

【引用格式】罗灿, 刘宇皓, 王一帆, 等. 南海上层海洋温度垂向结构的反演[J]. 数字海洋与水下攻防, 2023, 6(2): 186-197.

南海上层海洋温度垂向结构的反演

罗 灿¹, 刘宇皓², 王一帆^{2, 3}, 黄孟亚^{2, 3}, 管守德^{1, 2, 4}, 赵 纳^{1, 2, 3, 4}

(1. 中国海洋大学 三亚海洋研究院 海南省海洋立体观测与信息重点实验室, 海南 三亚 572000;
2. 中国海洋大学 物理海洋教育部重点实验室, 山东 青岛 266100;
3. 中国海洋大学 未来海洋学院, 山东 青岛 266100;
4. 青岛海洋科学与技术国家实验室, 山东 青岛 266237)

摘要 南海上层海洋温度垂向结构对海洋气候研究及海洋防灾减灾具有重要意义, 然而由于现场观测数据有限, 很难获取高时空分辨率的网格化数据。基于 2007–2021 年的 Argo 剖面数据、海面高度异常数据和月平均气候态数据, 评估了两层动力模型和多层回归模型在南海海区反演海洋温度结构的性能。两层动力模型反演得到的 26 °C (D26) 与 20 °C (D20) 等温线深度的均方根误差分别 13.25 m 和 21.12 m, 多层回归模型的 D26、D20 均方根误差分别 11.55 m 和 14.32 m。通过对比 2 种模型的结果: 多层回归模型在时间与空间上反演结果性能更佳。2 种模型反演的南海上层海洋热含量空间分布较为一致, 均能应用于台风“威马逊”的强度评估; 然而, 在南海特殊的强内潮的背景下, 2 种模型得到的 D20 性能都有所降低。

关键词 南海; 温度垂向结构; 2 层动力模型; 多层回归模型

中图分类号 P731 **文献标识码** A **文章编号** 2096-5753(2023)02-0186-12

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2023.02.008

Inversion of Ocean Temperature Structure in the South China Sea

LUO Can¹, LIU Yuhao², WANG Yifan^{2, 3}, HUANG Mengya^{2, 3}, GUAN Shoude^{1, 2, 4}, ZHAO Wei^{1, 2, 3, 4}

(1. Key Laboratory of Ocean Observation and Information of Hainan Province, Sanya Oceanographic Institution, Ocean University of China, Sanya 572000, China; 2. Physical Oceanography Lab/IAOS, Ocean University of China, Qingdao 266100, China; 3. Academy of the Future Ocean, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;
4. Laboratory for Ocean and Climate Dynamics, Pilot National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266237, China)

Abstract The vertical structure of ocean temperature in the South China Sea is important for climate research and marine disaster prevention and mitigation. Due to the limited in-situ observation data, it is difficult to obtain the vertical temperature structure in the South China Sea with high spatiotemporal resolution. This study evaluates the performance of the two-layer dynamic model and the multi-layer regression model in ocean temperature structure inversion based on the Argo data, the sea level anomaly (SLA) data and the World Ocean Atlas 2018 (WOA18) data from 2007 to 2021. After comparing the two models, we find the Root Mean Square Error (RMSE) of D26 and D20 of the two-layer dynamic model are 13.25 m and 21.12 m, while RMSE of D26 and D20 of the multi-layer regression model are 11.55 m and 14.32 m. Overall, the multi-layer regression model has smaller error and better

收稿日期: 2022-12-28

作者简介: 罗灿 (1999-), 男, 硕士生, 主要从事上层海洋温度结构研究。

基金项目: 国家自然科学基金“南海内潮对台风-海洋相互作用的调制特征与机理研究”(41876011); 三亚崖州湾科技城管理局 2022 年度科技计划项目“崖州湾科技城南海海洋大数据中心”(SKJC-2022-01-001); 国家重点研发计划项目课题“大剖面浮标系统的南海试验与应用(保障系统)”(2022YFC3104304); 海南省科技专项资助“海南岛周边海域台风风暴潮-巨浪耦合致灾机理及预警报技术研究”(ZDYF2021SHFZ265); 三亚崖州湾科技城管理局重大科技项目“南海北部海洋环境实时观测、预测与保障”(SKJC-KJ-2019KY04)。

performance in time and space than the two-layer model. However, further analysis indicates that the spatial distribution of tropical cyclone heat potential in the South China Sea inverted by the two models is relatively consistent, and both of them can react to the intensity assessment of Typhoon Rammasun (2014). Additionally, under the influence of the special strong internal tides in the South China Sea, the performance of $D20$ obtained by both models is reduced.

Key words South China Sea; vertical structure of ocean temperature; two-layer dynamic model; multi-layer regression model

0 引言

海洋温度是海水最重要的变量之一,在海洋生态系统、海洋动力学和气候变化的研究中发挥着十分重要的作用^[1-2]。上层海洋温度在多种海洋与大气动力过程中都具有重要的调制作用。例如,温度较高($>26^{\circ}\text{C}$)的上层海洋是热带气旋(Tropical Cyclone, TC)生成和发展的能量来源^[3]。台风的增强取决于上层海洋的温度结构,即上层海洋热含量(Tropical Cyclone Heat Potential, TCHP),TCHP 较大的海域更容易使台风增强^[4]。上层海洋温度在研究海洋热浪^[5]、温跃层^[6]等演变过程中也具有重要作用。因此,准确描述上层海洋温度结构的状况,对加深海洋中各个尺度的动力过程的理解具有重要的指导意义。

上层海洋温度观测有多种方式,但目前主要依赖于卫星观测和现场观测。卫星遥感能进行大面积观测,但只能得到海表温度。而剖面数据则依赖于现场观测,如 ARGO (Array for Real-time Geostrophic Oceanography)、船载温盐深仪、水下滑翔机、投弃式深温仪等,但现场观测难以达到较高水平的时空覆盖率。因此,前人通过构建模型来反演海洋上层温度结构。早在 1999 年, SHAY 等人便提出了两层动力模型^[7],该模型以 20°C 等温线将海洋分为上下 2 层,通过卫星测得的海面高度异常(Sea Level Anomaly, SLA)推导出 20°C 等温线深度,再根据气候态 20°C 与 26°C 等温线深度的比值,计算 26°C 等温线的深度。2007 年, PUN 等人将该两层重力模型应用到太平洋海区进行验证,并说明该模型适用于台风频发季节的太平洋南部和中西部,并且在模型可适性和上层海洋热含量估算上优于

结构复杂的NPACNFS(North Pacific Ocean Nowcast/Forecast System)模型^[8]。2014 年, PUN 等人将该模型进一步优化,提出多层回归模型。该模型基于 SLA 与海水温盐结构变化的相关性^[9],构建等温线深度变化与对应的 SLA 之间的线性回归方程,得到回归系数,通过回归系数与卫星 SLA 数据,可反演出 26 条等温线($4\text{--}29^{\circ}\text{C}$)深度值。与两层动力模型相比,多层回归模型反演的等温线深度具有更高垂向分辨率,误差更小,使得计算的 TCHP 更加接近观测值^[10]。

