

# 人工智能垂直混合参数化方案在海洋模式中的应用和评估\*

俞永强<sup>1,2</sup> 李金<sup>1,2</sup> 李孝杰<sup>3</sup>

1 中国科学院大气物理研究所 北京100029

2 中国科学院大学 北京 100049

3 成都信息工程大学 成都 610225

**摘要** 垂直混合参数化是海洋环流模拟中的主要不确定性来源。近年来,深度学习因其刻画复杂非线性过程的能力,逐渐用于改进传统参数化方案。本文基于 Fang 等人于 2025 年提出的深度学习垂直混合参数化方案(DLVMP),借助 Python 与 Fortran 混合编程技术,将其嵌入大气物理研究所发展的气候系统海洋模式(LICOM),设计了参照试验(CNTR,采用 Canuto2001 混合参数化方案)、K-Profile-Parameterization (KPP)混合参数化方案试验与 DLVMP 敏感性试验并开展长期气候模拟。结果表明,DLVMP 方案整体继承了 KPP 的偏差特征,但因引入赤道观测数据,对赤道次表层海温气候态模拟有所改进;其次,与 Canuto2001 方案相比,DLVMP 与 KPP 普遍低估表层混合强度、高估次表层混合强度,致使三组试验在海温、盐度、混合层深度、大西洋经圈翻转流(AMOC)和副热带环流(Subtropical Cell, STC)等方面存在显著差异;同时,表层混合强度的低估削弱了中纬度通风过程,导致 DLVMP 试验中 STC 结构上移,强度增强,并在温跃层附近引起显著的海温冷偏差。本研究揭示了深度学习参数化方案在实际应用中面临训练集规模和质量的双重挑战,为后续改进提供了关键方向。

**关键词** 垂直混合参数化方案、数值模拟、海洋环流模式、深度学习

**文章编号:** 2025097A

**doi:** 10.3878/j.issn.1006-9895.2508.25097

## Application and Evaluation of an artificial intelligence vertical mixing parameterization in an ocean model

YU Yongqiang<sup>1,2</sup>, LI Jin<sup>1,2</sup>, LI Xiaojie<sup>3</sup>

1 Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

3 Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225

**Abstract:** Vertical mixing parameterization is a major source of uncertainty in ocean circulation models. In recent years, deep learning has been increasingly applied to improve traditional parameterization schemes due to its ability to capture complex nonlinear processes. This study integrates the deep learning-based vertical mixing parameterization (DLVMP) proposed by Fang et al. (2025) into the Climate system ocean model (LICOM) developed by the Institute of Atmospheric Physics with the aid of the hybrid programming technology. Three long-term climate simulations were conducted: a control experiment (CNTR, using the Canuto2001 scheme), a K-Profile-Parameterization (KPP) experiment, and a DLVMP sensitivity experiment. Results show that DLVMP inherits the biases of KPP but exhibits improvements in simulating equatorial subsurface temperature climatology due to the inclusion of observations over the equator subsurface. Compared with the Canuto2001 scheme, both DLVMP and KPP underestimate surface mixing and overestimate subsurface mixing in the equatorial Pacific, leading to significant differences in temperature, salinity, mixed-layer depth, Atlantic Meridional Overturning Circulation (AMOC), and subtropical cell (STC) among the experiments. Additionally, the underestimated surface vertical mixing weakens the mid-latitude ventilation process, resulting in an upward shift and intensification of the STC in the DLVMP experiment, along with a significant cold temperature bias near the thermocline. This study highlights the dual challenges of training dataset size and quality for deep learning-based parameterizations, providing key insights for future improvements.

**Keywords** Vertical mixing parameterization scheme, Numerical Simulation, Oceanic General Circulation Model, Deep learning

### 1. 引言

海洋环流模式及其耦合模式是研究海洋环流和大气相互作用不可或缺研究的手段,在全球气候变化模拟、归因和预估等方面的研究中起到了重要作用(IPCC, 2021)。海洋模式空间分辨率主要受到计算资源的制约,尽管随着高性能计算机的快速发展,全球海洋模式的水平分辨率已经从上世纪 90 年代的几百公里提升到最近的 10 公里量级,但是模式依然无法分辨率所有尺度的海洋动力过程。为了真实和准确反应海洋动力过程中的多尺

**收稿日期** 2025-08-19; **网络预出版日期**

**作者简介** 俞永强,男,1968 年出生,研究员,主要从事气候数值模拟研究。E-mail: yyq@lasg.iap.ac.cn

**资助项目** 国家重点研发计划项目(2022YFF0802001)

度相互作用过程, 科学界普遍通过大尺度可解析变量来刻画和表达小尺度过程对大尺度环流的影响, 即所谓的次网格尺度参数化方案, 来提升模拟结果的物理合理性与精度。由于次网格参数化方案在设计过程中均采用了不同程度的简化和假设, 具有一定程度的主观性, 从而成为数值模拟中不确定性的主要来源之一 (Large et al., 1994; Fox-Kemper et al., 2008)。

与海洋模式次网格参数化方案有关的模拟偏差主要来自中尺度和亚中尺度过程、海洋潮汐、内波以及湍流混合过程等。其中, 潮汐、内波和湍流都会产生海洋中的垂直混合, 并通过调整温盐场和流场的垂直混合或者耗散, 进而影响大尺度海洋环流的演变, 对次表层温跃层结构以及大洋深层水和底层水形成的模拟具有重要意义。已有研究表明赤道太平洋地区的垂直混合过程会影响 ENSO 的相态转换 (Warner and Moum, 2019), 进而对全球气候系统产生深远影响 (Sasaki et al., 2013)。

为降低湍流垂直混合过程带来的模拟偏差, 研究者提出了次网格尺度参数化方案, 主要包括一阶闭合、二阶闭合和多阶闭合三类。其中, 一阶闭合方案直接对湍流应力进行经验估计; 二阶闭合方案则引入湍流动能方程, 从能量角度对垂直扩散 (和粘性) 系数进行更合理的定量计算; 三阶及以上方案进一步引入湍流动量和热力变量的高阶矩方程, 以更准确地反映湍流的物理特征。上述方案均依赖于经验公式来使得控制方程闭合可解, 并进一步确定垂直混合强度。然而, 真实海洋中的垂直混合过程包含复杂的非线性相互作用, 使得经验公式在不同区域间的适用性存在显著差异 (Large and Gent, 1999)。实际上, 为了适应不同区域或特定物理过程, 往往需要采用不同的参数化形式及调参策略 (Chen et al., 1994; Reichl and Hallberg, 2018)。因此, 仅依赖传统经验公式难以全面准确地刻画湍流垂直混合过程的多样性与非线性本质。

随着人工智能 (Artificial Intelligence, 简称 AI) 方法在地球科学中的应用越来越广泛, 其在表达复杂非线性过程方面的优势为垂直混合参数化方案的开发提供了新的思路。近年来, 越来越多的研究尝试使用深度学习等人工智能方法替代传统参数化方案以估计垂直过程。例如, Zhu et al. (2022) 利用赤道地区垂直混合观测资料训练了一个基于深度神经网络的垂直混合参数化方案, 在海洋模式中应用后显著降低了赤道太平洋地区 SST 的模拟偏差; Liang et al. (2022) 通过强迫单柱海洋模型的大涡模拟结果构建训练集, 得到的垂直混合方案相较于传统方案具有优势; Sane et al. (2023) 则结合单柱模型输出, 提出将二阶闭合方案中的形函数与深度神经网络相结合的思路, 结果显示新方案改善了海洋模式模拟的混合层深度和上层海洋的温度分层结构; 进一步地, Fang et al. (2025) 在 Zhu et al. (2022) 的基础上引入了 KPP (K-profile parameterization, Large et al., 1994) 方案作为物理约束, 有效优化了模型结构并降低了模型误差。

综上, 深度学习模型在垂直混合方案中的应用主要着眼于训练数据集的构建以及对模型结构和性能的改进, 然而这些方法多采用“离线训练”策略, 即独立于海洋模式来完成参数化模型的训练, 虽然通过合理设定的损失函数可以获得良好的预测性能, 但由于混合参数化方案与动力框架之间存在复杂的非线性相互作用, 并不能保证在嵌入海洋模式后能有效降低模拟偏差。为克服该问题, 近年来有研究尝试采用“在线训练”策略, 将自动微分技术与偏微分方程求解相结合, 实现此网格参数化模型参数在模拟过程中与模式偏差的同步优化, 这类方法已在相关研究中取得初步成果 (Sirignano et al., 2020; Um et al., 2021; Frezat et al., 2022; Kochkov et al., 2024), 为深度学习参数化方法在耦合系统中的高效应用提供了新路径。

LASG/IAP 气候系统海洋模式 (简称 LICOM) 是由 LASG 研发的海洋环流模式, 到目前为止已迭代至第三个版本 (LICOM3, 俞永强等, 2018; Lin et al., 2020)。经过 20 余年的发展, LICOM 在定量化模拟海洋大尺度环流特征、海洋变率以及海气相互作用过程等研究领域取得了显著进步 (Liu et al., 2012; Huang et al., 2014; Lin et al., 2020)。随着人工智能技术在海洋模式中的应用日益增长, 发展 AI 与动力相结合的混合数值模式 (即 LICOM 结合基于深度学习方法的次网格参数化方案) 成为未来 LICOM 研制的重要方向之一。

大洋环流的时间尺度跨越年际、年代际, 乃至百年尺度, 模拟海洋环流需要模式保持长期稳定积分, 而垂直混合过程主要影响温盐场和流场的结构调整和耗散, 对模式积分的整体稳定性影响较小, 因此采用深度学习模型代替传统垂直混合方案在技术上具有可行性。本文基于 Fang et al. (2025) 提出的 AI 垂直混合参数化方案 (简称 DLVMP), 初步探索 LICOM 和深度学习参数化方案的相互融合。首先, 本文将介绍 DLVMP 的基本结构及其与海洋模式在技术层面上的集成方法; 随后, 通过一组由大气强迫驱动的 OMIP2 (海洋模式比较计划第二阶段, Griffies et al., 2016) 数值模拟试验, 对比评估 DLVMP 方案、KPP 方案和 LICOM3 默认方案 (即 Canuto et al. (2001) 方案, 简称 Canuto2001) 在模拟结果上的差异, 通过分析产生偏差的可能物理机制, 为日后人工智能与物理模式的深度融合奠定基础。

