中国海洋大学

硕士研究生学位论文

开题报告

学 院 信息科学与工程学院

专 业 测绘工程

学 号 21160233002

研 究 生 刘帅

指导教师 陈戈 教授

论文题目 基于深度学习的西太平洋中尺度涡旋上层三维热结构特征反演研究

入学时间 2016 年9月

一、立论依据

|  |
| --- |
| 课题来源、选题依据和背景情况、课题研究目的、理论意义和实际应用价值  课题来源  国家实验室2016开放基金  选题依据和背景情况  中尺度涡旋作为海洋物理环境的重要组成部分，普遍存在于世界各个大洋中，其时间尺度从数天到数百天，空间尺度从几十到几百公里(Chelton et al., 2011)。研究表明，中尺度涡旋在海洋动力学以及热盐、能量的输送和其他生物、化学过程中都起着非常重要的作用(Zhang et al., 2014)，在移动过程中通过与海洋环流的相互作用，对气候、渔业以及国防军事等方面产生显著影响。  西太平洋海区流系复杂，也是中尺度涡旋的集散地，尤其是具有暖池这一重要的热库，是气候变化的关键区域。作为海洋中重要的物理过程，中尺度涡旋在海洋动力学及热力学等方面都起到非常重要的作用，因此无论在理论研究还是实际应用方面，西太平洋中尺度涡旋都具有很高的研究价值。而涡旋的结构研究也是海洋热结构的一部分，对于分析涡旋的强度变化、涡旋中温盐结构变化和物质运输等过程有重要意义。但是，目前对海洋热结构和涡旋三维结构的研究存在以下问题：  1．观测数据不够全面  随着海洋原位观测手段的不断完善，观测数据数量不断增多，并且采集数据的精度也越来越高。但随着观测需求的扩展，当前原位逐点观测方式并不能满足大范围的连续高精度的观测需求。因此，需要选择能够全方位连续观测的高精度测量手段。  2．有限的空间分辨率  已有的研究方法对于海洋热结构的研究采用的是双层简化重力模型，使用两层等温线对进行海洋上层热结构进行特征描述。这一方法只是粗略地描述了海洋热结构，但是涡旋的结构层次复杂多变，形状结构大小不一，我们需要提高卫星观测推导的垂直分辨率以增强对海洋特征的描述。  3．研究方法的局限性  对于海洋上层热结构的研究方法主要是基于传统线性回归方法拟合线性方程，而涡旋的三维结构具有区域性特征，受到多种因素的影响，仅仅依靠传统的线性回归线性方程很难对涡旋的三维结构复杂模型进行描述，缺少对利用卫星高度计对涡旋三维结构的精确化模型化的反演方法研究。  对于上述提及的问题，卫星遥感观测手段很好的对原位逐点观测数据进行了补充和提高，卫星数据具有覆盖范围广、观测分辨率高、数据准确性高等优点；运用卫星高度计数据进行温度反演，多层等温线构建的垂直温度结构能够使得对于涡旋结构的特征描述更为精细，利用Argo浮标剖面数据，对中尺度涡的立体三维结构进行分析可以使其垂直分辨率可以得到显著提高；西北太平洋涡旋数量较大，且Argo布放密度较大，这为反演涡旋三维结构提供了很好的数据支持。同时，运用深度学习技术通过多隐层的网络结构可以自动学习更加复杂有效的特征的特点，训练SLA与涡旋上层三维热结构的关系模型，再运用SLA数据对西太平洋涡旋上层三维结构进行更有效的反演。  课题研究目的  本课题旨在利用2003-2016的13年卫星高度计数据SLA数据，对原位逐点观测手段进行补充，对难以连续观测的中尺度涡区域，进行涡旋上层垂直热结构的反演算法研究。首先通过涡旋识别方法，获得2003-2016的13年中尺度涡旋数据集，并筛选出2003-2016年中尺度涡旋中的Argo三维剖面历史数据，基于深度学习的方法，训练出适用于特定区域（西太平洋）的卫星高度计SLA数据与Argo观测的涡旋三维结构剖面数据之间的关系模型。依据此模型，在实际应用时，根据所要观测的中尺度涡旋当天的SLA数据，反演出Argo观测剖面邻近位置的涡旋三维剖面，重构所观测中尺度涡旋的上层三维热结构。  理论意义及实际应用价值  中尺度涡包含有巨大的动能，能够占到海洋环流总动能的80%（Robinson et al.1985），其对于海洋物理、化学、生物、环境等都有非常重要的影响，能够导致强烈的海水垂直运动，加速涡旋区域内海水的混合搅拌，引起温盐物质能量的交换，而涡旋的上层三维热结构与之密切相关。目前，Argo等原位观测手段不断发展，但其逐点观测方式仍存在局限性，卫星遥感观测技术相对成熟，覆盖区域广，可以对原位测量数据进行补充。通过深度学习方法，学习多层隐藏特征，运用卫星高度计数据SLA数据反演复杂的涡旋上层三维热结构能够提高海洋垂直结构的分辨率，实现精细化描述涡旋上层三维热结构特征，重构所观测的西太平洋中尺度涡旋的三维热结构。 |