目前,从海面数据反演出海洋上层海洋温度结构的研究大多关注大西洋^[11]、太平洋^[12]和印度洋^[13]等海区,但对于南海的相关研究较少。南海作为西太平洋最大的边缘海,具有独特的地理位置和复杂的动力学特征^[14],蕴含着多尺度的海洋与大气动力过程,对区域气候具有深远的影响。因此,本文主要基于 2007–2021 年的 ARGO 剖面数据、海面高度异常数据和月平均气候态数据,评估了两层动力模型和多层回归模型在南海海区反演海洋温度结构的性能。2007–2014 年 ARGO 数据用于构建模型,然后运用两层动力模型和多层回归模型来反演 2015–2021 年南海海域($5^{\circ}\text{N}\text{--}25^{\circ}\text{N}$, $105^{\circ}\text{E}\text{--}120^{\circ}\text{E}$)的等温线深度,并进行 2 个模型的对比和验证。然后通过 2 个模型反演的南海海洋垂向结构计算 TCHP,并应用于台风“威马逊”的强度估计。最后评估 2 种模型在强内潮的背景下反演 20°C 等温线的深度($D20$)的性能。

1 数据

ARGO 是一种自主式浮标,由 ARGO 全球海洋观测网计划的成员国实施布放。本文选择南海

5°N–25°N, 105°E–120°E 的范围为研究海域。选择研究区域内的 ARGO 温度剖面数据, 时间范围为 2007–2021 年。其中: 2007–2014 年的温度数据参与多层回归模型的计算, 2015–2021 年的温度数据用于模型与观测数据的对比验证。本文所用的 ARGO 数据由中国 ARGO 实时资料中心 (<http://www.argo.org.cn>) 提供。

虽然下载的 ARGO 数据已经通过了相关质量控制标准, 但为了确保数据的高质量, 本文仍采取进一步的质量控制来筛选。主要针对各个数据的温度、压力的质量控制标记, 第 1 个剖面数据点是否在标准范围内, 数据点的温度、深度跃值不能太大, 具体筛选条件和对应阈值列于表 1。南海研究区域内 2007–2014 年 ARGO 剖面数据共 10 320 个剖面, 2015–2021 年 ARGO 剖面数据共 4 414 个剖面。经过质量控制后, 2007–2014 年共筛选出 9 962 个 ARGO 剖面用于多层回归模型计算, 2015–2021 年共筛选出 4 336 个剖面用于验证分析。平均来说, 大约 3% 的配置文件被此附加质量控制条件排除。回归和验证的 ARGO 位置如图 1 所示。

表 1 Argo 剖面质量控制条件

Table 1 Argo profile quality control conditions

条件	筛选标准
温度、压力的质量控制标记	1
第 1 个剖面数据点	温度 0~35°C, 深度 0~10 m
最深数据点	>200 m
相邻数据点温度、深度跃值	温度跃值<1°C, 深度跃值<300 m
剖面数据点总数	>10 个

此外, 本文还选择中国 ARGO 实时资料中心提供的 2021 年 7 月的月平均, 空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$ 的全球海洋 ARGO 网格数据产品 (BOA_Argo) 验证模型反演温度结构的空间分布^[15]。

海面高度异常 (SLA) 数据是哥白尼海洋中心 (<https://resources.marine.copernicus.eu>) 提供的全球海洋网格化海面高度数据集^[16], 该产品是相对于 1992–2012 年海面高度平均值计算的结果, 由 T/P、ERS、Sentinel-3A、Jason-3、HY-2A、Saral 和 Altika 等多颗卫星的海面高度异常数据通过最优插值整

合而成^[17]。该数据集时间分辨率为 1 D, 空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 。

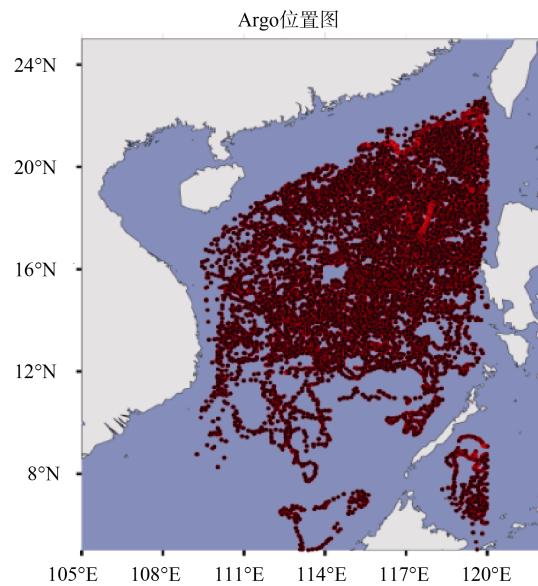


图 1 南海海区参与回归和验证的 ARGO 位置 (红点代表 ARGO 剖面)

Fig. 1 ARGO locations in the South China Sea region involved in regression and validation (The red dots represent the Argo profile)

海表温度 (Sea Surface Temperature, SST) 数据来自 Remote Sensing Systems (<https://www.remss.com>), 主要整合 TMI, AMSR-E, AMSR2, WindSat, GMI 等传感器的数据, 通过最优插值得到海表温度数据产品^[18], 时间分辨率为 1 d, 空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ^[19]。

世界海洋图集数据 WOA18 (World Ocean Atlas 2018, WOA18) 是来自美国国家海洋大气局 (NOAA), 根据世界海洋数据库 (World Ocean Database 2018, WOD18) 等项目更新后的数据集。为了计算等温线的深度变化值与多年月平均海水密度, 我们选择 WOA18 月平均的温盐剖面数据, 水平空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$, 0~100 m 垂向空间分辨率为 5 m, 随着深度加深逐渐增加到 50 m。

潜标能对海洋水文要素进行长期、定点、连续观测^[20]。本文使用的潜标数据来自中国海洋大学依托国家“863 计划”、国家“973 计划”以及国家重点研发计划等重大项目, 在南海构建的潜标立体

观测网。为获取海水的流速、温度及盐度等信息, 这些潜标所携带的仪器包括 ADCP、海流计、温盐链等。本文选择了 1 套位于吕宋海峡西侧 (119.9°E, 21.28°N) 的潜标在 2015 年 7 月 27 日至 2016 年 1 月 11 日期间的每小时分辨率的温度数据来评估内潮对多层回归模型的影响。本文所使用的所有数据信息如表 2 所示。

表 2 数据信息摘要

Table 2 Summary of the data used in this study

数据名称	水平分辨率	时间分辨率	时间	区域
ARGO	0.25°×0.25°	1 d	2007–2021 年	
BOA_Argo	1°×1°	1 月	2021 年 7 月	经度
SLA	0.25°×0.25°	1 d	2007–2021 年	105°E–120°E 纬度
SST	0.25°×0.25°	1 d	2015–2021 年	5°N–25°N
WOA18	0.25°×0.25°	1 月	2005–2017 年	
潜标	—	1 h	2015 年 7 月 27 日 –2016 年 1 月 11 日	119.9°E, 21.28°N