## 2. 方法

### 2.1. DLVMP 方案的基本结构

本文采用了 Fang et al. (2025) 发展的神经网络垂直混合模型，此模型是在 Zhu et al. (2022) 的基础上，加入 KPP 方案作为物理约束，并优化了模型结构，使得损失函数进一步减小，下面将展开介绍这一模型。

训练数据取自 2005 至 2017 年日平均时间段的 Tropical Atmospheric Ocean (TAO) 和 Tropical Atlantic Pilot Research Mooring Array (PIRATA) 在 (0°N, 140°W) 和 (0°N, 23°W) 位置的日平均垂直廓线（垂直层包括 29、39、49、59、69、89、119 米共 7 层），变量包括海温  $T$ 、密度  $S$ 、纬向和经向速度 ( $u$ 、 $v$ )、以及由阵列搭载的  $\chi_{pod}$  仪器观测数据计算得到的热垂直混合系数  $K_t$  (Moum and Nash, 2009)。Fang et al. (2025) 使用这些变量 ( $T$ 、 $S$ 、 $u$ 、 $v$ ) 计算海水位势密度  $Rho$ 、密度层结  $N^2$ 、标量速度  $U$ 、速度层结  $S^2$  和理查森数  $Ri$ ，并将此 5 个变量作为模型输入、垂直混合系数  $K_t$  作为模型输出来训练深度学习模型。模型在训练时没有标记数据集的深度信息，而是将不同深度的数据合并作为训练集。另外，海洋模式中的垂直粘性系数  $K_v$  由下式中的垂直混合系数和理查森数共同决定 (Pacanowski and Philander, 1981)：

$$K_v = K_t \times \min(1 + 5Ri, 10) \quad (1)$$

模型基本框架如图 1a 所示，输入变量为 5 个特征变量， $n$  为输入样本个数；相较于 Zhu et al. (2022) 发展的模型使用的多个全连接层，此模型由多个自适应全连接模块（简称 AFCM，设计结构如图 1b 所示）组成，模型最后一层加入了全连接和 KPP 物理参数化方案的约束，KPP 在次表层为  $Ri$  的函数：

$$K_t = \begin{cases} v^0 + 10^{-6}, Ri \leq 0 \\ v^0 [1 - (Ri/Ri_o)^2]^3 + 10^{-6}, 0 < Ri \leq Ri_o \\ 10^{-6}, Ri_o < Ri \end{cases} \quad (2)$$

其中， $v^0$  和  $Ri_o$  分别为垂直混合系数和  $Ri$  的临界值，二者在赤道地区分别取为  $5 \times 10^{-3}$  和 0.8 (Large and Gent, 1999)。约束实现方式为将全连接层的输出与 KPP 输出相加，即：

$$\log(Kt_{out}) = Fc(X_L) + \log(Kpp(Ri)) \quad (3)$$

其中， $\log(Kt_{out})$  为模型输出，已经过以 10 为底的对数转换， $Fc$  为全连接层 (Fully connected layer)， $X_L$  为在 L-1 层计算得到的中间结果；对 KPP 的输出也采取了以 10 为底的对数转换，并以均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 作为损失函数来优化模型参数，损失函数的具体形式如下：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(Kt_{out})_i - \log(Kt_{obs})_i)^2 \quad (4)$$

其中  $\log(Kt_{out})_i$  和  $\log(Kt_{obs})_i$  分别为模型预测值和观测值。

模型使用了多个 AFCM 单元，单元结构如图 1b 所示，分别对输入数据进行三组全连接层运算，结合输入数据得到形状为  $4 \times 5$  的矩阵，然后进行卷积处理，得到与输入数据维度相同的输出数据，相比于 Zhu et al. (2022) 等人使用的全连接层结构，AFCM 单元加入了残差网络中的残差结构来避免梯度弥散或者爆炸的问题，使该单元对复杂训练集具有鲁棒性，便于在后续训练中增加多源数据集，例如不同的观测数据和大涡模拟结果。AFCM 单元在图 1a 中重复使用多次来提高对观测数据中非线性特征的拟合效果，Fang et al. (2025) 的表 4 提供了在加入不同数量的 AFCM 单元对训练结果的影响，结果显示设置 4 个 AFCM 单元能在保证损失函数更小的同时提升计算效率。

图 1c 展示了有 KPP 约束 (KPP-on) 和无 KPP 约束 (KPP-off) 在验证集中的结果，可以看到，KPP-on 和 KPP-off 整体都展现出了对验证集的良好拟合性能，KPP-on 的均方根误差 (0.627) 和相关系数 (0.786) 略优于 KPP-off 的均方根误差 (0.634) 和相关系数 (0.781)，说明加入了式 (3) 中的物理约束后不仅能够保持良好的拟合性能，反而在一定程度上保留了物理一致性。这种特性对后续在 LICOM 模式中的应用尤为关键，特别是在深层和底层海洋的模拟中起到了有效的物理限制，因为训练数据在垂直层的采样有限，仅包含了 29-119 米的次表层数据。因此，本文将在 LICOM 模式中使用加入 KPP 约束的方案（即上述 DLVMP 方案）并对其模拟效果进行评估。



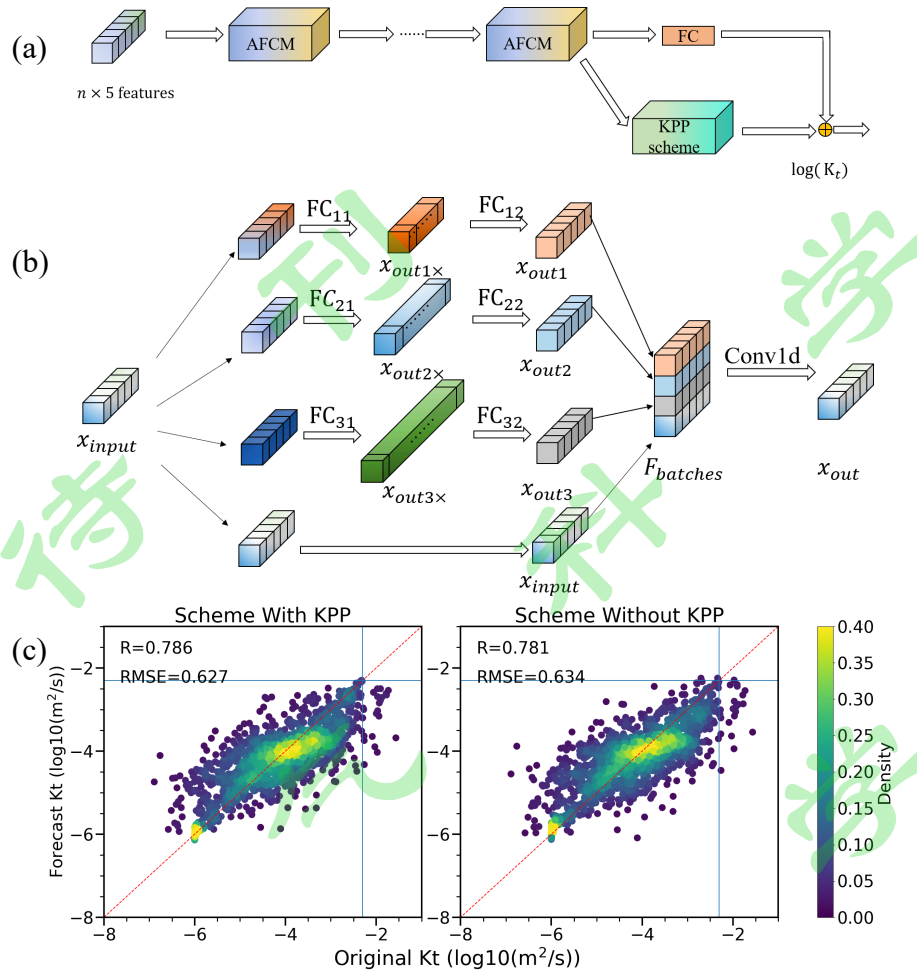


图1 (a) DLVMP 模型的基本框架, (b) 自适应全连接模块 (简称 AFCM) 基本架构, 图 1a、b 取自 Fang et al. (2025)。  
(c) 有 KPP 约束和没有 KPP 约束的模型方案在验证集中的结果。  
Fig.1 (a) The basic framework of DLVMP scheme, (b) the architecture of Adaptive Fully Connected Modules (AFCM). Figures (a) and (b) are taken from Fang et al. (2025). (c) The results on the validation set for schemes with and without KPP constraint.