二、文献综述

|  |
| --- |
| 国内外研究现状、发展动态；所阅文献的查阅范围及手段  国内外研究现状及发展动态  海洋中尺度涡是全球大洋中普遍存在的一种中尺度现象，它往往携带很大的动能，能量比平均流的能量要大一个量级以上。中尺度涡在海洋温盐和能量传输、海洋混合等方面起着重要作用，对局地和大尺度环流也有重要影响。卫星遥感技术的发展推动了中尺度涡旋海面分布与传播规律的认知。基于卫星高度计遥感，Chelton[1]、Faghmous[2]提出了中尺度涡旋的识别和追踪方法，实现对于中尺度涡旋的自动识别与连续追踪。在西太平洋中国南海区域上，通过对1992年至2009年连续17年南海海域中尺度的分析，Chen [3]提出南海中尺度涡旋主要产生在南海的东北-西南对角线上和吕宋岛西南海域，涡旋的平均半径和寿命分布为132km和8.8周，在涡旋的生命周期中，反气旋涡和气旋涡都不断变形。近年来，综合利用卫星遥感资料、现场水文观测资料及Argo浮标剖面资料进行中尺度涡表观统计特征及三维结构的分析已成为研究海洋中尺度涡的重要内容。Roemmich和Gilson[4]基于1991-1999年间的T/P卫星高度计资料得到了410个中尺度涡，并结合XBT数据，重建了涡旋的垂直结构；Chaigneau等[5]结合卫星高度计资料和Argo浮标资料构建了南太平洋东部中尺度涡的复合三维结构，并对涡旋引起的体积、热量和盐量输运进行了估算；Yang等[6]利用相似的方法，构建了副热带西北太平洋地区中尺度涡的复合三维结构。  但由于Argo的逐点观测方式无法提供中尺涡旋下连续的、高时空分辨率的原位观测，所以为了获取中尺度涡旋区域的海洋热结构，卫星高度计的海表面高度异常值数据与之配合则为更好的选择。卫星数据推导海洋热结构的主要方法是Goni et al. [7]和Shay et al. [8]提出的双层简化重力模型（TLM）方法。TLM方法已经得到广泛应用，并且对于理解海洋上层热结构变化中的重要作用有重要贡献[9-11]。一些研究已经通过TLM方法，只使用两层等温线（例如：20℃和26℃等温线所在深度）粗略地描述了海洋热结构[12]。然而，我们需要提高卫星观测推导的垂直分辨率以增强对海洋特征的描述。为了更好的研究区海洋热结构，Pun et al. [13]提出了一种新的推导方法，西北太平洋的海洋上层特征的垂直分辨率得到了提高，描述更为精细化[14]。同样，Pun et al. 也对北大西洋海洋上层特征进行了精细化推导和验证[15]。这些推导方法大多是基于线性回归等方法，然而中尺度涡旋三维结构复杂，形状大小不一，尤其在如今Argo观测中尺度涡旋三维结构的数据增长迅速的情况下，很难对涡旋的三维结构进行精确化的反演[16-17]。  深度学习[18-19]的概念起源于人工神经网络的研究，它通过建立模型模拟人类大脑神经的连接结构。在处理信号时通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示、属性类别或特征，对数据的特征进行表示，能够用于分类、回归和信息检索等特定问题[20-24]。近年来，深度学习在解决语音感知、目标识别、计算机视觉、自然语言处理等人工智能相关任务中取得了突破性进展。深度学习在海洋中也有广泛的应用，其中主要有海浪预测、海浪等级划分等方面。这些在发展国民经济和海防建设中 都具有重要的意义。从国外的发展来看，前些年已经开始使用神经网络对海浪的参数进行数值模拟，其效果与实际情况非常接近[25]。近年IBM公司、圣母大学和贝勒大学研发了一种基于深度学习的海浪预测系统，该系统具有更高精度，并且比传统的预测系统快120倍[26]。传统的预报模式需要超级计算机来计算潮汐、风力和风向，而该系统可以在树莓派上进行快速数值模拟和预测。该系统是利用深度学习进行数据集的训练，同时通过使用不同的数据集来观测更广泛的物理环境[27]。IBM研究员认为准确的海浪高度和方向的预测对很多以海洋为基础的工业 来说是很有价值的资源。从国内的研究发展来看，主要利用人神经网络来进行一个海浪预测。比如齐义泉等，采用人工神经网络与传统数值模式相结合的方式得到一个更有效的海浪预测。因此，将深度学习与海洋学结合，从涡旋的卫星和Argo观测数据出发，是研究大数据背景下的海洋中尺度涡旋的一条新的途径[29]。  综上所述，在西太平洋上，中尺度涡旋的检测、分布特征及其传播规律已经积累了较为丰硕的成果，但仍然缺少精细化、非线性化的西太平洋上的中尺度涡上层三维热结构的反演方法[30]。而深度学习技术在时间序列数据分析挖掘中表现出色，并已在海洋时间序列分析预报中取得有效成果，特别是在数据缺失或传统海洋理论薄弱的环节，人工智能方法预测海洋环境信息在国外取得了局部的成功。因此，使用卫星高度计数据与Argo观测数据结合，弥补Argo原位观测的不足，运用深度学习方法，训练SLA数据与涡旋分层三维热结构的关系模型，以探索涡旋三维热结构的垂直特征和反演机制，最终运用SLA数据与涡旋分层数据的关系，实现对Argo实际观测的西太平洋中尺度涡旋上层三维热结构的反演重构。  参考文献  [1] Chelton D B, Schlax M G, Samelson R M. Global observations of nonlinear mesoscale eddies[J]. Progress in Oceanography, 2011, 91(2): 167-216.  [2] Faghmous J H, Frenger I, Yao Y, et al. A daily global mesoscale ocean eddy dataset from satellite altimetry[J]. Scientific data, 2015, 2: 150028.  [3] Chen, G., Hou, Y., & Chu, X. (2011). Mesoscale eddies in the South China Sea: Mean properties, spatiotemporal variability, and impact on thermohaline structure. Journal of Geophysical Research: Oceans, 116(C6),102-108.  [4]Roemmich D, Gilson J. Eddy transport of heat and thermocline waters in the North Pacific: A key to interannual/decadal climate variability[J]. Journal of Physical Oceanography, 2001, 31(3): 675-687.  [5]Chaigneau A, Le Texier M, Eldin G, et al. Vertical structure of mesoscale eddies in the eastern South Pacific Ocean: A composite analysis from altimetry and Argo profiling floats[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2011, 116(C11).  [6]Yang G, Wang F, Li Y, et al. Mesoscale eddies in the northwestern subtropical Pacific Ocean: Statistical characteristics and three‐dimensional structures[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2013, 118(4): 1906-1925.  [7]Goni G, Kamholz S, Garzoli S, et al. Dynamics of the Brazil‐Malvinas Confluence based on inverted echo sounders and altimetry[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1996, 101(C7): 16273-16289.  [8]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.  [9] Benitez-Nelson C R, Bidigare R R, Dickey T D, et al. Mesoscale eddies drive increased silica export in the subtropical Pacific Ocean[J]. Science, 2007, 316(5827): 1017-1021.  [10] Falkowski P G, Ziemann D, Kolber Z, et al. Role of eddy pumping in enhancing primary production in the ocean[J]. Nature, 1991, 352(6330): 55.  [11] Gaube P, Braun C D, Lawson G L, et al. Mesoscale eddies influence the movements of mature female white sharks in the Gulf Stream and Sargasso Sea[J]. Scientific reports, 2018, 8(1): 7363.  [12] Thorrold S R, Afonso P, Fontes J, et al. Extreme diving behaviour in devil rays links surface waters and the deep ocean[J]. Nature Communications, 2014, 5: 4274  [13] Pun I F, Price J F, Jayne S R. Satellite-derived ocean thermal structure for the North Atlantic hurricane season[J]. Monthly Weather Review, 2016, 144(3): 877-896. [14] Shay L K, Brewster J K. Oceanic heat content variability in the eastern Pacific Ocean for hurricane intensity forecasting[J]. Monthly Weather Review, 2010, 138(6): 2110-2131.  [15] 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.  [16] Haberle R M, de la Torre Juárez M, Kahre M A, et al. Detection of Northern Hemisphere transient eddies at Gale Crater Mars[J]. Icarus, 2018, 307(32): 150-160.  [17] Prants S V, Lobanov V B, Budyansky M V, et al. Lagrangian analysis of formation, structure, evolution and splitting of anticyclonic Kuril eddies[J]. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 2016, 109: 61-75.  [18] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. science, 2006, 313(5786): 504-507.  [19] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 3431-3440.  [20] Le T A, Baydin A G, Zinkov R, et al. Using synthetic data to train neural networks is model-based reasoning[C]//Neural Networks (IJCNN), 2017 International Joint Conference on. IEEE, 2017: 3514-3521.  [21] Fasel B. Mutliscale facial expression recognition using convolutional neural networks[C]//Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP 02). 2002 (EPFL-CONF-82835).  [22] Tivive F H C, Bouzerdoum A. A fast neural-based eye detection system[C]//Intelligent Signal Processing and Communication Systems, 2005. ISPACS 2005. Proceedings of 2005 International Symposium on. IEEE, 2005: 641-644.  [23] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2012: 1097-1105.  [24] Dai J, Li Y, He K, et al. R-fcn: Object detection via region-based fully convolutional networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2016: 379-387.  [25] Mouton A, Breckon T P. A review of automated image understanding within 3D baggage computed tomography security screening[J]. Journal of X-ray science and technology, 2015, 23(5): 531-555.  [26] Rogers T W, Jaccard N, Morton E J, et al. Automated x-ray image analysis for cargo security: Critical review and future promise[J]. Journal of X-ray science and technology, 2017, 25(1): 33-56.  [27] Cheng X H. Seasonal and interannual variabilities of mesoscale eddies in the South China Sea[J]. J. Trop. Oceanogr., 2005, 24(4): 51-59.  [28] Chen L, Jia Y, Liu Q. Mesoscale eddies in the Mindanao Dome region[J]. Journal of oceanography, 2015, 71(1): 133-140.  [29] Weiss J B, Grooms I. Assimilation of ocean sea-surface height observations of mesoscale eddies[J]. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 2017, 27(12): 126803.  [30] Gourdeau L, Verron J, Chaigneau A, et al. Complementary use of glider data, altimetry, and model for exploring mesoscale eddies in the tropical Pacific Solomon Sea[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2017, 122(11): 9209-9229.  所阅文献的查阅手段  ·Elsevier期刊  ·Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on  ·Engineering Village  ·Siggraph数据库  ·维普中文期刊数据库  ·谷歌学术搜索引擎 |