2 模型介绍

2.1 两层动力模型

两层动力模型也是基于 SLA 推导出上层海洋温度结构的一种模型。该模型将 $D20$ 定义为上层海洋厚度, 具体公式如下:

$$D20_{(x,y,t)} = \overline{D20}_{(x,y,m)} + \frac{\rho_{2(x,y,m)}}{\rho_{2(x,y,m)} - \rho_{1(x,y,m)}} \eta_{(x,y,t)} \quad (1)$$

式中: x, y 代表位置坐标; m 为月份, t 为日期 $\overline{D20}$; 为多年月平均后 20℃等温线深度, 基于 WOA18 温度剖面数据计算得出; ρ_1 和 ρ_2 为基于 WOA18 气候态温盐数据计算得到的上层 (海面到 20℃等温线) 和下层 (20℃等温线到海底) 的海水密度; η 为海面高度异常。接下来通过 $D20$ 可以计算出 26℃等温线深度 ($D26$), 计算公式如下:

$$D26_{(x,y,t)} = \frac{\overline{D26}_{(x,y,m)}}{\overline{D20}_{(x,y,m)}} D20_{(x,y,t)} \quad (2)$$

式中: $\overline{D26}$ 为气候态 26℃等温线深度, 同样是基于 WOA18 温度数据计算得出。 $D20$ 、 $D26$ 这 2 条等温线大致构成海洋温度剖面。上层海洋热含量 TCHP 是从 26℃等温线深度到海洋表面的综合热含量, 计算公式如下:

$$TCHP = C_p \rho \int_0^{D26} \Delta T(z) dz \quad (3)$$

式中: C_p 为水在恒压下的容热, 取 $4178 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{m}^{-3}$; ρ 为上层海洋的平均密度, 取为 $1026 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ 。两层动力模型的实现流程如图 2 所示。

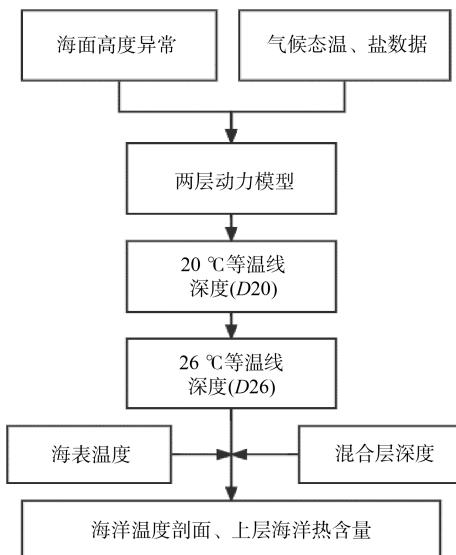


图 2 两层动力模型的实现流程

Fig. 2 Implementation process of two-layer dynamic model

2.2 多层回归模型

海面高度的变化与温盐结构分布密切相关^[21], 通常情况下, 当海面高度正异常时, 等温线深度在平均水平上得到加深, 而当海面高度为负异常时, 表示等温线深度变浅^[22]。图 3 为 2021 年 7 月 31

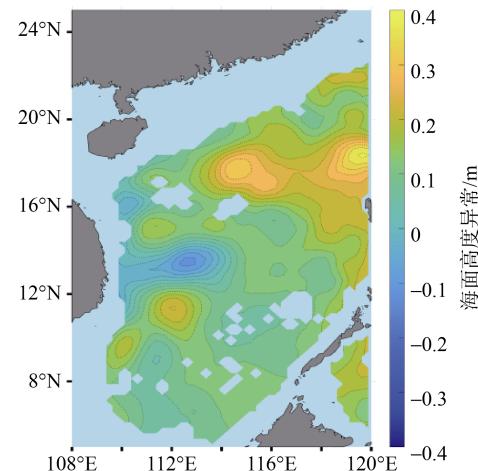


图 3 南海海区 2021 年 7 月 31 日海面高度异常

Fig. 3 Sea level anomaly in the South China Sea area on July 31, 2021

日通过卫星高度计得到的海面高度异常,由于近岸水深较浅的地方高度计效果不佳,排除500 m水深以浅区域的SLA数据。一共有9 962个ARGO剖面,基于上述剖面来构建SLA与4~29 °C等温线深度变化值的线性回归。ARGO剖面数据无法满足在每0.25°的网格中都有观测数据参与线性回归,因此我们运用了移动窗口。

线性回归方程主要通过将等温线深度的位移回归到相应的SLA值来构造,此处位移是原位剖面和气候剖面之间的等温线深度差,原位剖面即ARGO数据,气候剖面即WOA18的温度数据。每条原位剖面中的等温线深度位移(ΔD)可导出为

$$\Delta D_i = D_i - \bar{D}_i \quad i = 4, 5, \dots, 29 \quad (4)$$

式中: D_i 和 \bar{D}_i 分别是等温线的原位深度和气候深度; i 是从4°C到29°C的等温线。然后通过最

小二乘拟合将原位剖面每条等温线中的深度位移 ΔD_i 与其对应的SLA线性回归。每个网格上每个等温线的深度月度回归方程通过以下公式获得:

$$\Delta D_i = a_{(x,y,m,i)} \times \eta + b_{(x,y,m,i)} \quad (5)$$

式中: η 为卫星观测到的海面高度异常SLA; a 和 b 分别是表示斜率和偏移量的线性回归系数,这2个系数都是位置(x, y)、月份(m)和等温线(i)的函数。使用这组回归方程,可以从SLA估计20°C等温线深度的位移(ΔD_{20})。图4是坐标为115.875°E,17.875°N网格点20°C等温线深度的回归方程建立过程,图4(a)是2014年1月3日在该点的ARGO垂向温度剖面,在图4(b)中用红点表示。图4(b)是该点 ΔD_{20} 位移与海面高度异常的散点图。

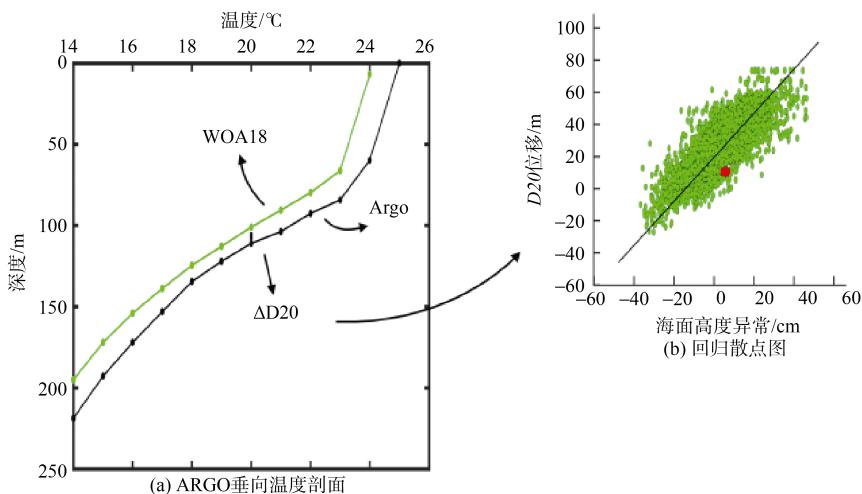


图4 D_{20} 回归方程建立过程
Fig. 4 Process of establishing the D_{20} regression equation

将回归系数代入回归方程,通过2015~2021年每天的SLA数据,即可反演出时间分辨率为1 d,水平分辨率为0.25°×0.25°等温线深度变化值,结合相应的等温线气候态深度即可得到等温线的实际深度。基于多层回归模型的算法,我们可以得到具有更高的垂直空间分辨率的南海上层海洋温度结构。