## 2.2. DLVMP 模型与 LICOM 的在线耦合

训练 DLVMP 模型时使用的是基于 Python 开发的 PyTorch 函数库 (Paszke, et al., 2019), 而 LICOM 海洋模式由 Fortran 语言编写, 将 DLVMP 模型嵌入到 LICOM 中的首要问题是如何在 Fortran 程序中高效调用 Python 程序, 通常有以下几种方法可供选择:

1. 在 Fortran 中调用 Python 语言编写的函数;
2. 将 Python 语言通过中间库改写为 Fortran 语言, 从而能够被 Fortran 直接调用;
3. 建立共享内存, 同时运行 Fortran 和 Python 程序, 相互传递两个模型所需的参数;
4. 将深度学习模型写为 Fortran 代码, 因为深度学习模型在本质上来说是矩阵运算, 可以直接在 Fortran 中构建, 并调用文件来读取参数;
5. 在 C++中调用 Libtorch 库并包装为深度学习函数库, 然后通过 Fortran 跨语言调用 C++函数库;

上述的五种方式均可以实现将 DLVMP 模型嵌入到 LICOM 中, 不同方法实现的难易程度以及将其嵌入到数值模式中运行是否高效也有所不同。我们希望提高代码的复用性并有利于后续模型版本的迭代, 因此本研究选择了第 5 个方法——即利用英国牛津大学气候科学计算研究所开发的 Ftorch 模块 (Atkinson et al., 2025) 来实现这一过程, 此模块的原理为 C++调用 Libtorch 定义的函数并封装为模块, 利用 Fortran 跨语言调用此模块, 构建深度学习函数, 由于 LICOM 由 Fortran 编写, 因此可以直接在 LICOM 积分中调用此函数, 并通过 CPU 来计算, 也能够调用 GPU 来加速深度学习模型的计算。LICOM 在每一步积分中都会调用深度学习函数并输入指定的变量, 根据函数计算结果来更新模式中的垂直混合系数和垂直粘性系数, 继续下一步积分。

## 2.3. 海洋-海冰耦合试验设计



为了比较 DLVMP 方案和 Canuto2001 方案对海洋环流影响的差异,本文基于耦合模式比较计划中的子计划——海洋模式比较计划(OMIP)来设计试验,OMIP 是针对海洋-海冰耦合模式的数值试验,旨在研究在同一大气强迫场驱动下,不同海洋模式依然存在的系统性偏差(Griffies et al., 2016; 于子棚等, 2020)。试验使用 JRA-55 大气再分析数据(1958 年-2018 年)作为强迫场驱动海洋-海冰耦合模式,涉及的大气变量为降水、10 米风场、10 米温度、长短波辐射、比湿、海表气压等。

关于海洋-海冰耦合模式的构成,海洋模式为 LICOM3.0(俞永强等, 2018; Lin et al., 2020),海冰模式为美国 Los Alamos 国家实验室研制的海洋海冰模式第四版(CICE4, Hunke and Lipscomb, 2008),使用 CPL7 作为耦合器将不同模块进行耦合。试验在共 61 年强迫场数据的驱动下,完成 6 个循环——合计 366 年的积分,并取其中的 30 年(对应强迫场的时间段为 1981 年-2010 年)作为分析时段。参照试验(下称: CNTR 试验)和敏感试验(下称: DLVMP 试验)分别使用 Canuto2001 和 DLVMP 方案作为垂直混合参数化方案,两种方案均会计算垂直扩散系数和粘性系数来考虑垂直混合过程对大尺度环流的影响。为了比较 DLVMP 方案与 KPP 方案之间的差异,本文又运行了一组以 KPP(如式(2)所示)为垂直混合方案的海-冰耦合试验(下称: KPP 试验)。

另外,为了方便研究三种方案的模拟结果与观测之间的差异,本文使用了 Simple Ocean Data Assimilation version 3.15.2(简称为 SODA, Carton and Giese, 2008)海洋再分析数据集的速度场和 World Ocean Atlas 2023(简称为 WOA23, Reagan, et al., 2024; Locarnini, et al., 2024)再分析资料的温盐场与模拟结果对比,时间分辨率为月,时间范围是 1981-2010 年总计 30 年;同时,本文也利用了时间覆盖范围是 2005-2010 年的 RAPID 阵列数据(Smeed et al., 2019)来对比评估模式模拟的大西洋经圈翻转环流(AMOC)的强度。综合考虑 WOA23 再分析资料的有效深度和 LICOM 模式的垂直分辨率,本文主要聚焦于上层 1200 米深度范围内的海洋模拟情况。

### 3. 结果与讨论

#### 3.1. 全球纬向平均的海温和盐度

图 2a 展示了 CNTR 试验对纬向平均海温气候态的模拟偏差,相较于 WOA23 再分析资料, CNTR 试验的偏差集中中低纬度的温跃层附近区域和中高纬度的混合层区域。在低纬度(30°S-30°N), 150-700 米深度存在广泛的暖偏差,偏差最大能够达到 1.2°C;中纬度(30-60°N/S)区域, 150-1200 米深度普遍存在垂直贯穿的暖偏差,两个半球偏差强度相当,最大可达 1.2°C,但北半球暖偏差的垂向范围更深;在高纬度地区,偏差分布呈现明显的不对称性:南半球暖偏差主要集中在 50-150 米深度,最大达 1.6°C,北半球则延伸至更深层,最大偏差达 2.0°C。此外,中高纬度混合层内存在一定程度的冷偏差,分别达-0.4°C(南半球)和-1.0°C(北半球)。综上, CNTR 试验在 0-1200 米深度内的海温气候态主要表现出暖偏差;冷偏差则局限于 10-100 米,范围与强度均小于暖偏差。

KPP(图 2c)和 DLVMP 试验(图 2e)显示出相似的经向偏差分布。相较于 CNTR 试验,二者在 40°S-40°N、150-700 米范围内呈现冷偏差,南、北半球分别在 20°S、300 米和 30°N、500 米达到偏差极值,幅度为-2.0°C;DLVMP 试验的冷偏差强于 KPP 试验(区域平均: KPP 为-0.56°C, DLVMP 为-0.70°C)。此外,在高纬度地区 50-150 米深处,两者的暖偏差高于 CNTR,最大偏差达 2°C。

图 2b 展示了 CNTR 试验的盐度气候态经向偏差分布,南半球 60°、赤道地区的 50-150 米范围和北半球中纬度 30-60°的 50-300 米范围呈现出正偏差,位于北半球 60°N、150 米位置的极大值可达 0.4 psu;此外,南半球 30-60°的表层和北极的 10-200 米范围呈现负偏差,位于北极 150 米深处的极大值可达-0.8 psu。KPP 试验(图 2d)和 DLVMP 试验(图 2f)呈现出相似的空间偏差分布,除北极地区偏差减小外,二者在中高纬地区的偏差均增加。北半球 30-60°区域的盐度在经圈翻转环流的下沉支形成中起到了关键作用,有研究表明次表层盐度的增大会造成更深的对流(Wang and Yu, 2024),因此, KPP 和 CNTR 试验中该区域盐度偏差的增强,可能影响其对 AMOC 的模拟能力,相关分析将在 3.3 节进一步展开。

综合上述分析, KPP 和 DLVMP 试验的结果具有很高的相似性,主要原因是 DLVMP 方案在设计上受到 KPP 方案的约束(图 1a)。由于观测数据集中在赤道附近, DLVMP 方案在赤道以外地区的垂直混合特征主要继承自 KPP 方案,从而导致两者在大部分地区的模拟结果趋于一致,本文将在 3.4 节对二者在赤道地区的模拟结果进一步分析。

总之, KPP 和 DLVMP 试验在模拟海温气候态和盐度气候态方面与 CNTR 试验相近,主要差异为对热带次表层的海温模拟和北半球中纬度次表层的盐度模拟,这一差异归因于所采用的垂直混合方案不同,即垂直扩散(粘性)系数的差异。此外, DLVMP 试验在中低纬度(40°S-40°N)、150-700 米范围表现出海温气候态异常变冷, 3.2 节将进一步分析这一偏差的成因。

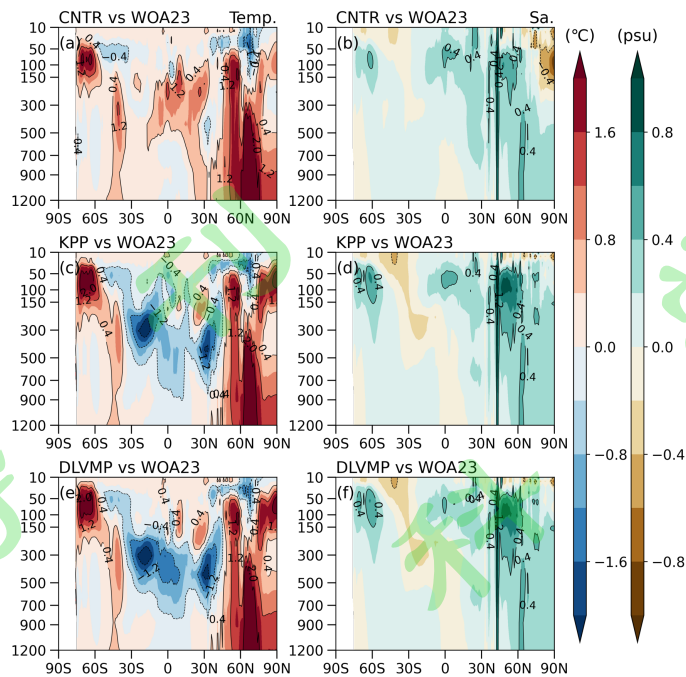


图 2 1981 年—2010 年全球海温气候态纬度-深度剖面（单位：°C）：（a）CNTR、（c）KPP 和（e）DLVMP 相对于 WOA23 资料的偏差；以及 1981 年—2010 年全球盐度气候态纬度-深度剖面（单位：psu）：（b）CNTR、（d）KPP 和（f）DLVMP 相对于 WOA23 资料的偏差。

Fig. 2 Latitude-depth cross-section of the global climatology of ocean temperature during 1981-2010 (unit: °C): the bias of (a) CNTR, (c) KPP and (e) DLVMP relative to WOA23. And latitude-depth cross-section of the climate state of ocean salinity during 1981-2010 (unit: psu): the bias of (b) CNTR, (d) KPP and (f) DLVMP relative to WOA23.