三、研究内容

|  |
| --- |
| 1．学术构想与思路、主要研究内容及拟解决的关键技术或问题  学术构想与思路  本研究在前人的研究基础之上，结合深度学习的方法，提出利用卫星高度计SLA数据反演西太平洋涡旋上层三维热结构的研究方法。基于卫星高度计和已有的西太平洋涡旋识别和追踪成果，利用Glider对涡旋进行追踪观测，获取大量精细化，多方面的观测，运用验证过后的涡旋筛选算法识别出2003-2016年13年的西太平洋中尺度涡旋数据集，并通过计算深度平均流验证涡旋识别算法的正确性，进而依据涡旋数据集中的位置信息筛选出历史涡旋内的Argo信息，运用相关系数法筛选和提取SLA位置处对应下的观测Argo的温度等分层三维结构剖面数据，获取Argo观测中尺度涡旋三维结构数据。结合历史大数据，构建SLA与涡旋内Argo分层观测数据的训练数据集与测试数据集，利用深度学习技术，训练西太平洋区域卫星高度计SLA数据与涡旋内Argo分层观测剖面数据之间的关系模型。最后，根据此关系模型，通过AVSIO每日发布的西太平洋SLA数据，根据识别出涡旋的位置，结合训练出的关系模型，反演出涡旋位置出的各层数的三维热结构，最终运用当日的SLA数据对Argo实际观测的西太平洋涡旋实现上层三维热结构的重构。  主要研究内容  （1）涡旋识别筛选算法与涡旋内Argo剖面筛选算法  通过编写的Python的数据爬虫程序，全自动智能下载2003-2016年的AVSIO的卫星高度计SLA数据和西太平洋区域的Argo剖面数据。基于传统涡旋识别的算法的结果，结合海表面的U、V速度相位场，对真实旋转的真涡旋和假涡旋进行进一步筛选，获得精确的历史西太平洋的涡旋识别数据,构建西太平洋中尺度涡旋识别数据集。通过精确的西太平洋中尺度涡旋位置信息，根据历史Argo数据，筛选出在涡旋内的Argo信息，获取2013-2016年在涡旋内的Argo数据，建立基于历史大数据的西太平洋SLA与涡旋内Argo观测数据的数据集。  （2）涡旋中的Argo三维结构数据预处理和数据集制作  根据构建的西太平洋SLA与Argo信息数据集，运用相关系数法筛选和提取SLA位置处对应下的观测Argo的温度等分层三维结构剖面数据，对Argo的观测数据进行质量控制。同时，将Argo观测数据进行数据清洗，数据去均值，数据归一化，并进行PCA主成分分析，数据白化等操作，制作西太平洋在涡旋内的Argo观测的分层三维数据集，将数据随机分割为训练集与测试集，利用SLA数据制作数据集标签。  （3）构建涡旋上层三维热结构剖面预测的深度信念网络  构建适合涡旋上层三维热结构剖面预测的深度置信网络模型。结构包括一个CRBM、两个RBM和一层BP神经网络节点。三个RBM采用无监督训练机制进行训练，BP网络采用有监督机制进行训练。整个训练过程都尽可能地做到减少原始输入数据的遗漏。将期望输出和实际输出之间的误差进行反向传播，利用mini-batch梯度下降法调整了整个网络的参数，寻找网络的最优。通过之前的描述，建立出改进的DBN预测模型的深度体系架构，底层是由CRBM与RBM组成的DBN架构，用于对输入的连续数据进行无监督的特征学习，顶层再加入一个Softmax回归层用来训练西太平洋AVSIO的SLA数据与在涡旋内Argo观测的分层三维数据模型。  （4）西太平洋中尺度涡旋三维热结构反演  基于2003-2016年历史大数据，根据深度信念网络训练出的SLA数据与涡旋内Argo分层观测数据的关系模型，运用每日发布的AVSIO的SLA数据，根据西太平洋涡旋位置信息，首先提取此处的Argo三维观测剖面数据，再使用SLA与Argo分层观测数据模型，通过SLA数据反演出Argo邻近位置处的涡旋各层剖面，进而重构出实际观测的西太平洋区域涡旋的三维结构特征，实现涡旋上层三维热结构特征的反演。  拟解决的关键技术或问题：  （1）Glider实验数据的深度平均流计算  （2）改进的涡旋相位角筛选算法  （3）涡旋位置处的Argo三维结构数据预处理及数据集制作  （4）深度信念网络构建和最优化调参  （5）SLA数据与涡旋三维分层热结构关系的反演算法 |