3 验证与评估

3.1 评估公式

模型的性能通过与观测数据的对比进行评估,主要可通过以下4个参数进行验证。首先是均方根

误差(Root Mean Square Error, RMSE),表示模型结果与观测值之间的偏差, RMSE越小表示模型性能越好,公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}} \quad (6)$$

误差(Error)指RMSE占观测平均值中的百分比,其公式如下:

$$Error = \frac{RMSE}{y} \times 100\% \quad (7)$$

偏差(Bias)表示模型结果与观测值的偏差程

度, 其公式如下:

$$\text{Bias} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i) \quad (8)$$

相关性系数 (Correlation, Corr) 表示模型结果与观测值的相关性, 其公式如下:

$$\text{Corr} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (9)$$

式中: x_i 为模型结果; y_i 为观测数据; \bar{x} 为模型结果的平均值; \bar{y} 为观测数据的平均值; N 为参与验证的数据量。

3.2 移动窗口大小

为了保证模型结果的准确性与可靠性, 需先对多层回归模型的移动窗口大小进行评估, 本文主要比较 $3^\circ \times 3^\circ$ 窗口与 $10^\circ \times 5^\circ$ 窗口在南海海区的准确性。评估方法为: 分别将 2 个移动窗口进行回归, 然后用 2015–2021 年数据进行总体验证, 主要对比 2 种窗口的 $D20$, $D26$, TCHP, $D14$ 的准确性, 结果如表 3 所示。通过对比结果可以发现, $10^\circ \times 5^\circ$ 的窗口获得的结果各方面性能都优于 $3^\circ \times 3^\circ$ 窗口的结果, 于是后续验证过程都运用 $10^\circ \times 5^\circ$ 的窗口来构建回归方程。

表 3 $10^\circ \times 5^\circ$ ($3^\circ \times 3^\circ$) 窗口结果

Table 3 $10^\circ \times 5^\circ$ ($3^\circ \times 3^\circ$) window results

$10^\circ \times 5^\circ$ / $3^\circ \times 3^\circ$ 窗口	RMSE	Error/%	Bias	Corr
D20/m	14.32/16.1	13.59/15.78	2.56/2.76	0.78/0.73
D26/m	11.55/13.6	21.39/24.70	-0.42/-0.65	0.72/0.68
TCHP/kJ·cm ⁻²	12.06/13.3	23.62/27.11	-2.85/-3.58	0.90/0.87
D14/m	17.83/19.2	8.01/8.55	4.05/4.07	0.71/0.66

3.3 多层回归模型深度可靠性评估

多层回归模型能获得 4~29 ℃ 共 26 条等温线的深度值, 文章使用 2015–2021 年南海内的 Argo 数据验证了相同时间内多层回归模型所有等温线深度的平均 RMSE、Error、Bias 和 Corr。在图 5 (a) 中, 随着深度的增加, 均方根误差 RMSE 略有增加。其中 26 条等温线深度的平均 RMSE 为 17.18 m, 最大的均方根误差为 31.87 m。在图 5 (b)

中, 与均方根误差随深度的变化相反, 误差 Error 随着深度的增加而减小。平均误差 Error 为 13.19%, $D16$ 以下的等温线深度误差都在 10% 以内, 其中 $D4$ 的误差最小, 仅为 3.03%, 但 $D29$ 的误差较大。在图 5 (c) 中, 所有等温线 Bias 均小于 9 m。在图 5 (d) 中, 所有等温线深度的 Corr 都大于 0.6。对于 8~26 ℃ 等温线深度来说, 多层回归模型依然具有可靠性, 而对于最上层和较深层的等温线而言, 虽然多层回归模型的反演性能稍弱, 但综合性能也在基本范围内。表层反演的等温线性能稍弱可能是由于混合层与跃层的各尺度海水动力过程都较为复杂。

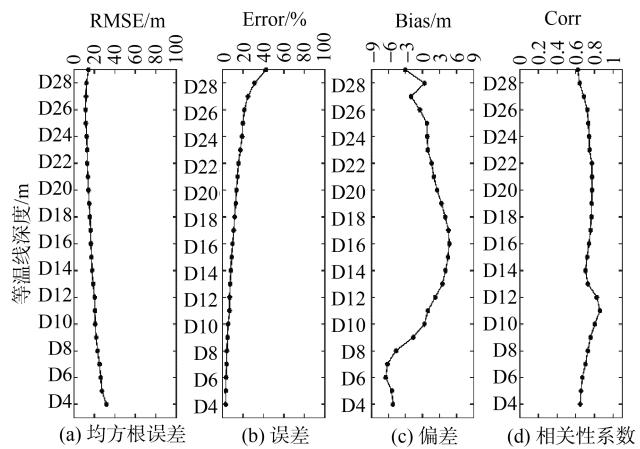


图 5 上层海洋热剖面

Fig. 5 Upper ocean thermal profile

3.4 2 种模型性能对比

3.4.1 2 种模型一般性对比

多层回归模型在垂向空间分辨率上具有优势, 但对于多层回归模型在南海的表现是否优于两层动力模型, 还需要进一步的分析判断。本节对 2 个模型在 2015–2021 年间推导的 $D20$ 、 $D26$ 与 ARGO 观测值进行比较, 散点分布如图 6。2 个模型反演的等温线深度与 ARGO 观测的等温线深度基本都分布在斜率为 1 的直线附近, 都能够较好地反演等温线深度。两层动力模型的 $D26$ 、 $D20$ 均方根误差分别为 13.25 m 和 21.12 m, 多层回归模型的 $D26$ 、 $D20$ 均方根误差分别 11.55 m 和 14.32 m。通过对比 2 种模型的结果, 多层回归模型 $D26$ 的 RMSE 能减少 1.7 m, 误差 Error 减少 4.53%, 偏

