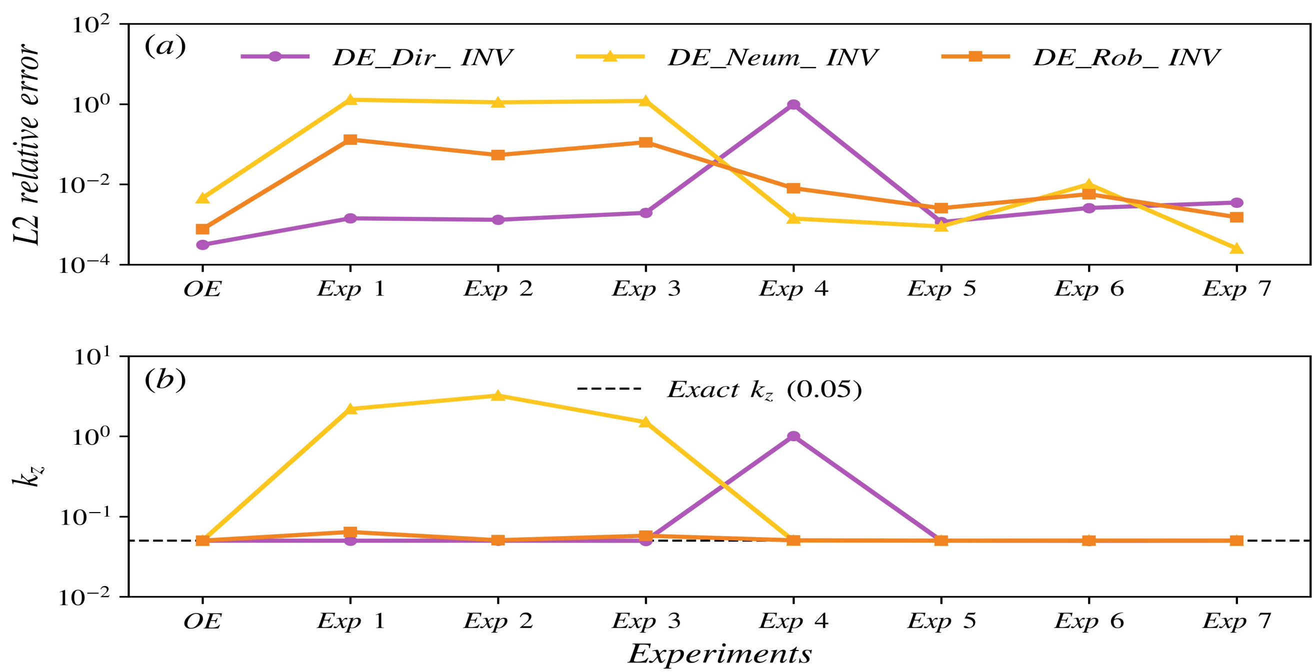
Loss 函数的大小：Dirichlet 边界<Neumann 边界<Robin 边界