|  |
| --- |
| 2．拟采取的研究方法、技术路线或研究步骤、实施方案及可行性分析  拟采取的研究步骤、实施方案  首先，在数据准备方面，编写AVSIO的卫星高度计数据和Argo剖面数据的智能下载爬虫程序，自动下载2003-2016年的相关SLA数据集和Argo剖面数据集。基于卫星高度计历史资料，通过传统涡旋识别算法，对西太平洋中尺度涡旋的分布与传播特征进行综合分析。基于已有的西太平洋卫星识别的涡旋结果，结合涡旋筛选算法，通过与南海观测实验计算深时平均流验证算法正确性，并据此构建2003-2016年的西太平洋中尺度涡旋数据集。根据2003-2016年中尺度涡旋的位置信息筛选出涡旋位置处的Argo数据。  在深度学习技术方面，对中尺度涡旋三维结构相对应位置的Argo观测的分层数据集进行数据清洗、预处理、归一化、数据白化等操作，之后将SLA数据作为标签，将涡旋三维分层结构数据作为特征向量制作相对应的训练数据集和测试数据集。构建相应的深度信念网络模型结构并进行训练和优化调参，增加正则化以及早停策略，训练出西太平洋SLA数据位置i处与中尺度涡旋i处k层三维热结构以及温度与盐度的关系模型。根据关系模型的权重值结果，计算相应的比容高度，通过实测涡旋中Argo邻近剖面位置处AVSIO的SLA数据，进行数据同化，求得邻近SLA数据处的中尺度涡旋分层热结构。具体步骤如下所示：  第一步：定位到西太平洋涡旋识别数据集中涡旋的每日数据网格化的SLA数据位置i处，在0.25度的范围内，筛选是否有多个Argo的观测剖面。如果只有一个Argo剖面，则将位置j处的Argo观测的三维剖面认为是位置i处SLA数据对应的k层三维热结构；如果有多个Argo观测数据，将位置i处的SLA数据附近根据所有的Argo实测j点处与SLA网格位置i处的距离分别计算j观测点与SLA位置i处的相关系数，如式（1）所示，、、分别为经度方向、纬度方向和时间相关尺度，将这些实测剖面根据相关系数，选取i位置处的WOA气候态k层数据，在WOA 数据的k层深度上的温度，盐度，求出SLA位置i处的k层的涡旋三维剖面平均温度,平均盐度，如式（2）（3）所示，将Argo测得的平均温度数据集与WOA数据的k层温度盐度数据相减，得到i位置处的k层差值温度，差值盐度，如式（4）所示，构建SLA位置i处数据与涡旋位置i处的k层观测三维分层差值温度，差值盐度的数据集。  (1)  (2)  (3)  第二步：选取所有位置的质量控制后的k层Argo剖面与WOA气候态数据的差值温度、差值盐度及SLA样本数据为样本空间，分别构建相应的深度信念网络(DBN)，DBN是由多层限制玻尔兹曼机(RBM)网络和一层反向传播(BP)网络组成的,如图所示，在深度信念网络中,上一层RBM网络经过学习得到的特征输出作为下一层的输入,使每层能更好地抽象出上一层的特征,逐层提取数据特征。而顶层的BP网络以RBM网络提取的特征作为输入,用于预测。对于k层温度反演模型，将i位置处的SLA数据作为输入，将k层位置处的差值温度作为标签输出，构建预测模型，将预处理后的数据划分为训练集和测试集两部分，建立三隐藏层DBN神经网络，选取评价指标为均方根误差RMSE、平均绝对误差MAE，进行模型训练，得到WOA数据的差值温度预测模型，将预测的i位置处的k层的差值温度与相应位置处WOA气候态温度数据相加可得实际k层温度预测值，如式所示同理可得实际k层盐度预测值。  RMSE=  MAE=  H:\刘帅_硕士毕业论文\开题报告\开题报告更改版_三维结构反演\20180129102606391.jpg  H:\刘帅_硕士毕业论文\开题报告\开题报告更改版_三维结构反演\20180129102615875.jpg  第三步：利用温盐剖面资料计算动力高度，实测盐度与实测温度可计算出实测位置出的比容高度，公式如（4）所示，对于SLA数据的i位置处，可根据反演的k层温度与k层盐度数据，利用动力高度计算公式求解出此时反演的k层比容高度。  (4)  第四步：对于实测的Argo剖面的涡旋位置处，对于若干涡旋实测剖面数据为，可计算其实测比容高度。其距离最近的SLA数据的i位置处关系求得的k层温度结构，盐度结构，对应比容高度为，则可根据式（5）运用实际观测剖面和i处高度值h反演i位置处的k层温度结构：  并进一步根据此方法，将与观测数据同化的i位置处反演得到的温度结构视为观测剖面，再运用每日更新的AVSIO的SLA数据，根据以求得的剖面，一起作为下一个剖面的观测剖面进行反演，弥补Argo原位观测的不足，对西太平洋中尺度涡旋Argo观测的邻近区域剖面进行分层三维热结构反演，最终实现西太平洋中尺度涡旋上层三维热结构重构。  技术路线图如下所示：  H:\硕士毕业论文\开题报告\开题报告更改版_三维结构反演\技术路线图201806162030.jpg  图1 技术路线图  可行性分析  （1）本课题有丰富的前期研究积累，在基于卫星的西太平洋涡旋识别与追踪方面具有丰富的积累，能为西太平洋中涡旋内的Argo三维数据集制作提供准确的支撑。  （2） 在本课题研究之前，本人具有丰富的编程开发经验和深度学习方面的研究，对数据程序处理及深度学习框架的使用有丰富的经验，并阅读了大量海洋中尺度涡旋方向和海洋热结构反演的论文，对涡旋和深度学习的知识有一定的积累。 |