图 3 展示了热垂直扩散系数气候态的经向分布特征。其中图 3a 表示 CNTR 试验垂直扩散系数气候态的经向分布，其在 10-100 米范围内的值最大，原因为海表风应力和浮力强迫增强垂直混合过程；在北纬 60 度、上层 1000 米范围内，垂直混合系数可达  $10^{-2} \text{m}^2/\text{s}$ ，这是由于海表净热通量（短波和潜热为主）和蒸发导致密度增加，引发静力不稳定和深对流过程，混合层深度最大可以到几百甚至上千米，使得表层与深层海水均匀混合；相比之下，在海洋内区的垂直混合普遍较弱，这一特征与观测事实和其他海洋模式的模拟结果基本一致（Turner, 1979; Chen et al., 1994; Large et al., 1999）。

垂直扩散系数的差异造成上述温度和盐度的模拟差异。图 3b 和 3c 分别为 KPP 和 DLVMP 试验的垂直扩散系数相较于 CNTR 试验的差别，二者的温度和盐度扩散系数相同。在表层 10-100 米范围内，DLVMP 试验的垂直混合强度比 CNTR 试验弱；在南大洋和北极圈附近，其垂直扩散系数小了将近一个数量级，这削弱了表层热量和盐分垂直输送的能力，导致二者堆积在海洋上层。在图 2e 和 2f 的两极地区，DLVMP 试验的温度和盐度均有所增加，改变了海温经向梯度和经向密度梯度，从而影响地转流强度。此外，深度 100 米以下，DLVMP 在大部分地区的垂直混合强于 CNTR，极大值集中在南纬 60 度、1000 米深处，这造成上层热量向下传递，促使冷水抬升，有效位能增加并被释放，转换为动能，增强海洋环流，图 2e 中 1000-1200 米异常降温反映了上述 DLVMP 方案导致的垂直混合强度变化。KPP 试验的热垂直混合系数在表层低于 CNTR 试验，在次表层高于 CNTR 试验，这一特征与 DLVMP 相似，但总体上高于 DLVMP，这源于 DLVMP 方案在 KPP 方案的约束下，加入了热带次表层的垂直混合特征，鉴于热带次表层混合弱于中纬度地区，因此使用热带次表层观测调整 KPP 方案会导致混合减弱。

总之，相较于 Canuto2001 方案，DLVMP 方案模拟的表层混合系数偏小，深层混合系数偏大，主要原因是 DLVMP 方案采用的 KPP 物理约束没有考虑表层非局地过程产生的垂直混合。此外，KPP 在次表层中的表达对参数的临界值敏感：由式 2 计算得到的垂直混合系数与参数临界值的选取（ $v^0$  和  $Ri_0$ ）有关，式 2 中临界值的选择主要针对赤道海洋次表层，无法有效刻画赤道外地区次表层的垂直混合过程（Large and Gent, 1999; Large et al., 1994）。

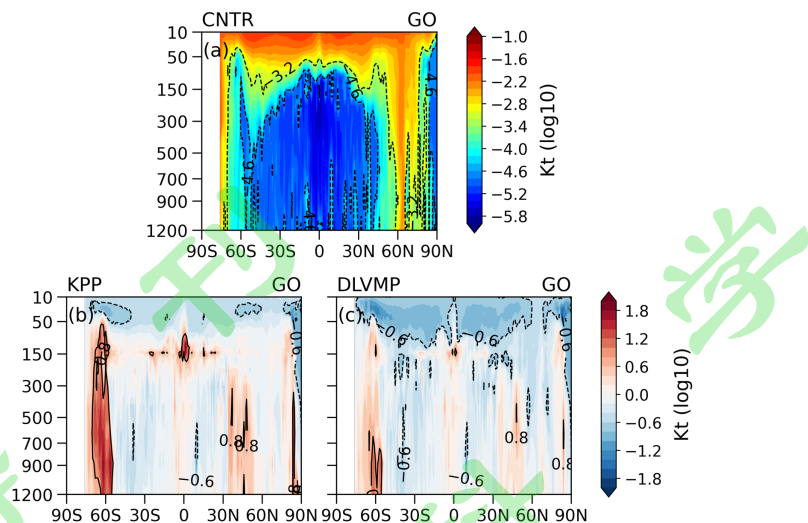


图 3 1981 年—2010 年全球垂直扩散系数  $K_t$  气候态纬度-深度剖面（经过  $\log_{10}$  转换）：(a) CNTR；(b) KPP、(c) DLVMP 与 CNTR 的差异。

Fig. 3 Latitude-depth cross-section of the global climatology of vertical diffusivity coefficient  $K_t$  during 1981–2010 ( $\log_{10}$ -transformed): (a) CNTR, the difference between (b) KPP, (c) DLVMP and CNTR, respectively.

### 3.2. 太平洋纬向平均的海温气候态模拟偏差

考查了全球海温和垂直扩散系数  $K_t$  气候态的经向分布在不同试验中的差异后，本节将进一步分析中低纬度（40°S–40°N）、温跃层附近深度 150–700 米范围内海温冷偏差增加的机理。图 4b 和 4c 表示冷偏差发生在太平洋次表层，极大值超过  $-4.0^{\circ}\text{C}$ ，大于 CNTR 试验的偏差（ $-1.0^{\circ}\text{C}$ ）。DLVMP 试验在南大洋、北极和 60°N 表层均存在异常增温。

图 5 为太平洋地区垂直混合系数  $K_t$  的经向分布特征。相较于 CNTR 试验，DLVMP 试验模拟的表层垂直混合较弱；同时 DLVMP 在中纬度 40°S–40°N、深度 150–700 米范围内的垂直混合总体偏弱，海温在整个区域的偏差呈现出很大变化，垂直混合强度的变化难以直接解释海温偏差的增强。本试验共模拟了 6 个强迫循环。在第一个循环中的 30 年（对应 1981–2010 年），DLVMP 试验在该区域的平均温度较 CNTR 降低了  $0.42^{\circ}\text{C}$ （图 4d），这说明偏冷现象在早期阶段已明显出现。DLVMP 试验中，区域平均温度在最后一个循环中变化不大，表明系统已趋于平衡；此外，CNTR 试验在首尾两个循环的差异仅为  $0.09^{\circ}\text{C}$ ，从而可以确定系统在第一个循环中就已趋于平衡。因此，尽管末期垂直混合系数的差异有限，但在长时间的模式积分过程中，由于持续存在表层相对较弱的垂直混合，导致温跃层通风过程的模拟存在偏差，DLVMP 中的海温偏差不断累积，导致冷偏差增大。

图 5c 中 DLVMP 在 40°S–40°N、150–700 米范围内冷偏差的增加反映了这一区域等温线相较于 CNTR 更为密集，两者  $6^{\circ}\text{C}$  等温线深度差异能够达到 200 米。位势密度的气候态分布也反映海温气候态的分布特征（图 5d），CNTR 试验模拟的  $1026.5 \text{ kg/m}^3$  等值线从南北纬 30–60°区域由浅层到深层均比 DLVMP 试验更深。根据通风温跃层理论（Luyten et al., 1983），上述等位密度面的变化与中纬度潜沉过程有关。冬季强冷空气经过中纬度海表时，在风应力和浮力通量的共同作用下，混合层会显著加深直至海洋永久温跃层顶部，此时海表通量强迫可以直接作用于温跃层水体，即所谓的温跃层通风（Ventilation），此时混合层的海水可以直接进入温跃层，这个过程通常被称为潜沉（Subduction）。潜沉至温跃层内部的水团，与海表脱离直接接触之后，主要以绝热运动为主，因此会保持形成时的温度、盐度和位势涡度等特征不变，通常人们称之为模态水（mode water）（Hanawa and Talley, 2001）。中低纬度次表层位密度的变化实际上反映了模态水形成过程的变化，后者又与海表混合和通风过程有关。



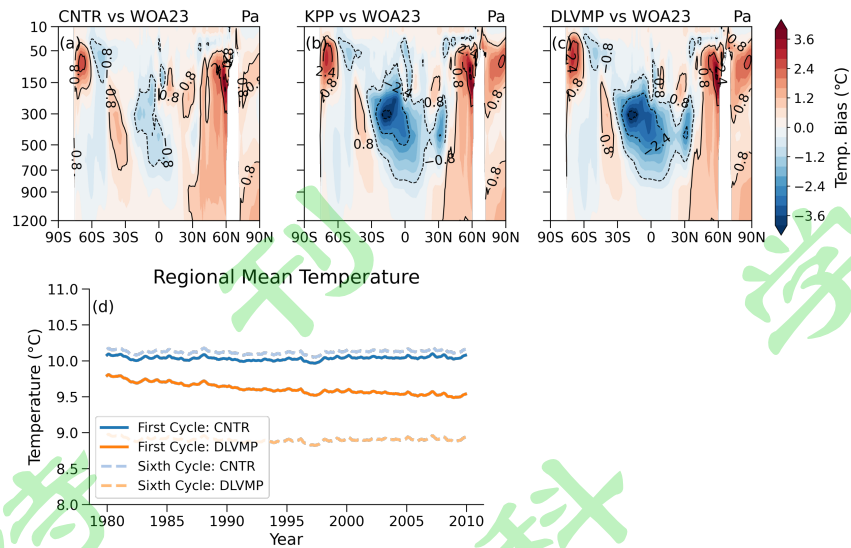


图 4 1981 年—2010 年 130°E-70°W 范围（经向范围包含了太平洋、北冰洋和南大洋）海温气候态纬度-深度剖面（单位：°C）：(a) CNTR、(b) KPP 和 (c) DLVMP 相对于 WOA23 资料的偏差，以及 (d) CNTR 和 DLVMP 试验在第 1 个和第 6 个循环中，区域平均海温（太平洋内部：40°S-40°N、130°E-70°W、150-700 米）的时间序列。

Fig. 4 Latitude-depth cross-section of the climatology of ocean temperature in the Pacific region during 1981-2010 (unit: °C): Bias of (a) CNTR, (b) KPP and (c) DLVMP relative to the WOA23; and (d) Time series of regionally averaged ocean temperature (Pacific interior: 40°S-40°N, 130°E-70°W, 150-700 m) from the CNTR and DLVMP experiments during the 1st and 6th cycles.