Loss下降的速度：Dirichlet 边界>Neumann 边界>Robin 边界

2、PINN求解海水温度扩散方程

反问题中采样点位置的敏感性





二、智能求解偏分方程

1、绪论

2、PINN求解海水温度扩散方程

3、PINN求解KdV方程

4、PINN在风暴潮智能预报的应用

3、PINN求解KdV方程

KdV方程用来描述在引力作用下浅水在自由表面上波的单向传播，

具有不变形状的脉冲状孤立波解

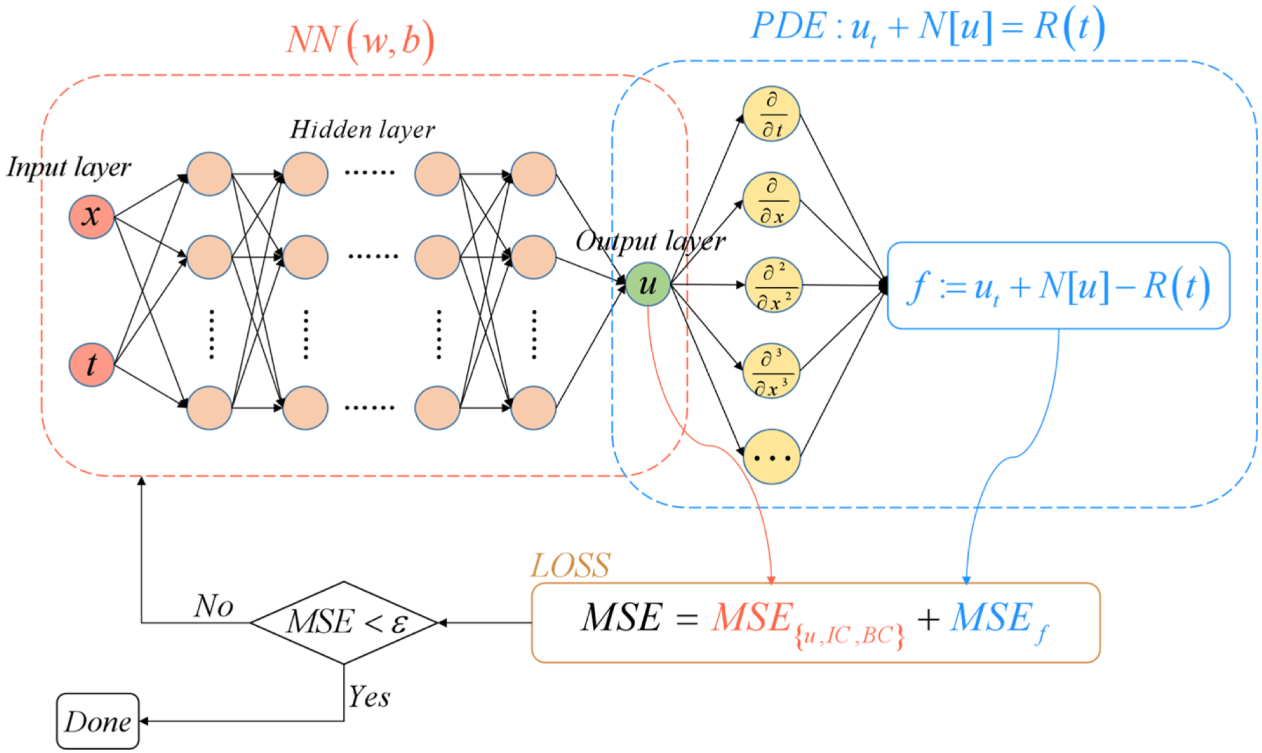
$$\begin{cases} u_t + 6uu_x + u_{xxx} = 0, x \in [-20, 20], t \in [-6, 6] \\ u(t_0, x) = u_0(x), \\ u(t, -20) = u(t, 20), \end{cases}$$

单孤子解：$u(t,x) = \frac{c}{2}\text{sech}^2\left(\frac{\sqrt{c}}{2}(x - x_0 - ct)\right)$