|  |
| --- |
| 3．论文的创新之处  （1）基于传统涡旋识别算法的涡旋相位角筛选算法； （2）基于深度学习方法的SLA数据与西太平洋中尺度涡旋分层三维热结构关系模型；  （3）基于卫星高度计数据实现观测的西太平洋区域中尺度涡旋上层温度结构的反演和重构； |
| 4．预期研究结果  （1）运用相位角实现中尺度涡旋的初步筛选；  （2）通过深度学习方法，构建出SLA数据与西太平洋中尺度涡旋分层三维热结构关系模型；  （3）利用卫星高度计反演中尺度涡旋垂直热结构，精细化描述上层海洋特征，实现观测的中尺度涡旋的上层三维热结构反演和重构； |

四、论文安排

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 阶段及内容 | 起止日期 | 阶段成果形式 | |
| 1 | 调研国内外的研究现状及进展，为本论文的开展做准备 | 2018.02-2018.03 | 熟悉涡旋的基本特征及研究现状 |
| 2 | 完成涡旋识别的筛选算法，对涡旋内的Argo进行筛选 | 2018.04-2018.05 | 形成涡旋识别数据集和筛选出涡旋内Argo数据 |
| 3 | 根据筛选结果制作涡旋内Argo观测的涡旋三维结构数据集，构建深度信念网络 | 2018.06-2018.09 | 初步获得涡旋上层热结构三维的训练数据集和测试数据集及深度信念网络结构 |
| 4 | 进行关系模型训练，通过优化调参和运用正则化等方法防止过拟合，根据结果反演中尺度涡旋上层三维热结构 | 2018.10-2018.12 | 构建SLA数据与西太平洋中尺度涡旋分层三维热结构的关系模型，反演观测的西太平洋的中尺度涡旋上层三维热结构 |
| 5 | 完成论文编写、论文送审、论文修改。 | 2019.01-2019.04 | 完成毕业论文的撰写。 |
| 6 | 准备毕业论文答辩。 | 2019.05-2019.06 | 完成论文答辩。 |

五、评审意见

|  |
| --- |
| 导师意见:    导师签字:  年 月 日 |
| 审核小组意见：  （论文内容与该生业及选定的研究方向相关）  审核小组成员签字：  年 月 日 |
| 学位评定分委员会对研究生开题报告的意见:  学位评定分委员会主席签字:  (学院盖章)  年 月 日 |