

基于BP神经网络的西北太平洋柔鱼资源丰度预测

常亮, 陈芳霖, 陈新军, 余为, 冯贵平, 李阳东, 曾为

Prediction of the CPUE of neon flying squid in the northwest Pacific Ocean based on back propagation neural network

CHANG Liang, CHEN Fanglin, CHEN Xinjun, YU Wei, FENG Guiping, LI Yangdong, ZENG Wei

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12024/jsou.20210703510>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

西北太平洋柔鱼洄游重心年际变化及预测

Interannual variation and forecasting of *Ommastrephes bartramii* migration gravity in the northwest Pacific Ocean

上海海洋大学学报. 2018, 27(4): 573 <https://doi.org/10.12024/jsou.20171102171>

西北太平洋柔鱼BP神经网络渔场预报模型比较研究

Comparative study on the forecasting models of squid fishing ground in the northwest Pacific Ocean based on BP artificial neural network

上海海洋大学学报. 2017, 26(3): 450 <https://doi.org/10.12024/jsou.20160501781>

西北太平洋柔鱼产卵场时空分布及最适水温范围的推测

Suitable environmental conditions for spawning ground affecting the abundance of neon flying squid in northwestern Pacific Ocean

上海海洋大学学报. 2019, 28(3): 448 <https://doi.org/10.12024/jsou.20181202466>

基于不同阶数灰色系统模型的北太平洋柔鱼资源丰度预测

Prediction of abundance index of *Ommastrephes bartramii* in the North Pacific Ocean based on different order grey system models

上海海洋大学学报. 2021, 30(4): 755 <https://doi.org/10.12024/jsou.20200202920>

基于海表温度和光合有效辐射的西北太平洋柔鱼冬春生群体栖息地热点预测

Predicting the habitat hot spots of winter–spring cohort of *Ommastrephes bartramii* in the northwest Pacific Ocean based on the sea surface temperature and photosynthetically active radiation

上海海洋大学学报. 2019, 28(3): 456 <https://doi.org/10.12024/jsou.20181102442>

文章编号: 1674-5566(2022)02-0524-10

DOI:10.12024/jsou.20210703510

基于 BP 神经网络的西北太平洋柔鱼资源丰度预测

常亮^{1,2,3,4}, 陈芳霖¹, 陈新军^{1,2,3,4}, 余为^{1,2,3,4}, 冯贵平^{1,2,3,4}, 李阳东^{1,2,3,4},
曾为⁵

(1. 上海海洋大学海洋科学学院, 上海 201306; 2. 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306; 3. 大洋渔业资源
可持续开发教育部重点实验室, 上海 201306; 4. 远洋渔业协同创新中心, 上海 201306; 5. 上海海洋大学图书馆, 上
海 201306)

摘要: 基于监督式学习算法的 BP 神经网络模型, 综合多源卫星遥感观测获取到的海表面温度 (sea surface temperature, SST)、叶绿素 a 质量浓度 (chlorophyll-a mass concentration, *Chl. a*)、海表面高度距平值 (sea surface height anomaly, SSHA)、海水质量变化和地转流等海洋环境因子, 对西北太平洋柔鱼资源丰度的时空分布进行模拟和预测。以上海海洋大学中国远洋渔业数据中心 2004—2017 年的西北太平洋海域的柔鱼历史渔业捕捞数据为参考值, 对基于多源卫星遥感观测的多海洋环境因子的柔鱼资源丰度的模拟和预测结果进行精度评定。结果表明: 与仅采用 SST、*Chl. a* 和 SSHA 等进行柔鱼资源丰度时空分布预测的传统方案相比, 进一步加入海水质量变化和地转流后, 可有效提高利用 BP 神经网络对西北太平洋柔鱼资源丰度进行模拟和预测的精度: 改进方法模拟的标准差 (standard deviation, STD) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 均减少了 22%, 且预测的 STD 减少了 31%, RMSE 减少了 26%。

关键词: 卫星遥感; BP 神经网络模型; 柔鱼; 资源丰度预测

中图分类号: S 932.8 **文献标志码:** A

柔鱼 (*Ommastrephes bartramii*) 作为一种具有巨大开发潜力的重要经济头足类, 广泛分布在太平洋海域^[1]。柔鱼分为冬春生群 (1—5 月) 和秋生群 (9—2 月) 2 个繁殖群体^[2], 其中冬春生的西部种群是我国鱿渔渔船自 1993 年以来的主要捕捞对象, 年产量最高可达十几万吨^[3-4]。柔鱼是短生命周期种类, 其生活史过程与栖息地的海洋环境有重要关联^[5-7], 海洋环境因子的时空分布与变化显著影响着柔鱼资源的分布范围和资源丰度^[8]。因此, 准确了解海洋环境因子和柔鱼资源时空分布之间的关系, 对于进一步解释柔鱼潜在渔场及适宜栖息地的位置, 以及提高对其资源量的预测技术具有重要意义。崔雪森等^[9]基于贝叶斯方法, 结合海洋环境因子对西北太平洋柔鱼中心渔场位置进行了预报并得到较好的结果。