u为高于水平地面的波的高度　　t是与过去时间成正比例的变量

x是与传播方向距离成正比例的变量　　x_0为孤子的初始位置

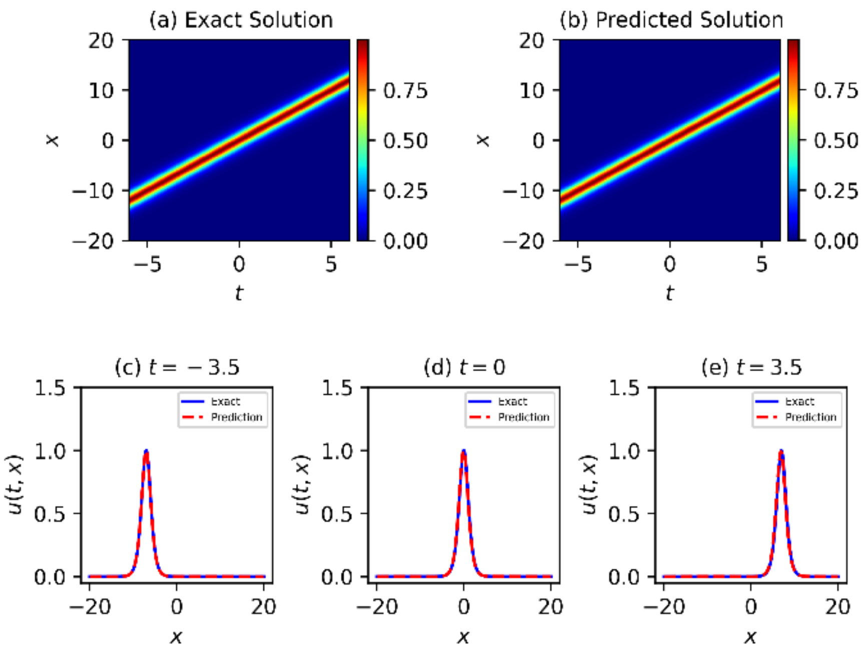
3、PINN求解KdV方程



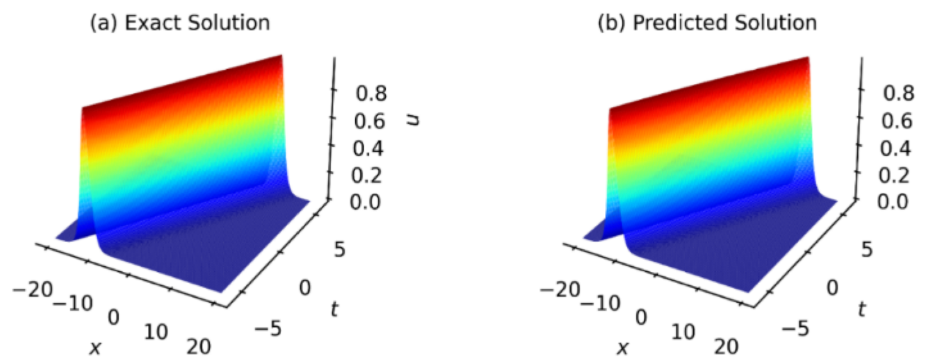

```
def net_f(self, x,t):
    u = self.net_u(x,t)
    u_t = tf.gradients(u, t)[0]
    u_x = tf.gradients(u, x)[0]
    u_xx = tf.gradients(u_x, x)[0]
    u_xxx = tf.gradients(u_xx, x)[0]
    f = u_t + u * u_x + u_xxx-0.5*tf.cos(t)
    # f = u_t + 6*u * u_x + u_xxx-0.1*tf.cos(t)
    return f
```