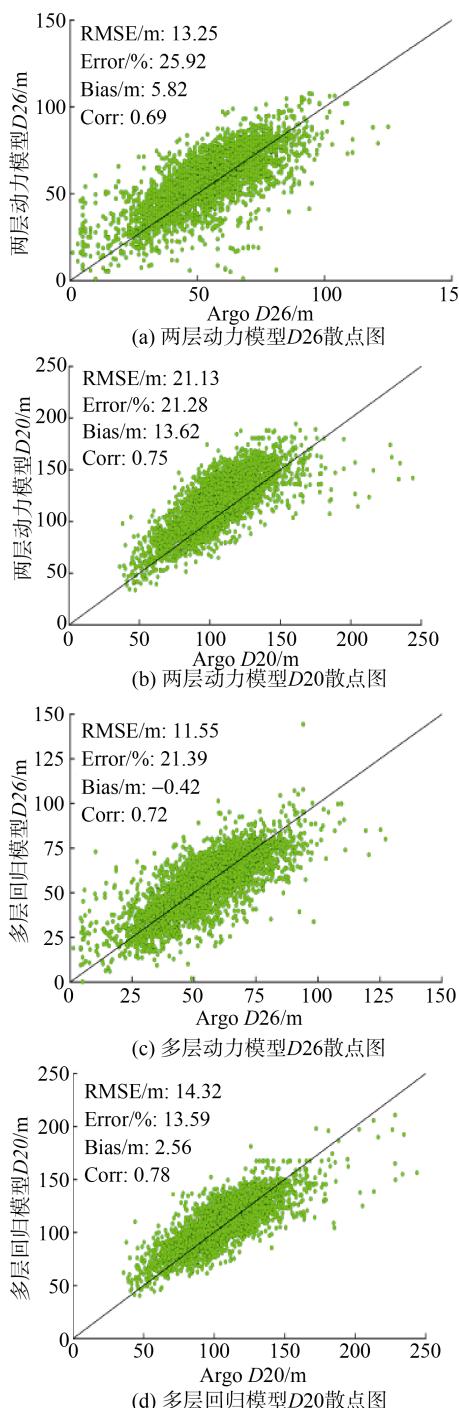


图 6 2015–2021 年两层动力模型、多层回归模型分别与 ARGO 的 D26、D20 散点图

Fig. 6 From 2015 to 2021, the two-layer dynamic model and multi-layer regression model and Argo's D26 and D20 scatter plots, respectively

差 Bias 也降低了 5.8 m；对于 D20，多层回归模型的 RMSE 能减少 6.81 m，误差 Error 减少 7.69%，偏差 Bias 也降低了 11.06 m；并且多层回归模型

与观测值的相关系数 Corr 也大于两层动力模型。因此，从总体上看，多层回归模型的性能要优于两层动力模型。

3.4.2 2 种模型季节性对比

然后比较多层回归模型与两层动力模型在不同月份的性能，用 2015–2021 年南海 ARGO 数据来评估 2 个模型在 1–12 月的 D20、D26 结果。在图 7(a)–7(d) 中两层动力模型推导 D20 的 RMSE 最大值为 27.99 m，Error 最大值 27.08%，偏差 Bias 最大有 22.86 m。而多层回归模型 D20 的 RMSE 最大值为 16.2 m，Error 最大为 16.02%，偏差 Bias 最大有 5.07 m，多层回归模型推导的 D20 几乎在所有月份的 RMSE 和 Error 误差和 Bias 都低于两层动力模型。在 D26 的评估中，多层回归模型同样要优于两层动力模型。在图 7(e)–7(h) 中，多层回归模型 D26 在 2 月与 4–12 月里的 RMSE、Error 和 Bias 都要小于两层动力模型：两层动力模型推导 D26 的偏差 Bias 最大有 12.42 m，而多层回归模型 D26 的偏差 Bias 最大仅有 1.9 m。相关性系数 2 种模型近似一致。总体来说，多层回归模型衍生的 D20、D26 性能在大多数月份都要优于两层动力模型。

通过模型推导出海洋等温线深度后，即可计算上层海洋热含量 (TCHP)。图 7(i)–7(l) 为 2015–2021 年南海 Argo 数据验证 2 个模型在 1–12 月的 TCHP 的结果。在两层动力模型中，TCHP 的 RMSE 最大值 $21.7 \text{ kJ} \cdot \text{cm}^{-2}$ ，Bias 最大 $13.91 \text{ kJ} \cdot \text{cm}^{-2}$ ；而多层回归模型 TCHP 的 RMSE 最大 $18.63 \text{ kJ} \cdot \text{cm}^{-2}$ ，Bias 最大 $-2.35 \text{ kJ} \cdot \text{cm}^{-2}$ 。虽然两层动力模型在个别月份有优势，但两层动力模型的最大误差要高于多层回归模型。特别在南海台风季 5–10 月份，多层回归模型的 TCHP 的 Error、RMSE 与 Bias 都要低于两层动力模型，同时相关性系数也更强，因此多层回归模型计算的 TCHP 在台风的高发期间具有更高的可信度。