余为等^[10]利用序列分析中的交相关方法分析了 Niño 3.4 区海表面温度距平值 (sea surface temperature anomaly, SSTA) 与产卵场和育肥场的海表面温度 (sea surface temperature, SST)、叶绿素 a 质量浓度 (chlorophyll-a mass concentration, *Chl. a*) 的滞后关系, 并基于此结果建立柔鱼资源丰度预测模型。CHEN 等^[11]利用遥感环境数据对西北太平洋柔鱼栖息地进行了研究, 用不同的环境变量组合方法构建栖息地指数模型 (habitat suitability index, HSI), 结果表明, 结合 SST、海表面高度距平值 (sea surface height anomaly, SSHA) 和 *Chl. a* 等 3 个环境因子的算术平均法模型能很好地预测柔鱼的适宜生境。TIAN 等^[12]利用 SST、35 m 水层水温、317 m 水层水温、海洋表面盐度、SSH 等环境因子, 证实了基于捕捞努力量

收稿日期: 2021-07-19 修回日期: 2021-11-29

基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFD0901404); 上海市科技创新行动计划 (19DZ1207502); 上海市“浦江人才”计划 (19PJ1404300)

作者简介: 常亮 (1984—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为卫星海洋学。E-mail: lchang@shou.edu.cn

通信作者: 曾为, E-mail: wzeng@shou.edu.cn

的 HSI 模型能较好地定义柔鱼的最适栖息地。沈新强等^[13]利用范例推理方法实现了中心渔场智能化预报,张月霞等^[14]在传统范例推理的基础上,考虑了上级结果的相似性评价对次级检索结果的影响权重,并加入 *Chl. a* 及 *Chl. a* 梯度等特征因子,提高了中心渔场智能预报系统的准确度。袁红春等^[15]和汪金涛等^[16]基于传统的环境因子,利用 BP 神经网络模型对西北太平洋柔鱼资源量和中心渔场位置进行了准确的预报。

目前已有不少学者^[4, 11, 17-22]开展了太平洋柔鱼资源丰度与海洋环境因子之间关系的模型构建研究,这些模型在构建时主要考虑了 SST、*Chl. a* 和 SSH 等传统的海洋环境因子。SST 是影响柔鱼生命史及空间分布的关键因子^[3, 23],对太平洋柔鱼渔场的时空分布影响显著^[24-26]。西北太平洋产卵场和育肥场的 *Chl. a* 与柔鱼资源丰度关系密切,可作为鲷鱼中心渔场分析中的一个重要参考指标^[10]。SSH 作为冷暖水的指标,当 SSH 高于平均海面高度时,海流的辐合或涌升使得该海域营养盐丰富^[27-28],有利于鱼类的生长、发育及繁殖,进而丰富了渔场资源^[29],因此 SSH 亦与西北太平洋柔鱼的分布密切相关。此外,海水质量变化、地转流等海洋物理环境因子对海洋环境变化也具有重要影响,但在构建柔鱼资源的时空分布与海洋要素的关系时很少被考虑。本文融合多种卫星传感器的海洋观测数据,综合考虑 SST、*Chl. a*、SSHA、海水质量变化和地转流与西北太平洋柔鱼资源丰度之间的关联,并基于卫星遥感观测与实际的捕捞数据进行预测模型的构建和评估,提高西北太平洋柔鱼资源分布的预测精度,为增加柔鱼捕捞产量、提高捕捞效率提供指导。

1 材料与方法

1.1 渔业生产数据

本文的柔鱼生产统计数据来自上海海洋大学中国远洋渔业数据中心,选取了包含 2004—2017 年 5—12 月的西北太平洋海域 (150°E ~ 175°E 和 35°N ~ 50°N) 的柔鱼历史渔业捕捞数据。这些数据主要统计了捕捞日期(年、月、日)、捕捞位置(经度、纬度)、日产量(t)和捕捞努力量(d),数据的空间分辨率为 1° × 1°。中国鲷钓船在这一海域的产量占据了北太平洋柔鱼总产量的 80% 以上,其中 95% 以上为柔鱼冬春生西部群

体,且无副渔获物。

单位捕捞努力量渔获量(catch per unit effort, CPUE)常被假设与资源量成正比^[30],因此亦被用来表征资源丰度。使用名义 CPUE 作为定义柔鱼丰度的指标因子,通过对逐日捕捞数据进行月平均后,采用如下公式计算 2004—2017 年 5—12 月的逐月平均、空间分辨率为 1° × 1° 的柔鱼 CPUE:

$$Y_{ymij} = \frac{C_{ymij}}{F_{ymij}} \quad (1)$$

式中: Y_{ymij} 为月平均名义 CPUE, t/d ; C_{ymij} 为一个渔区内所有渔船总产量, t ; F_{ymij} 为总作业次数,即统计一个渔区内所有渔船总作业天数, d ; i 为经度; j 为纬度; m 为月份; y 为年份。在本文后续的分析中,将使用实际捕捞数据计算得到的名义 CPUE 作为真值,用于模型模拟和预测精度的评估。