3、PINN求解KdV方程

首先设$c = 2, x_0 = 0$



*KdV*方程的精确解和预测解的对比



*KdV*方程的精确解和预测解的时空行为对比

模型在18秒内经过481次迭代将相对L^2误差降到了4.6×10^{-2}

二、智能求解偏分方程

1、绪论

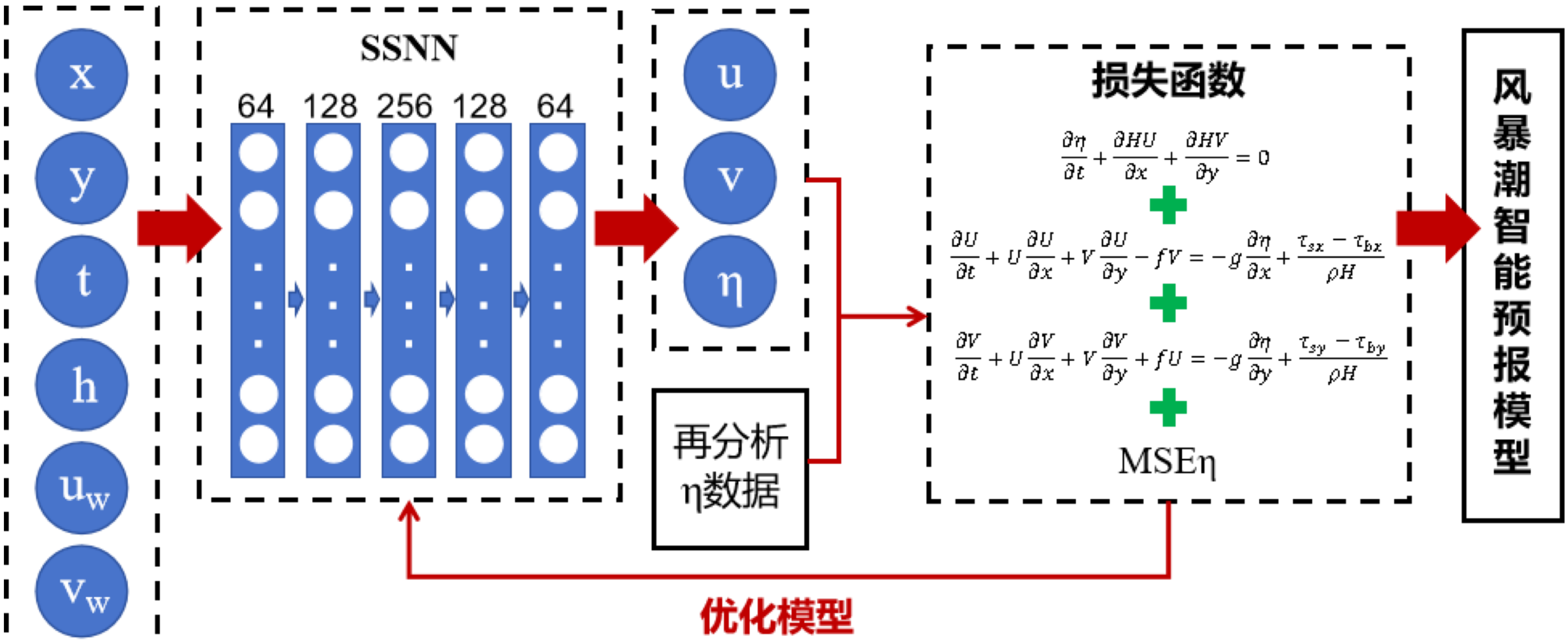
2、PINN求解海水温度扩散方程

3、PINN求解KdV方程

4、PINN在风暴潮智能预报的应用

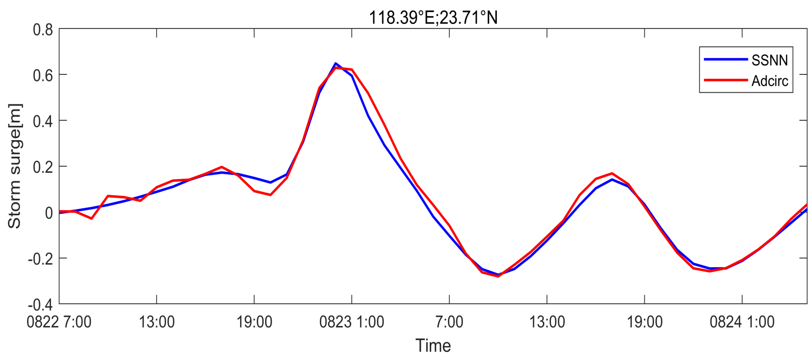
4、PINN在风暴潮智能预报的应用

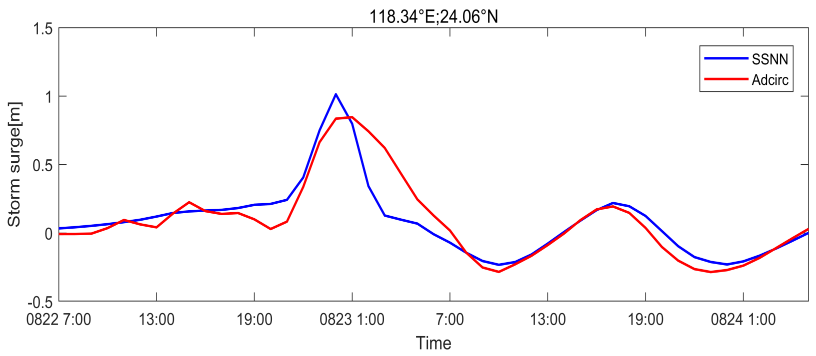
使用ADCIRC-SWAN模式风暴潮水位数据搭建模型

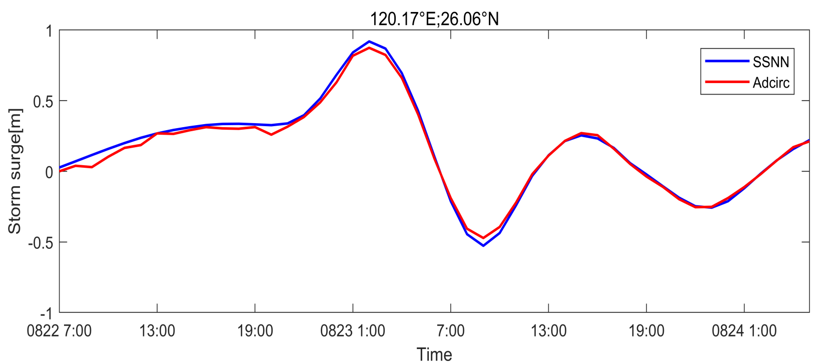


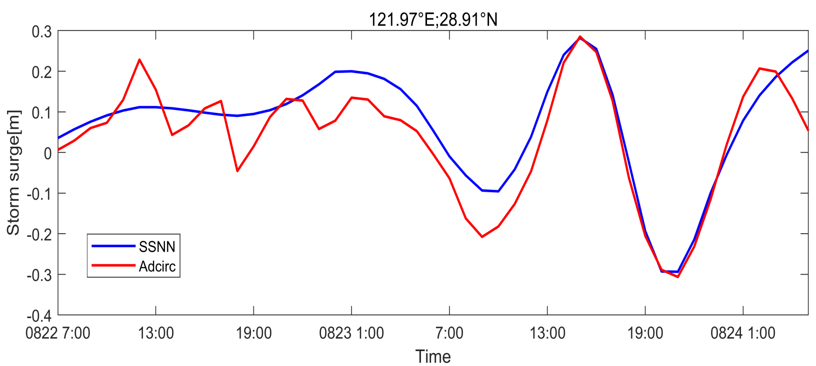
4、PINN在风暴潮智能预报的应用

SSNN模型和ADCIRC-SWAN模式结果的比较









4、PINN在风暴潮智能预报的应用

总结：

1、PINN是一种无网格方法，可以在训练阶段后按需计算解，并且它们允许使用分析梯度使解可微。

2、除了求解微分方程(正问题)，PINN还可用于求解逆问题。事实上，用同样的代码来解决正问题，可以用最小的修改来解决逆问题。

3、PINN可以在具有非常复杂的几何形状或非常高维的领域中解决偏微分方程。

参考文献

Raissi, M., Perdikaris, P., & Karniadakis, G. E. (2019). Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. Journal of Computational Physics, 378, 686–707.

Raissi, M., Yazdani, A., & Karniadakis, G. E. (2020). Hidden fluid mechanics: Learning velocity and pressure fields from flow visualizations. Science, 367, 6481, 1026–1030.

Li, Z., Kovachki, N., Azizzadenesheli, K., Liu, B., Bhattacharya, K., Stuart, A., & Anandkumar, A. (2021) Fourier neural operator for parametric partial differential equations. In International Conference on Learning Representations.

Pathak, J., Subramanian, S., Harrington, P., Raja, S., Chattopadhyay, A., Mardani, M., Kurth, T., Hall, D., Li, Z., Azizzadenesheli, K., & et al. (2022). Fourcastnet: A global data-driven high-resolution weather model using adaptive fourier neural operators. arXiv preprint arXiv:2202.11214.