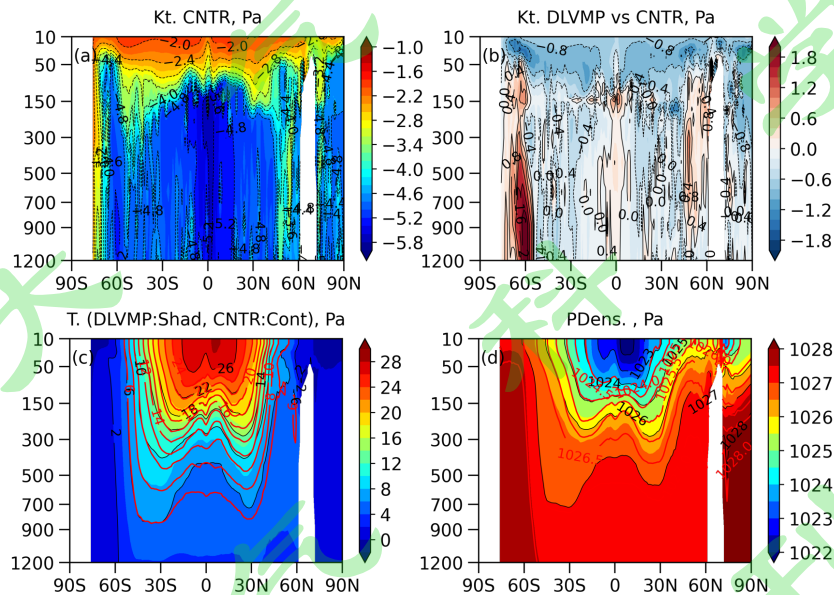


图 5 1981 年—2010 年太平洋垂直扩散系数  $K_t$  气候态纬度-深度剖面（经过  $\log_{10}$  转换）：(a) CNTR (b) DLVMP 与 CNTR 之间的差异；以及 DLVMP 试验 1981 年—2010 年太平洋 (c) 海温气候态和 (d) 位密度纬度-深度剖面（单位： $\text{kg/m}^3$ ），其中，红色等值虚线（黑色等值虚线）为 CNTR 在这一时段的海温气候态（位密度气候态）。

Fig. 5 Latitude-depth cross-section of the climatology of vertical diffusivity coefficient  $K_t$  ( $\log_{10}$ -transformed) in the Pacific during 1981-2010: (a) CNTR; (b) difference between DLVMP and CNTR. Also shown are the climatological latitude-depth cross-sections in the DLVMP experiment for (c) ocean temperature and (d) potential density (unit:  $\text{kg/m}^3$ ) during 1981-2010, with red dashed contours (black dashed contours) indicating the climatology from the CNTR experiment for temperature (potential density) over the same period.

### 3.3. 混合层和大西洋经圈翻转环流（AMOC）的模拟特征

混合层是大气与海洋进行物质能量交换的界面，影响表层与次表层海洋的动量和热量垂直交换，其深度存在显著的季节性变化（如图 6a 和 6b 所示），混合层深度的模拟主要受垂直混合过程控制，其在经向上的梯度会改变副热带环流（subtropical cell, STC）的潜沉率（subduction rate），进而影响环流强度（Xia et al., 2021）；中纬度地区的混合层深度也决定了模态水的生成，进而影响次表层的温度和盐度分布；同时，高纬度混合层的模拟会影响北大西洋深层水形成以及经圈翻转环流（AMOC）的形成。

本文使用混合层深度的定义为：与表层位密度相差  $0.125 \text{ kg/m}^3$  的深度 (Monterey and Levitus, 1997)。WOA23 资料的混合层深度具有明显的季节变化特征 (图 6a 和 6b)：冬季混合层深度大于夏季，且热带地区混合层深度小于高纬度地区。此外，北半球冬季的混合层较深，北大西洋冬季可达 300 米以上，夏季则最浅仅约 15 米；受季节性太阳辐射带迁移的影响，南半球的情况与此相反：冬季的混合层深度小，最浅接近 20 米；夏季深度大，最深能够达到 500 米。季节变化特征反映出海表浮力通量变化及其对海洋表层混合过程的影响。

图 6c 和 6d 展示了 CNTR 试验模拟的混合层深度相对 WOA23 资料的差异，在低纬度地区  $30^\circ\text{S}$ - $30^\circ\text{N}$  以内，混合层深度模拟偏深；在南北半球中纬度地区  $30^\circ$ - $60^\circ$  范围内，混合层深度模拟偏浅，这一特征普遍存在于耦合模式中 (IPCC, 2021)；北半球高纬度地区的混合层深度模拟偏深，深偏差最大的位置为北大西洋的北部，可达 300 米；而在南大洋附近，模拟偏浅最明显，最大偏差约为 160 米。

KPP 和 DLVMP 试验同样能够模拟出混合层深度的季节以及不同纬度的变化。图 6e-6g 和图 6f-6h 分别展示了二者的混合层深度与 CNTR 试验的差异。两个试验模拟的混合层深度小于 CNTR 试验 (图 6c)，在中纬度地区 (南北纬  $30^\circ$ - $60^\circ$  范围内)，两者模拟的混合层深度在澳大利亚北部海域偏浅最大可超过 100 米；在太平洋中纬度地区，混合层深度模拟偏浅，这与 KPP 和 DLVMP 试验模拟的表层垂直混合强度弱保持一致，进而减弱模态水在次表层的经向输送，导致太平洋地区在 ( $40^\circ\text{S}$ - $40^\circ\text{N}$ , 150-700 米) 范围内的大幅度降温 (图 4b 和 4c)，例如在南半球，DLVMP 试验模拟的混合层深度较 CNTR 试验浅 60 米， $20^\circ\text{S}$ 、300 米深处的冷偏差最大达到  $-4^\circ\text{C}$ ；而北半球偏浅 30 米左右， $30^\circ\text{N}$ 、400 米深处的冷偏差最大达到  $-2^\circ\text{C}$ 。DLVMP 试验在第一个循环中开始降温 (图 4d 所示)，经过长期积分后达到稳定状态 (如图 4b、4c 所示)。此外，在热带太平洋东部和热带大西洋，KPP 试验和 DLVMP 试验中的混合层深度存在差异：DLVMP 试验的混合层深度大于 KPP 试验，这与 DLVMP 方案使用赤道太平洋和大西洋观测数据作为训练集有关。

综上，KPP 试验和 DLVMP 试验模拟的北大西洋北部的混合层深度大于 CNTR 试验，反映了经圈翻转流下沉支更强 (如图 7d)，因此需要进一步探究不同混合参数化方案对 AMOC 强度的影响。

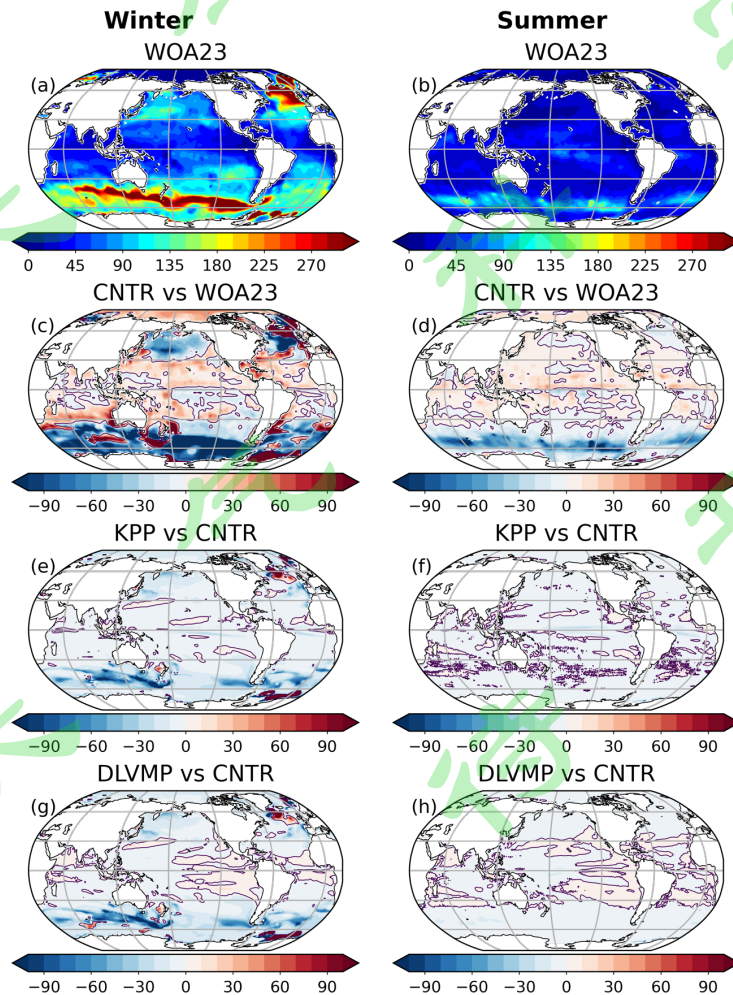


图 6 1981-2010 年冬夏季垂直混合深度的全球海洋分布 (单位: m); 冬季列展示了北半球的 12-1-2 月 (DJF) 和南半球的 6-7-8 月 (JJA); 夏季列展示了北半球的 JJA 和南半球的 DJF。(a) 和 (b) 为使用 WOA23 再分析数据和位势密度阈值计算得到的垂直混合深度; 子图 c、e、g (子图 d、f、h) 分别为 CNTR、KPP 和 DLVMP 试验在冬季 (夏季) 的混合层深度相对于 WOA23 的偏差。

Fig. 6 The spatial distribution of winter and summer mixed-layer depth (based on density threshold, unit: m) over the global ocean. Here, the winter column shows December-January-February (DJF) in the Northern Hemisphere and June-July-August (JJA) in the Southern Hemisphere; the summer column shows JJA in the Northern Hemisphere and DJF in the Southern Hemisphere. Figure (a) and (b) shows the mixed-layer depth of winter and summer obtained from WOA23; subfigures c, e, g (subfigures d, f, h) show the bias of CNTR, KPP, DLVMP relative to WOA23 in winter (summer), respectively.