3.4.3 2 种模型空间分布对比

验证 2 个模型在季节上的性能差异后，继而评估二者在空间上的可靠度。首先，分别用两层动力模型和多层回归模型计算出南海区域 2021 年 7 月

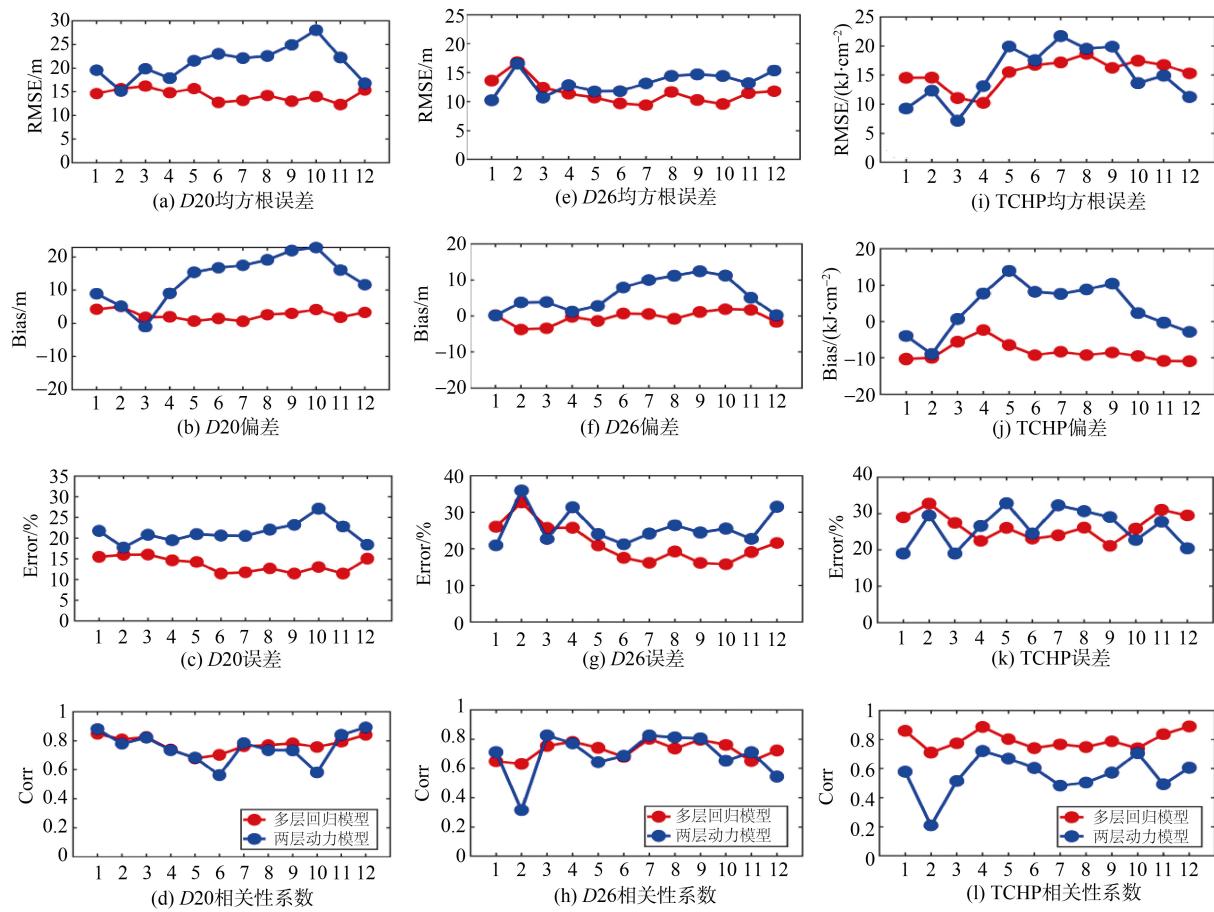


图 7 多层回归模型与两层动力模型的 D20、D26 和 TCHP 在 2015-2021 年 1-12 月里南海的性能对比

Fig. 7 Comparison of the performance of the multi-layer regression model and the two-layer dynamic model D20, D26 and TCHP in the South China Sea from January to December, 2015-2021

份的月平均 $D20$ 、 $D26$ ，并且与全球海洋 ARGO 网格数据集 (BOA_Argo) 中 2021 年 7 月 $D20$ 、 $D26$ 作差，得到图 8。对比图 8 (a)–8 (b) 与图 8 (c)–8 (d) 可知，多层回归模型与两层动力模型的等深线趋势一致，但相比于多层回归模型，两层动力模型的 $D20$ 、 $D26$ 结果明显偏大。另外，在图 8 中，点 A 为冷涡中心，冷涡位于越南以东^[23]。点 B 位于暖涡中心。点 C 既不是冷涡中心，也不在暖涡主要影响范围内。从图 8 (a)–8 (b) 中可知，在多层回归模型的结果中 A 点冷涡处的 $D20$ 、 $D26$ 的深度分别为 88.54 m、36.7 m，B 点暖涡中 $D20$ 、 $D26$ 的深度分别为 155.03 m、94.02 m，C 点二者的深度 123.36 m、66.55 m。相比 ARGO 的观测结果，多层回归模型反演的等温线深度在暖涡中心会加深，而在冷涡中心较浅，两层动力模型也有同样

的趋势。图 8 (e)–8 (h) 是两层动力模型与多层回归模型 $D20$ 、 $D26$ 分别与 ARGO 网格数据集之差。整体来看，在空间上，两层动力模型得到的等深线与真值之间的差异更大：多层回归模型与 ARGO 观测得到的 $D20$ 的平均差值为 2.2 m，RMSE 为 0.93 m，模型与观测的 $D26$ 之间的平均差值为 0.76 m，RMSE 为 0.84 m；而两层动力模型 $D20$ 的平均差值为 16.37 m，RMSE 为 1.47 m， $D26$ 的平均差值为 5.74 m，RMSE 为 1.0 m。因此，多层回归模型的 $D20$ 、 $D26$ 的平均差值和 RMSE 均小于两层动力模型。尽管 2 个模型反演的等温线深度与 ARGO 的观测结果均存在偏差，但是，他们在空间上的变化与观测一致，并且都可以直观的分辨出中尺度涡，捕捉到中尺度涡对上层海洋温度结构的影响。

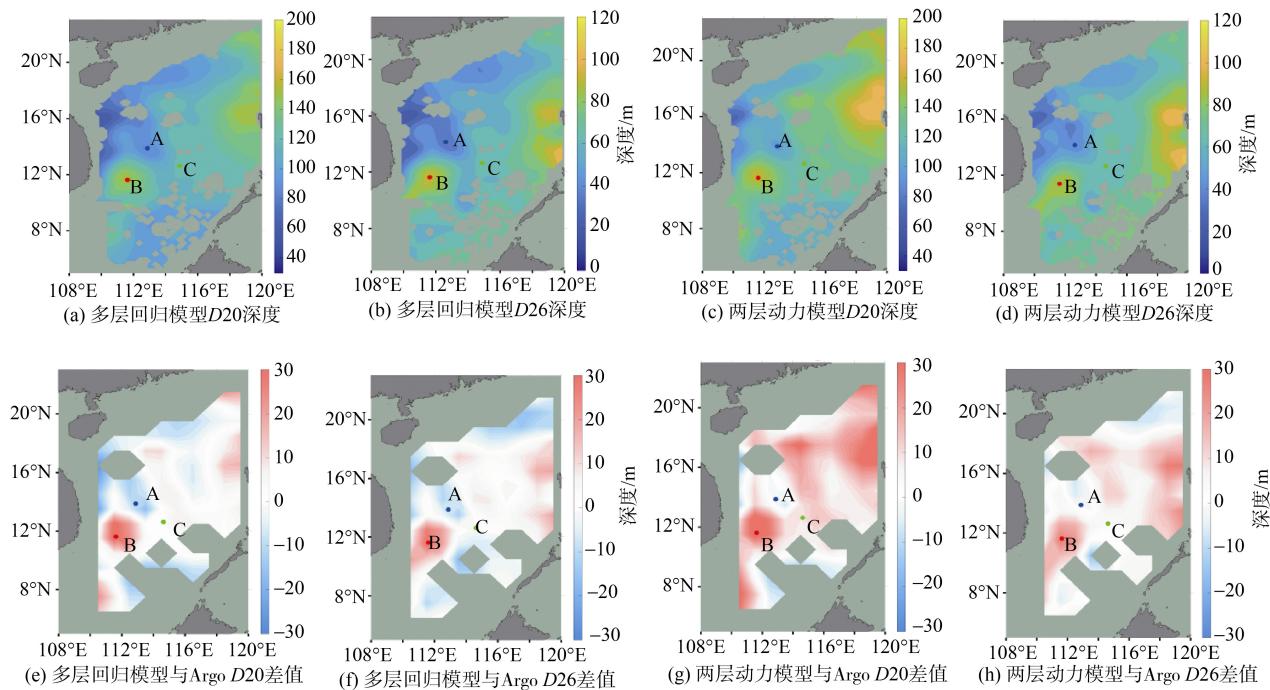


图 8 2021 年 7 月多层回归模型、两层动力模型的月平均 D20 与 D26, 以及它们之间的差值

Fig. 8 Monthly mean D20 and D26 for the multi-layer regression model, two-layer dynamic mode, and the difference between them in July of 2021