Tran, A., Mathews, A., Xie, L., & Cheng, S. (2021). Factorized fourier neural operators. arXiv preprint arXiv:2111.13802.

Pfaff, T., Fortunato, M., Sanchez-Gonzalez, A., & Battaglia, P. (2021). Learning mesh-based simulation with graph networks. In International Conference on Learning Representations.

Lu, L., Jin, P., Pang, G., Zhang, Z., & Karniadakis, G. E. (2021). Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators. Nature machine intelligence, 3, 3, 218-229.

训练的程序和数据

基于湍流模型的海洋模式参数的智能估算

链接: https://pan.baidu.com/s/117gQsDNm1AcIYaJPB1FdNg

提取码: yjrg

海水温度扩散方程的智能求解：

链接: https://pan.baidu.com/s/1DYYZheQJB5b8EOogsHctOg

提取码: 8xxr

感谢聆听！

董昌明

南京信息工程大学

海洋科学学院、人工智能海洋研究院

南信大正在建成大型海洋物理模拟器

---世界最大的旋转水池

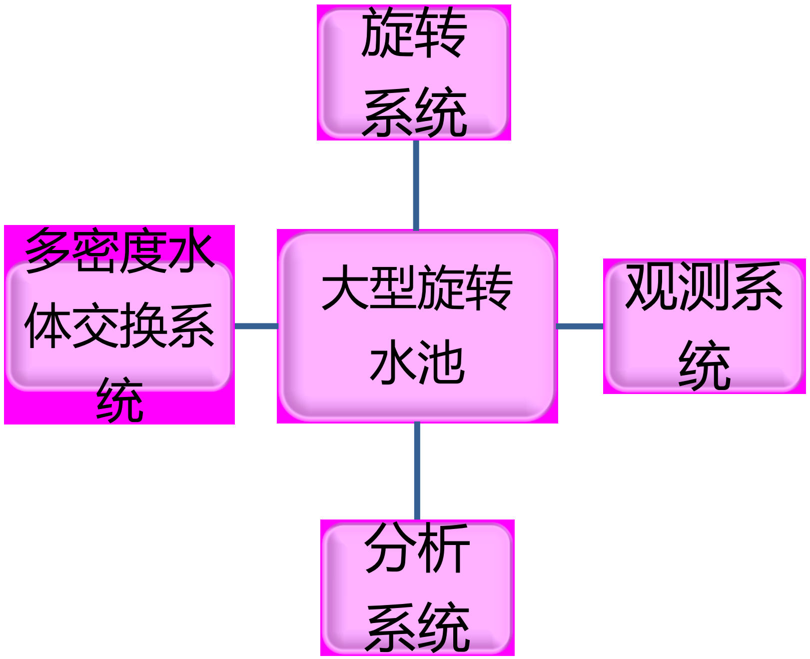
旋转实验平台（海洋学科楼）透视图

大型旋转平台系统组成

建设参数：

国际地球流体流体研究中心（iGFDL）	
合作单位	法国国家科学研究院
平台直径	内径14米（世界最大）
实验水深	0.8～1.2米（最大1.5米）
实验水量	150-300吨
旋转周期	30～1000秒
水池模式	CORIOLIS
实验电量	平台驱动功率33kW
	建筑使用功率100kW
经费预算	5000万元