图 7 为大西洋经圈翻转流 (AMOC) 的经向体积输送情况。图 7a 反映了 CNTR 试验中 AMOC 在 2006-2010 年的气候态, LICOM 模式能较准确模拟北大西洋深层和南极底层水, 其中北大西洋深层水 (NADW) 最大体积输送中心位于 (35°N, 1000 米) 处, 最大能够达到 23 Sv ( $1 \text{ Sv}=10^6 \text{ m}^3/\text{s}$ ); 南极底层水最大体积输送中心位于 (25°N, 4000 米) 处, 最大能够达到 -6 Sv。Danabasoglu 等人 (2014) 发现 OMIP2 海洋模式模拟的 NADW 最大体积输送的中心位于 30°N 至 45°N, 中心深度普遍位于 1000 米, 最大体积输送量处在 8-28 Sv 之间; 而大多数海洋模式模拟的 AABW 最大输送量处在 2-4 Sv。总之, LICOM 模式模拟的 NADW 与大多数海洋模式一致; 而由于缺乏观测数据 (例如 RAPID 阵列观测限于 4400 米深度以上), 目前包括 LICOM 在内的所有海洋模式 (包括 LICOM) 尚难以刻画 AABW 的结构和强度 (Danabasoglu, et al., 2014), 因此本文不再讨论不同试验对 AABW 的模拟能力。

图 7b 和 7c 分别显示了 DLVMP 试验与 CNTR 和 KPP 试验之间的差异。DLVMP 试验模拟的 NADW 输送与 CNTR 试验相比, 在深度小于 1000 米范围内, 0-40°N 范围内的输送减少约 0.4 Sv, 40-60°N 范围内的输送增加约 1.2 Sv, 这两种情况分别对应着 DLVMP 试验模拟的混合层深度减少和增加 (见图 6g); 在深度大于 1000 米的区域, 经向体积输送总体增强。其中, 2000-3000 米深度范围内的输送增强了约 1.6 Sv; 此外, 在高纬度地区 60-90°N 范围内, DLVMP 模拟的副极地经圈环流普遍减弱, 减弱了大约 0.8 Sv, 这与 DLVMP 试验在副极地的混合层深度偏浅是一致放入 (图 6g); 由此可看出, 表层垂直混合对经圈环流体积输送平衡的重要作用, 垂直混合深度在 40-60°N 加深, 对应着次表层盐度增加而加强了垂直对流 (图 2f), 进而增加了 AMOC 北端下沉支的质量输送; 混合层深度在 60-75°N 变浅, 减弱了副极地经圈环流, 为了平衡 40-60°N 增加的深层水体积输送, 2000-3000 米向赤道输送增强。图 7c 表明 DLVMP 与 KPP 试验模拟的经圈翻转环流基本一致。这主要是因为 DLVMP 方案的训练集主要来自于赤道观测, 赤道外的垂直混合由 KPP 方案约束。

RAPID 阵列 (2006-2010 年) 在 26.5°N 处的观测资料表明经向体积输送在 0-1000 米深处向北, 而在 1000 米以下到海底为向南回流 (图 7d), 三组数值试验均成功模拟出北上浅层流与南返深层流的基本形态; 与观测最大的差异在于负值出现的深度, 模式模拟的深度大约为 3000 米, 远远浅于观测数据得到的 4500 米深度, 这一系统性偏差普遍存在于海洋-海冰耦合模式试验中 (Danabasoglu et al., 2014, 2016)。横向对比三组试验结果可以发现, KPP 试验和 DLVMP 试验模拟的经向体积输送强度在 1 公里至 4 公里范围内均大于 CNTR 试验约 1.2 Sv, 且 DLVMP 试验在这一范围内的结果与 KPP 试验偏小约 -0.4 Sv。

综合上述结果, KPP 和 DLVMP 试验相较于 CNTR 试验, 在北大西洋北部和下层 2000-4000 米深度表现出略微增强的 AMOC 经向输送量。这一变化主要源于 KPP 和 DLVMP 试验中表层垂直混合强度的减弱, 导致混合层深度的空间分布差异, 从而增强了 AMOC 北端下沉支的质量输送, 减弱了副极地经圈环流, 进而引起大西洋经圈翻转环流结构和强度的改变。



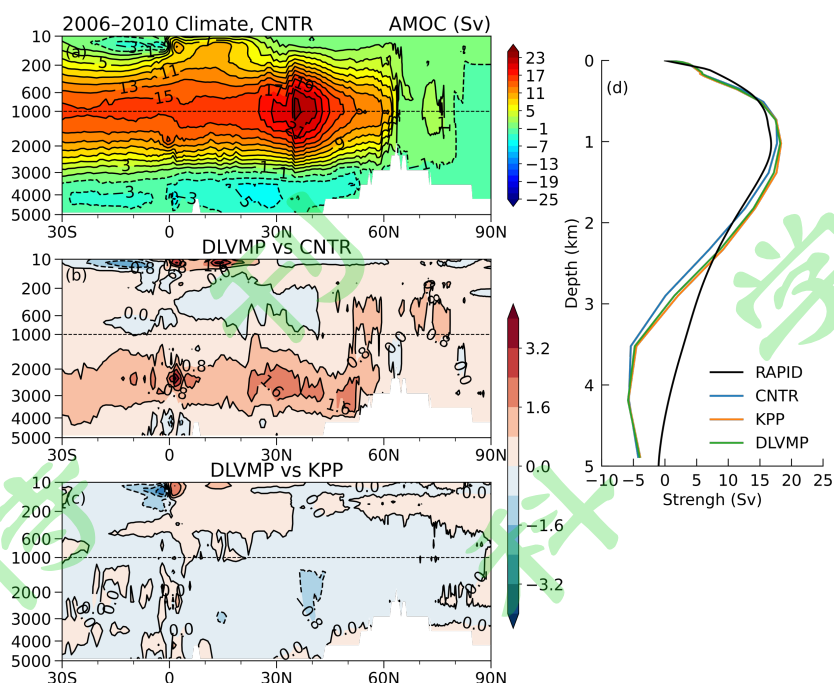


图 7 2005-2010 年大西洋经圈翻转流 (AMOC, 单位: Sv) 经向流函数气候: (a) CNTR、DLVMP 相对于 (b) CNTR 和 (c) KPP 的变化。以及 (d) 三个试验和 RAPID 阵列的 AMOC 流函数位于 26.5° N 的垂直廓线。

Fig. 7 The climatology of meridional stream function of Atlantic Meridional Overturning Circulation (AMOC, unit: Sv): (a) CNTR, and the change of DLVMP relative to (b) CNTR and (c) KPP. Additionally, the vertical profile of meridional stream function at 26.5°N of these three experiments and RAPID array.

### 3.4. 热带太平洋环流系统的模拟评估

图 8a、8b 和 8c 反映出 CNTR、KPP 和 DLVMP 试验对热带大洋次表层海温的模拟偏差。KPP 和 DLVMP 试验在印度洋和大西洋的次表层海温模拟中, 相较于 CNTR 试验表现更优。尤其在 100–300 米深度, 偏差减小了接近 1°C; 此外, DLVMP 相较于 KPP 也有明显改进, 主要因为 DLVMP 方案使用赤道海洋次表层观测数据作为训练集来改进 KPP 方案在赤道地区的模拟能力, 图 8d 和 8e 显示, 相较于 KPP 方案, DLVMP 能够降低赤道太平洋表层和沿 20°C 等温线的垂直混合强度, 这使得 DLVMP 方案在表层的混合弱于 Canuto2001 方案, 降低了表层向下输送的热量, 进而减小了次表层的暖偏差。在赤道太平洋, KPP 试验在温跃层附近的模拟偏差最为显著, 上部存在强冷偏差, 下部则为暖偏差, DLVMP 试验能在 KPP 方案的基础上有所改进, 究其原因, 从图 8d 和 8e 沿温跃层的垂直混合系数能够看出, KPP 方案沿温跃层的垂直混合更强, 上层热量向下输送变强, 导致了温跃层上部的冷偏差变大, 下部的暖偏差也变大; 而 DLVMP 方案能在观测数据的约束下改进这一点, 即减弱沿温跃层的垂直混合, 进而使得 DLVMP 试验模拟的温跃层更接近观测。图 8 结果说明观测数据对垂直混合参数化改进的巨大潜力和重要性。

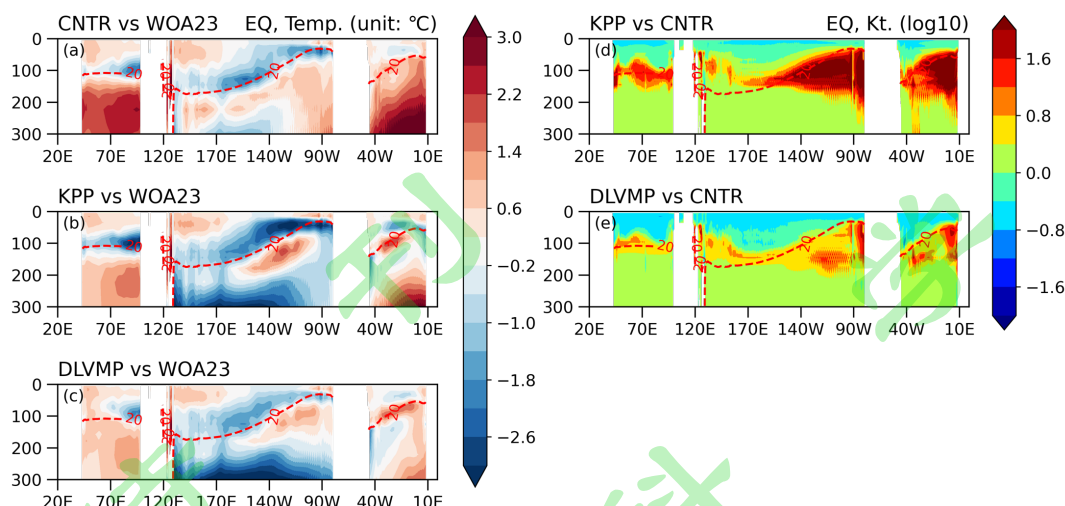


图 8 1981-2010 年赤道次表层海温气候态经度-深度剖面 (单位:  $^{\circ}\text{C}$ ): (a) CNTR、(b) KPP、(c) DLVMP 相对于 WOA23 的模拟偏差; 1981-2010 年赤道次表层海温垂直混合系数 (对数转换) 气候态经度-深度剖面: (d) KPP 和 (e) DLVMP 相对于 CNTR 的差异。

Fig. 8 Longitude-depth cross-section of the climatology of temperature over equatorial subsurface during 1981-2010 (unit:  $^{\circ}\text{C}$ ): the bias of (a) CNTR, (b) KPP and (c) DLVMP relative to WOA23, respectively; and longitude-depth cross-section of the climatology of vertical mixing coefficient of heat Kt over equatorial subsurface during 1981-2010 (log10-transformed): the difference between (d) KPP, and (e) DLVMP and CNTR, respectively.