3.5 上层海洋热含量估计——以台风“威马逊”为例
 基于上述2种模型反演得到的南海日分辨率的海洋垂向温度结构,本文计算了台风经过期间海洋上层热含量,可为台风“威马逊”强度变化提供初步理论解释。超强台风“威马逊”在2014年7月9日在西北太平洋生成,在7.16日6时经由菲律宾以台风级别进入南海后经历了2次增强过程,首先在通过E₁区域增强为强台风,然后在经过E₂区域后持续增强为超强台风,给我国海南省及南部沿海地区造成严重灾害^[24]。图9(a)为台风经过前(2014年7月12日)基于两层动力模型反演的上层海洋温度垂向结构计算得到的TCHP,其中E₁和E₂为暖涡中心,TCHP较高,分别为101.32 kJ·cm⁻²和95.93 kJ·cm⁻²。图9(b)为基于多层回归模型反演的上层海洋温度垂向结构计算得到的TCHP,E₁和E₂处的TCHP分别为101.01 kJ·cm⁻²和96.85 kJ·cm⁻²,与两层动力模型结果基本一致。E₁和E₂处的高TCHP可为台风提供更多能量,因此“威马逊”在经过TCHP较大的E₁暖涡区域后增强为强台风,并在当天经过高TCHP的暖涡E₂,从而持续获得能量,

迅速增强为超强台风。综上所述,2个模型反演的南海上层海洋垂向温度结构均可用于计算海洋上层热含量,可为台风强度变化提供理论指导。

3.6 内潮影响下2个模型的性能

内潮是由于天文潮经潮地相互作用生成的,对海洋内部等温线的起伏有重要作用。位于太平洋西北侧的吕宋海峡是全球内潮的重要源地,内潮自吕宋海峡生成后,一部分会向西传至南海。为了进一步评估内潮影响下2个模型的性能,我们选择位于吕宋海峡西侧119.9°E, 21.28°N的潜标,观测时间为2015年7月27日至2016年1月11日。图10(a)是潜标观测的D20功率谱分析结果,可以从谱峰的位置中看到,潜标的D20主要受到O₁、K₁全日分潮和M₂、S₂半日分潮的影响。为探究内潮对D20的具体影响,下面对D20进行全日和半日滤波,滤波范围为20~27 h(全日)与10~14 h(半日),图10为滤波后得到的全日内潮和半日内潮引起的D20变化。结果显示,在1个周期内,从波峰至波谷处,全日和半日最大可引起D20约40 m的起伏。

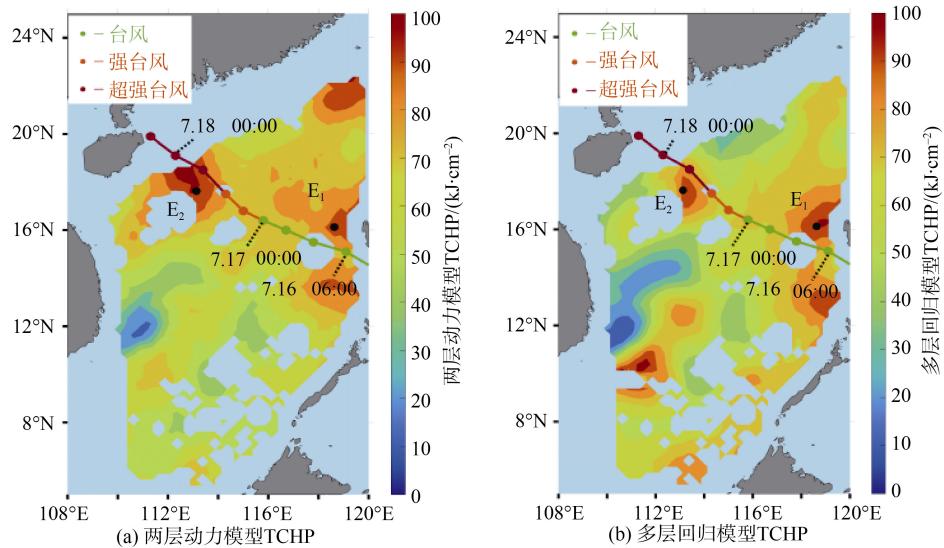


图 9 基于两层动力模型和多层回归模型反演的 2014 年 7 月 12 日南海上层海洋温度结构计算的 TCHP 和“威马逊”台风轨迹

Fig. 9 Typhoon Rammasun trajectory and TCHP calculated on July 12, 2014 based on two-layer dynamic model and multi-layer regression model inversion of the ocean temperature structure in the South China Sea

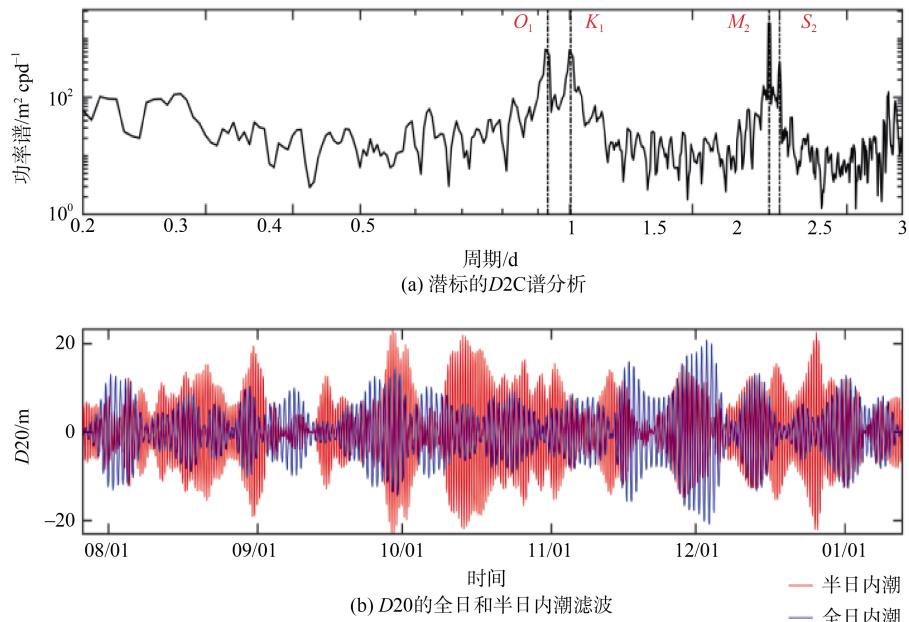


图 10 潜标的 D20 谱分析全日内潮和半日内潮滤波

Fig. 10 D20 spectral analysis of Subsurface Buoy with semi-diurnal internal tides and diurnal internal tide filtering

然后用该潜标的 D20 来验证在 2015 年 7 月 27 日至 2016 年 1 月 11 日强内潮影响下的 2 个模型 D20 性能。平均来讲, 两层动力模型计算 2015–2021 年南海海区 D20 的 RMSE 平均值为 21.13 m, 误差 Error 平均为 21.28%, Bias 平均为 13.62 m, 相关性系数为 0.78, 见图 6 (b); 然而, 在吕宋海峡

附近的强内潮背景下 (2015 年 7 月 27 日–2016 年 1 月 11 日), 两层动力模型 D20 的误差和偏差有所增大, RMSE 达 30.18 m, 误差 Error 为 23.09%, Bias 为 19.11 m, 均大于平均值。多层回归模型的结果与两层动力模型一致: 平均来看, 在 2015–2021 年南海海区 D20 的 RMSE 平均值 14.32 m, 误差