四大组成系统

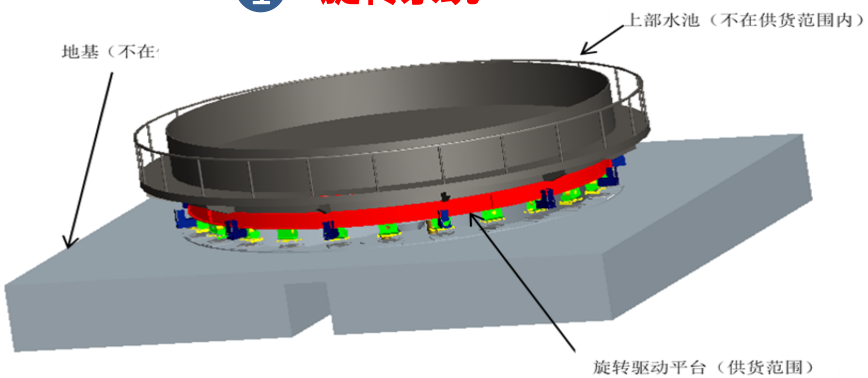


四位一体 → 旋转实验平台

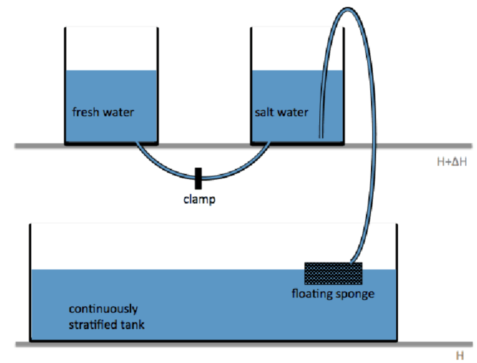
旋转水池系统组成

四大组成系统

① 旋转系统



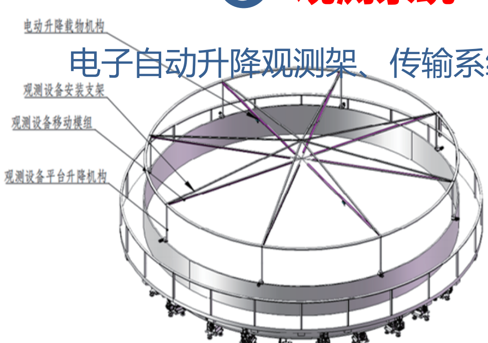
② 多密度水体交换系统



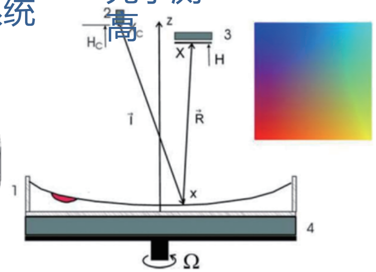
层结水体

③ 观测系统

电子自动升降观测架、传输系统

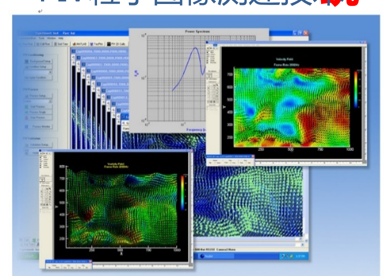


光学测高



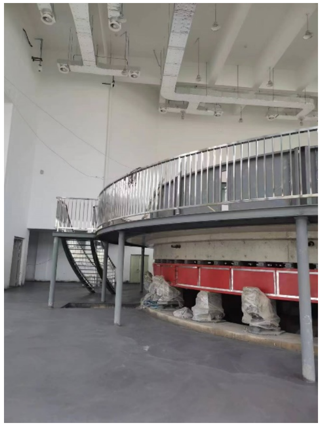
④ 分析系统

PIV粒子图像测速技术



数字孪生旋转水池