热带太平洋在三大洋中横跨经度范围最大,也是气候系统中影响范围最广的年际信号——南方涛动-厄尔尼诺 (ENSO) 的活跃区, ENSO 的发生发展与热带太平洋环流系统具有密切关系 (Jin, 1997; Wang, 2018; Li, et al., 2025), 因此, 我们也考察了不同试验对热带太平洋环流系统的模拟能力。热带太平洋主要的环流系统为南赤道流 (简称: SEC)、赤道潜流 (简称: EUC) 和亚热带环流 (STC), 包含了浅层和次表层纬向和经向流动, England et al. (2014) 指出 STC 在 SEC 处发散, 在 EUC 处聚合, 这三支流系的相互配合构成了热带太平洋表层-次表层的三维环流系统。

图 9a 为 CNTR 试验 1981-2010 年深度范围在 10-300 米的纬向流气候态偏差, 从图中可以看出, CNTR 试验对 SEC 的模拟偏强且更深, 最大相较 CNTR 增强 0.3 m/s; 另外 CNTR 试验对 EUC 的模拟偏弱, 且垂直范围更大。图 9b 和 9c 比较了 KPP、DLVMP 试验纬向流气候态模拟偏差, 二者相较于 CNTR 试验, 对 SEC 垂直范围和强度的模拟更接近 SODA 再分析资料; 然而对 EUC 的模拟更弱, 垂直范围也更广。对比垂直黏性系数可以发现 (图 9d 和 9e), 两者在表层的垂直黏性系数较小 (偏小大约  $10^{-0.2}$ ), 然而在温跃层附近的垂直黏性系数更大 (KPP 偏大约  $10^{1.3}$ , DLVMP 方案偏大约  $10^{1.0}$ ), 这导致了中东部表层向西的纬向流 (即 SEC) 增强、以及 EUC 极大值减弱且在垂直方向更为分散。此外, KPP 试验沿温跃层的垂直黏性系数更大, 导致模拟的 EUC 强度相较 DLVMP 试验更弱。

综上所述, KPP 方案中的垂直粘性系数对热带太平洋次表层速度切变表现出较高的敏感性, 特别是在 EUC 极值上下层的垂直粘性系数明显较大。相比之下, DLVMP 方案通过引入观测数据 (采集于  $140^{\circ}\text{W}$ , 30-120 米深度区间), 有效降低了 KPP 方案对速度切变的敏感性, 从而提升了模型的模拟能力。

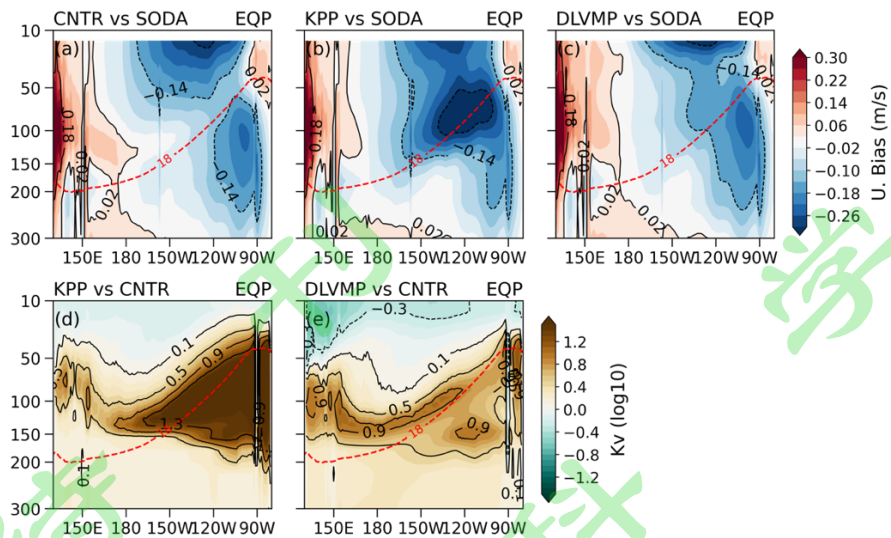


图 9 1981—2010 年 10-300 米太平洋纬向流气候态经度-深度剖面（单位：m/s）：（a）CNTR、（b）KPP、（c）DLVMP 与 SODA 之间的差异；以及（d）KPP、（e）DLVMP 与 CNTR 的垂直粘性系数  $K_v$ （经过  $\log_{10}$  转换）差异。图中红色虚线为  $18^\circ\text{C}$  等温线。

Fig. 9 Longitude-depth cross-sections of the climatology of Pacific zonal current (unit: m/s) from 10 to 300 m during 1981–2010: difference between (a) CNTR, (b) KPP, (c) DLVMP and SODA, respectively; and the difference in vertical viscosity coefficient  $K_v$  ( $\log_{10}$ -transformed) between (d) KPP, (e) DLVMP and CNTR, respectively. The red dashed line indicates the  $18^\circ\text{C}$  isotherm.

图 10 表示 CNTR 和 DLVMP 试验的经向流在 1981-2010 年气候态分布及其两者差异。图 10a 给出了 STC 沿经圈的基本分布，即 10-50 米存在向极圈的经向流动，50-200 米存在向赤道的经向流动，次表层的向赤道流动最终汇聚到 EUC 所在深度并与 EUC 和表层的 SEC 共同形成三维环流系统。与 CNTR 相比(图 10c)，DLVMP 在表层经向流更强，垂直范围更小；此外，次表层经向流增强，极值中心也偏浅，与 EUC 极值中心深度的结果一致，这使得 STC 向表层移动变浅，垂直范围变小。另外，如图 10d，DLVMP 试验中 STC 的变化对应了两个试验中垂直速度气候态的差异：STC 整体向表层移动且增强即对应了赤道垂直速度气候态以 50 m 深度为界：浅层增强，深层减弱。

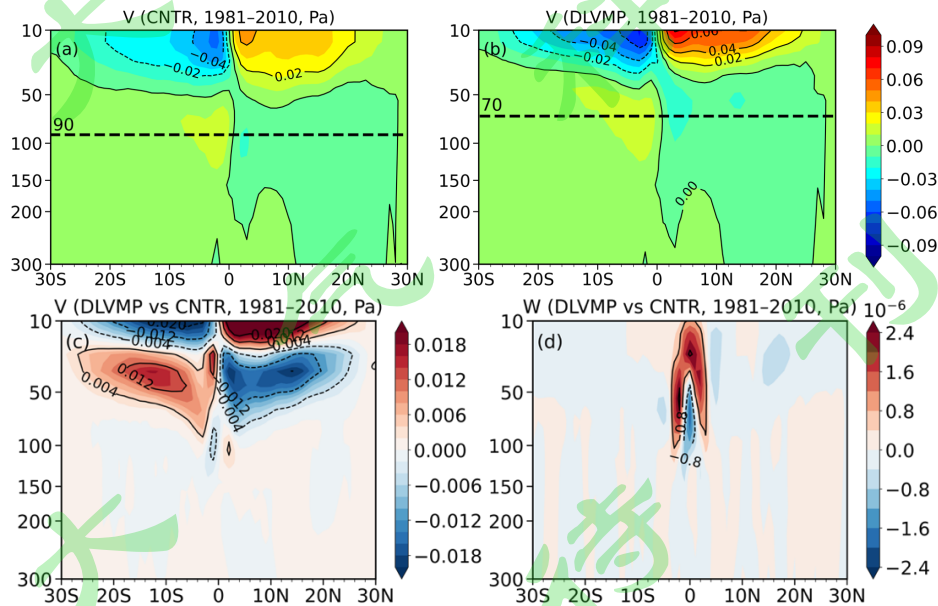


图 10 1981—2010 年太平洋经向流气候态纬度-深度剖面（单位：m/s）：（a）CNTR、（b）DLVMP、（c）DLVMP 与 CNTR 之间的差异；（d）为垂直速度气候态在 DLVMP 与 CNTR 试验之间的差异。（a）和（b）中的虚线分别表示 90 米和 70 米深度。

Fig. 10 Latitude-depth cross-sections of the climatology of meridional current (unit: m/s) in the Pacific during 1981–2010: (a) CNTR; (b) DLVMP; (c) difference between DLVMP and CNTR. Panel (d) shows the difference in climatological vertical velocity between the DLVMP and CNTR. In panels (a) and (b), the dashed lines indicate depths of 90 m and 70 m, respectively.



#### 4. 结论

本文将基于深度学习的垂直混合参数化方案(DLVMP)通过 Ftorch 模块(Atkinson et al., 2025)嵌入 LICOM 海洋模式,在 $1 \times 1$ 度水平分辨率下并开展了三组数值试验:参照试验(CNTR,采用 Canuto2001 方案)、K-Profile-Parameterization (KPP)试验与敏感性试验(DLVMP)。三组试验均实现了长期稳定积分,成功重现了大尺度海洋环流的基本特征,主要结论如下:

1. DLVMP 方案整体上表现出与 KPP 方案一致的海洋环流模拟偏差,但得益于赤道观测数据的引入,对赤道次表层海温气候态的模拟优于 CNTR 与 KPP 试验。
2. 相较 Canuto2001 方案,DLVMP (及 KPP)方案低估了表层的垂直混合强度,高估了赤道太平洋次表层的垂直混合。这一差异在海温、盐度气候态、混合层深度、AMOC 及副热带环流等多个关键特征上引发了显著模拟差异。
3. 表层混合强度的低估削弱了中纬度通风过程,导致 DLVMP 试验中副热带环流(Subtropical Cell, STC)结构上移,强度增强,并在温跃层附近引起显著的海温冷偏差。

需要指出的是,海温偏差的变化具有显著的时间累积效应(见图 4c),特别是通过中纬度潜沉或者高纬度深对流过程能够影响全球温度、盐度和流场的分布,其特征时间尺度为几十年到数百年,远远大于局地混合过程的时间尺度,因此 DLVMP 试验中海温模拟偏差相对于 CNTR 试验的变化,无法与垂直混合系数的变化直接对应起来,必须考虑海洋动力调整过程的作用。基于此,本文主要从定性角度评估了深度学习垂直混合参数化方案在 LICOM 中的初步应用效果,并探讨了误差特征及其可能的物理机制。