Error 平均为 13.59%, Bias 平均为 2.56 m, 相关系数为 0.78, 见图 6 (d); 同样在强内潮背景下, 多层回归模型 D20 的 RMSE 达 28.34 m, 误差 Error 为 21.69%, Bias 为 13.37 m, 也都大于平均值。尽管内潮会对上层海洋温度结构的反演产生一定的影响, 但在评估过程中, 内潮周期分别为全日和半日, 而 SLA 为日平均资料, ARGO 也只是瞬时剖面, 无法分辨全日和半日内潮信号, 内潮对等温线的影响需要进一步的讨论。

4 结束语

上层海洋温度在多种海洋与大气动力过程中都具有重要的调制作用, 但目前上层海洋温度剖面数据在时间分辨率或空间覆盖率上仍存在局限。本文基于卫星遥感与观测得到的海洋要素数据, 评估了两层动力模型与多层回归模型反演的南海上层海洋的温度结构的性能。

本文运用的两层动力模型能得到海洋 20℃ 和 26℃ 等温线的深度, 而多层回归模型能得到海洋 4~29℃ 等温线的深度, 在反演温度结构的空间垂向分辨率具有优势。在构建多层回归模型的过程中, 使用 $10^\circ \times 5^\circ$ 的窗口函数相比 $3^\circ \times 3^\circ$ 的窗口函数准确度更高, 表明利用合适的窗口函数能很好的解决原位数据缺少的问题。随着深度的增加, 模型反演的 26 条等温线的深度值从总体上仍然具有较高的可靠性。

通过比较 2 个模型反演的结果表明: 多层回归模型反演出的 D20、D26、TCHP 通常情况下是优于两层模型的结果, 特别是在南海海区台风季节多层回归模型有更好的性能, 空间分布上也有明显的优势。同时, 2 个模型推导的 TCHP 均可为台风“威马逊”强度变化提供初步判断。对于内潮这类复杂海洋动力过程, 2 种模型的性能会受到影响, 有待进一步讨论研究。

总之, 通过上述 2 个模型我们可以反演出上层海洋温度结构, 对于研究南海海域的多种动力过程具有指导作用, 对海洋生态等多学科研究也具有参考价值。目前, 机器学习的算法也逐渐应用到反演上层海洋温度结构中, 后续可以考虑使

用成熟的机器学习算法反演更加准确的南海上层海洋温度结构。

参考文献

- [1] LEVITUS S, ANTONOV J I, BOYER T P, et al. World ocean heat content and thermosteric sea level change (0~2000 m), 1955–2010[J]. *Geophysical Research Letters*, 2012, 39 (10): 1-5.
- [2] ABRAHAM J P, BARINGER M, BINDOFF N L, et al. A review of global ocean temperature observations: Implications for ocean heat content estimates and climate change[J]. *Reviews of Geophysics*, 2013, 51 (3): 450-483.
- [3] QI J, LIU C, CHI J, et al. An ensemble-based machine learning model for estimation of subsurface thermal structure in the South China Sea[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14 (13): 3207.
- [4] GUAN S, ZHAO W, HUTHNANCE J, et al. Observed upper ocean response to typhoon Megi (2010) in the Northern South China Sea[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2014, 119 (5): 3134-3157.
- [5] PEARCE A F, FENG M. The rise and fall of the “marine heat wave” off Western Australia during the summer of 2010/2011[J]. *Journal of Marine Systems*, 2013, 111: 139-156.
- [6] Du Y, Zhang Y, Zhang L Y, et al. Thermocline warming induced extreme Indian Ocean dipole in 2019[J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47 (18): 1-10.
- [7] SHAY L K, GONI G J, BLACK P G. Effects of a warm oceanic feature on Hurricane Opal[J]. *Monthly Weather Review*, 2000, 128 (5): 1366-1383.
- [8] PUN I F, LIN I I, WU C R, et al. Validation and application of altimetry-derived upper ocean thermal structure in the western North Pacific Ocean for typhoon-intensity forecast[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45 (6): 1616-1630.
- [9] CHELTON D B, SCHLAX M G, SAMELSON R M.. Global observations of nonlinear mesoscale eddies[J]. *Progress in Oceanography*, 2011, 91 (2): 167-216.
- [10] PUN I F, LIN I I, KO D S. New generation of satellite-derived ocean thermal structure for the Western North Pacific typhoon intensity forecasting[J]. *Progress in Oceanography*, 2014, 121: 109-124.
- [11] NARDELLI B. A deep learning network to retrieve

- ocean hydrographic profiles from combined satellite and in situ measurements[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12 (19): 1-14.
- [12] CHEN C, YANG K, MA Y, et al. Reconstructing the subsurface temperature field by using sea surface data through self-organizing map method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15 (12): 1812-1816.
- [13] SU H, WU X, YAN X H, et al. Estimation of subsurface temperature anomaly in the Indian Ocean during recent global surface warming hiatus from satellite measurements: A support vector machine approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 160: 63-71.
- [14] 杜文波, 蔡观强, 黄文凯, 等. 西沙海区新近纪碳酸盐岩台地地震响应特征和控制因素[J]. *海洋地质前沿*, 2021, 37 (1): 20-30.
- [15] LI H, XU F, ZHOU W, et al. Development of a global gridded Argo data set with Barnes successive corrections[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2017, 122 (2): 866-889.
- [16] ZHANG Y, LIU Y, GUAN S, et al. Sudden track turning of Typhoon Prapiroon (2012) enhanced the upper ocean response[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15 (2): 302.
- [17] Copernicus Programme. Global ocean gridded L4 sea surface heights and derived variables reprocessed 1993 ongoing[R/OL]. (2019-01-21) [2022-05-30]. https://data.marine.copernicus.eu/product/SEALEVEL_GLO_PHY_L4_MY_008_047.
- [18] 张森, 王素娟, 覃丹宇, 等. FY-3C 微波成像仪海面温度产品算法及精度检验[J]. *遥感学报*, 2018, 22 (5): 713-722.
- [19] GENTEMANN C L, MEISSNER T, WENTZ F J. Accuracy of satellite sea surface temperatures at 7 and 11 GHz[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 48 (3): 1009-1018.
- [20] 王婷. 国外海洋潜标系统的发展[C]// 中国声学学会水声学分会 2011 年全国水声学学术会议论文集. 北京: 中国声学学会, 2011: 327-329.
- [21] GILL A E, NILLER P P. The theory of the seasonal variability in the ocean[J]. *Deep Sea Research and Oceanographic Abstracts*, 1973, 20 (2): 141-177.
- [22] WILLIS J K, ROEMMICH D, CORNUELLE B. Combining altimetric height with broadscale profile data to estimate steric height, heat storage, subsurface temperature, and sea-surface temperature variability[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2003, 108 (C9): 1-12.
- [23] QU T. Role of ocean dynamics in determining the mean seasonal cycle of the South China Sea surface temperature[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2001, 106 (C4): 6943-6955.
- [24] GUAN S, LI S, HOU Y, et al. Increasing threat of landfalling typhoons in the western North Pacific between 1974 and 2013[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 68: 279-286.

(责任编辑: 张曼莉)