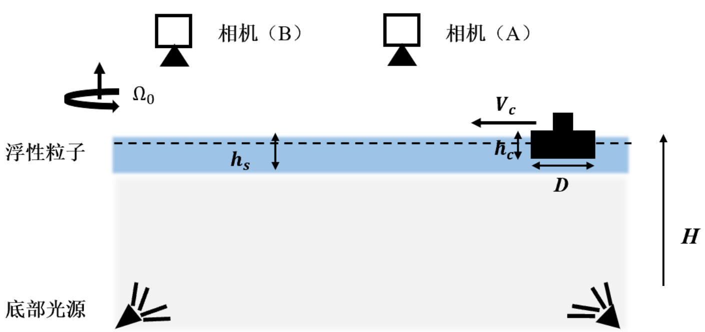
水池主体平台侧壁及水交换系统

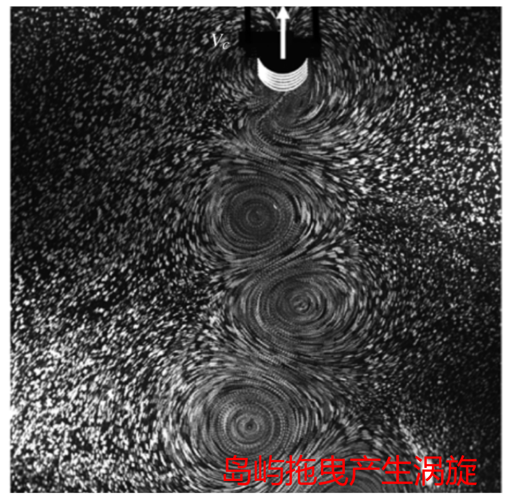


大型旋转平台人才队伍建设

三个研究团队

① 物理实验团队

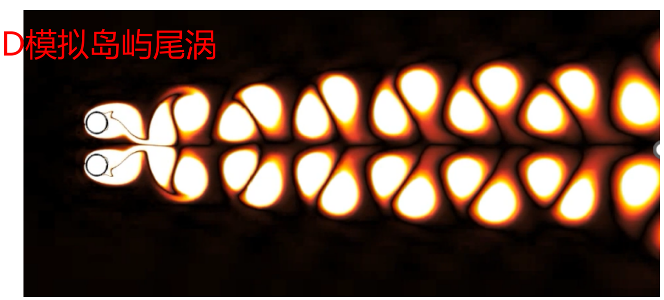


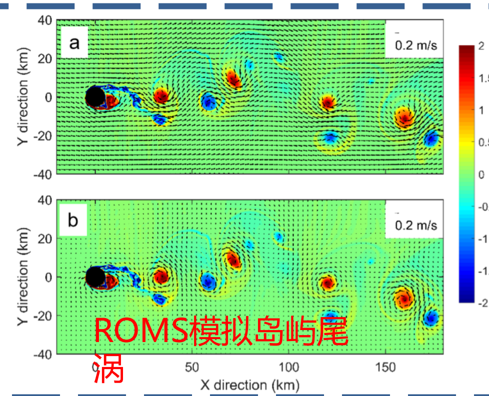


岛屿拖曳产生涡旋

② 数值模拟团队

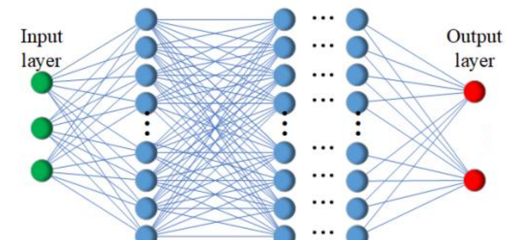
CFD模拟岛屿尾涡



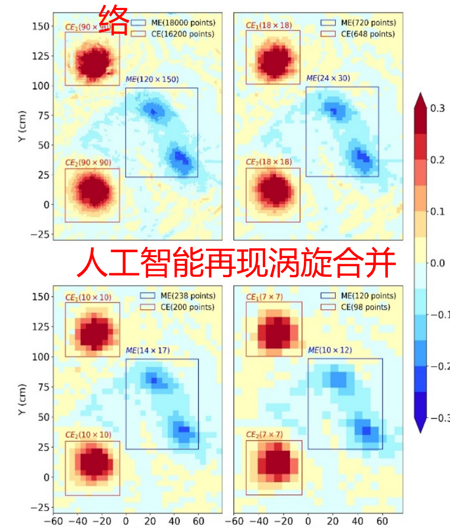


ROMS模拟岛屿尾涡

③ 数字孪生团队



人工智能神经网络



人工智能再现涡旋合并