此外,研究还揭示了深度学习参数化方案在实际应用中的关键挑战:训练数据集的规模与质量。原数据集中极端值样本稀少,且观测深度局限于 29–119 米,仅用于约束 KPP 次表层形式(式 2),未能充分考虑表层非局地效应对垂直混合的影响,导致表层混合强度被系统性低估。同时,训练数据为日平均值,难以反映日内垂直混合的变化特征,进一步加剧了这一偏差,提升了模式对参数化方案的敏感性,并可能影响未来气候预估的可靠性。

未来工作将基于大涡模拟(LES)获得日循环强迫下更具代表性的数据集,同时引入 KPP 表层非局地效应作为物理约束,优化 DLVMP 的结构与性能,以提升其在海洋环流和海气相互作用模拟中的适用性与准确性。

致谢:本文的研究工作得到了清华大学薛巍教授的大力帮助。感谢国家重大科技基础设施“地球系统数值模拟装置”(https://cstr.cn/31134.02.EL)提供的技术支持。

#### 参考文献 (References)

- Atkinson J, Elafrou A, Kasoar E, et al. 2025. Ftorch: a library for coupling PyTorch models to Fortran[J]. *Journal of Open Source Software*, 10(107): 7602.
- Canuto V M, Howard A, Cheng Y, et al. 2001. Ocean Turbulence. Part I: One-Point Closure Model—Momentum and Heat Vertical Diffusivities[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 31(6): 1413–1426.
- Carton J, Giese B. 2008. A reanalysis of ocean climate using Simple Ocean Data Assimilation (SODA)[J]. *Monthly Weather Review*, 136(8): 2999–3017.
- Chen D, Rothstein L M, Busalacchi A J. 1994. A Hybrid Vertical Mixing Scheme and Its Application to Tropical Ocean Models[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 24(10): 2156–2179.
- Danabasoglu, G., Yeager, S. G., Bailey, D., Behrens, E., Bentsen, et al. 2014. North Atlantic simulations in Coordinated Ocean-ice Reference Experiments phase II (CORE-II). Part I: Mean states[J]. *Ocean Modelling*, 73, 76–107.
- Danabasoglu, G., Yeager, S. G., Kim, W. M., et al. 2016. North Atlantic simulations in Coordinated Ocean-ice Reference Experiments phase II (CORE-II). Part II: Inter-annual to decadal variability[J]. *Ocean Modelling*, 97, 65–90.
- England M H, McGregor S, Spence P, et al. 2014. Recent intensification of wind-driven circulation in the Pacific and the ongoing warming hiatus[J]. *Nature Climate Change*, 4(3): 222–227.
- Fang J, Li X, Li J, et al. 2025. Physically Constrained Adaptive Deep Learning for Ocean Vertical-Mixing Parameterization[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 42(1): 165–177.
- Fox-Kemper, B., Ferrari, R., & Hallberg, R. 2008. Parameterization of Mixed Layer Eddies. Part I: Theory and Diagnosis[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 38(6), 1145–1165.
- Frezat H, Le Sommer J, Fablet R, et al. 2022. A Posteriori Learning for Quasi-Geostrophic Turbulence Parametrization[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 14(11): e2022MS003124.
- Griffies S M, Danabasoglu G, Durack P J, et al. 2016. OMIP contribution to CMIP6: experimental and diagnostic protocol for the physical component of the Ocean Model Intercomparison Project[J]. *Geoscientific Model Development*, 9(9): 3231–3296.
- Huang W Y, Wang B, Yu Y Q, et al. 2014. Improvements in LICOM2. Part I: Vertical Mixing[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 31(2): 531–544.
- Hunke, E. C., & Lipscomb, W. H. 2008. CICE: The Los Alamos Sea Ice Model, Documentation and Software User's Manual Version 4.0. Los Alamos National Laboratory Technical Report LA-CC-06-012, 87545: 115.
- IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis [M]. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, et al., eds.]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2391 pp.
- Jin, F.-F. 1997. An Equatorial Ocean Recharge Paradigm for ENSO. Part I: Conceptual Model[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 54(7): Article 7.
- K. Hanawa, L. D. Talley. 2001. Mode waters[M]// G. Siedler, J. Church, J. Gould. *Ocean Circulation and Climate*. California, USA: Academic Press. 373–386.
- Kochkov D, Yuval J, Langmore I, et al. 2024. Neural general circulation models for weather and climate[J]. *Nature*, 632(8027): 1060–1066.

- Large W G, Gent P R. 1999. Validation of Vertical Mixing in an Equatorial Ocean Model Using Large Eddy Simulations and Observations[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 29(3): 449-464.
- Large W G, McWilliams J C, Doney S C. 1994. Oceanic vertical mixing: A review and a model with a nonlocal boundary layer parameterization[J]. *Reviews of Geophysics*, 32(4): 363-403.
- Li, J., Yu, Y., Sun, D. (2025). Asymmetric Responses in the Equatorial Pacific to Wind Forcing in OMIP2 Experiments: Role of Zonal Currents[J]. *Geophysical Research Letters*, 52(9): e2025GL114661.
- Liang J H, Yuan J, Wan X, et al. 2022. Exploring the use of machine learning to parameterize vertical mixing in the ocean surface boundary layer[J]. *Ocean Modelling*, 176: 102059.
- Lin P, Yu Z, Liu H, et al. 2020. LICOM Model Datasets for the CMIP6 Ocean Model Intercomparison Project[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 37(3): 239-249.
- Liu H, Lin P, Yu Y, et al. 2012. The baseline evaluation of LASG/IAP climate system ocean model (LICOM) version 2[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 26(3): 318-329.
- Locarnini, R.A., A.V. Mishonov, O.K. Baranova, et al. 2024. *World Ocean Atlas 2023, Volume 1: Temperature*[R]. A. Mishonov, Technical Ed. NOAA Atlas NESDIS 89.
- Luyten J R, Pedlosky J, Stommel H. 1983. The Ventilated Thermocline[J]. *Journal of Physical Oceanography*, 13(2): 292-309.
- Monterey, G., and S. Levitus. 1997. Seasonal Variability of Mixed Layer Depths for the World[R]. NOAA. NOAA Atlas NESDIS 14, 100.
- Moum J N, Nash J D. 2009. Mixing Measurements on an Equatorial Ocean Mooring[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26(2): 317-336.
- Pacanowski, R C, S. G. H. Philander. 1981. Parameterization of Vertical Mixing in Numerical Models of Tropical Oceans[J]. *J. Phys. Oceanogr.*, 11: 1443-1451.
- Paszke, A., Gross, S., Massa, F., et al. 2019. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library (Version 1) [A]. arXiv:1912.01703.
- Reagan, J. R., Seidov, D., Wang, Z., et al. 2024. *World Ocean Atlas 2023, Volume 2: Salinity*[R]. A. Mishonov, Technical Editor, NOAA Atlas NESDIS 90.
- Reichl B G, Hallberg R. 2018. A simplified energetics based planetary boundary layer (ePBL) approach for ocean climate simulations[J]. *Ocean Modelling*, 132: 112-129.
- Sane A, Reichl B G, Adcroft A, et al. 2023. Parameterizing Vertical Mixing Coefficients in the Ocean Surface Boundary Layer using Neural Networks[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 15(10): e2023MS003890.
- Sasaki, W., Richards, K. J., Luo, J.-J. 2013. Impact of vertical mixing induced by small vertical scale structures above and within the equatorial thermocline on the tropical Pacific in a CGCM[J]. *Climate Dynamics*, 41(2): 443-453.
- Sirignano J, Macart J F, Freund J B. 2020. DPM: A deep learning PDE augmentation method with application to large-eddy simulation[J]. *Journal of Computational Physics*, 423: 109811.
- Smeed D, Moat B, Rayner D et al. 2019. Atlantic meridional overturning circulation observed by the RAPID-MOCHAWBTS (RAPID-Meridional Overturning Circulation and Heatflux Array-Western Boundary Time Series) array at 26N from 2004 to 2018 British Oceanographic Data Centre, Natural Environment Research Council, UK.
- Turner J S. 1979. Small-Scale Mixing Processes [M]// Warren B A, Wunsch C. *Evolution of Physical Oceanography*. Massachusetts, USA: MIT Press. 236-263.
- Um K, Brand R, Yun, et al. 2021. Solver-in-the-Loop: Learning from Differentiable Physics to Interact with Iterative PDE-Solvers[A]. arXiv:2007.00016.
- Wang, C. 2018. A review of ENSO theories[J]. *National Science Review*, 5(6): Article 6.
- Wang X, Yu Y. 2024. Numerical simulations of Atlantic meridional overturning circulation (AMOC) from OMIP experiments and its sensitivity to surface forcing[J]. *Journal of Oceanology and Limnology*, 42(2): 454-467.
- Warner, S. J., Moum, J. N. 2019. Feedback of Mixing to ENSO Phase Change[J]. *Geophysical Research Letters*, 46(23): 13920-13927.
- Xia R, Li B, Cheng C. 2021. Response of the mixed layer depth and subduction rate in the subtropical Northeast Pacific to global warming[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 40(4): 1-9.
- 俞永强, 唐绍磊, 刘海龙, 等. 2018. 任意正交曲线坐标系下的海洋模式动力框架的发展与评估[J]. *大气科学*, 42(4): 877-889. Yongqiang YU, Shaolei TANG, Hailong LIU, et al. 2018. Development and Evaluation of the Dynamic Framework of an Ocean General Circulation Model with Arbitrary Orthogonal Curvilinear Coordinate[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 42(4): 877-889.
- 于子棚, 林鹏飞, 刘海龙, 等. 2019. CMIP6 海洋模式比较计划 (OMIP) 概况与评述[J]. *气候变化研究进展*, 15(5): 503-509. Zi-Peng YU, Peng-Fei LIN, Hailong LIU, et al. 2019. Short commentary on CMIP6 Ocean Model Intercomparison Project (OMIP)[J]. *Climate Change Research*, 15(5): 503-509.
- Zhu Y, Zhang R H, Moum J N, et al. 2022. Physics-informed deep-learning parameterization of ocean vertical mixing improves climate simulations[J]. *National Science Review*, 9(8): nwac044.