1.2 卫星遥感数据

研究所使用的 SST 和 *Chl. a* 数据均来自于中分辨率成像光谱仪 MODIS 传感器 (<http://oceandata.sci.gsfc.nasa.gov/>)。MODIS 是由美国宇航局研制的大型空间传感器,搭载于 Terra 和 Aqua 上。MODIS 数据有 36 个波段,每日或每两日可获得一次全球观测数据。为了保证研究区域内数据的完整性,我们选取了 Terra 和 Aqua 卫星平台上的月平均 SST 和 *Chl. a* 数据产品,空间分辨率为 9 km。在实际操作中,我们将 Terra 和 Aqua 得到的数据产品进行平均后,然后将平均后的 SST 和 *Chl. a* 进行重采样处理,获得 2004—2017 年 5—12 月的空间分辨率为 1° × 1° 的月平均 SST 和 *Chl. a*。

为了获取 SSHA 数据,选用法国航天局 AVISO 中心提供的海面高异常格网数据 (<https://www.aviso.altimetry.fr/data.html>),该数据融合了 Topex/Poseidon、ERS-1/2、Jason-1、Envisat 和 Jason-2 多颗卫星的测高资料,选取 20 年(1993—2013)的平均海面高模型作为参考基准。该数据与单颗测高卫星的数据相比,不仅极大地提高了海平面变化的空间分辨率,而且能够提供更长序列的海面高异常数据。对于不同的测高卫星的数据融合,采用相同观测时间段的观测资料,计算出不同的测高卫星的系统性偏差。该数据经过了多种必要的地球物理校正,包括电离层延迟校正、对流层干湿分量校正、固体潮和海潮校正、海洋负荷潮汐校正、极潮校正、电

磁偏差校正、仪器校正和反变气压计校正等。

为了获取海水质量变化,选取美国德克萨斯大学空间研究中心(CSR)发布的 GRACE 卫星的 Level-2 RL05 版本的时变重力场月平均数据 (<http://www2.csr.utexas.edu/grace/RL05.html>) 进行后续处理,该版本数据提供平均每个月的地球重力场模型的球谐系数。由于 GRACE 重力场模型系数只展开至有限阶数,表面密度变化也只能计算到截断阶次,因此在计算地球质量变化时将不可避免会产生截断误差。为了最大程度地降低 GRACE 噪音基础上尽量保留原有数据的信号,以保证其空间分辨率,本文中选取了 500 km 为平滑半径,然后利用高斯核函数对 GRACE 重力位系数进行了平滑滤波处理。

在 GRACE 数据处理中还需对低阶重力场系数进行处理。利用海洋模型和 GRACE 数据解算得到的一阶重力场系数来代替 GRACE 重力场系数中的一阶项,并利用卫星激光测距(SLR)得到的二阶项来代替 GRACE 重力位系数中的二阶项。由于 GRACE 在数据处理中扣除了大气和海洋高频非潮汐变化影响,在利用 GRACE Level-2 数据研究海水质量变化时,还应恢复该影响。具体的数据处理步骤详见参考文献[31-32],经过上述处理之后,基于 GRACE 数据得到了空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$,时间跨度为 2004 年 1 月至 2017 年 12 月的月平均全球海水质量变化,然后从中截取出研究海域内的海水质量变化结果。

此外,在研究地转流时,需要首先确定海面地形。海面地形(ζ)是海面高度(h)与大地水准面高度(N)差,可表示为

$$\zeta = h - N \quad (2)$$

式中:海面高度 h 可以由卫星测高数据获得,卫星测高数据主要采用法国国家空间中心 AVISO 数据中心提供的融合多颗卫星高度计(ERS-1/2、Topex/Poseidon、ENVISAT 和 Jason-1/Jason-2)的网格化海面高度数据,其覆盖区域从 $66^\circ\text{S} \sim 66^\circ\text{N}$,空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$ ^[33];大地水准面高度 N 则由高精度的卫星重力场模型 EGM2008 获得,EGM2008 重力场模型是由美国国家地理空间情报局利用地面重力数据、GRACE 卫星数据等重力场信息完成的超高阶地球重力场模型,模型阶次完全至 2159(球谐系数的阶扩展至 2190,次为 2159)^[34]。然后将海面地形 ζ 代入如下公式即可

获得地转流:

$$u_s = -\frac{g}{f} \frac{\partial \zeta}{\partial y} \quad (3)$$

$$v_s = -\frac{g}{f} \frac{\partial \zeta}{\partial x} \quad (4)$$

式中: f 为科里奥利参数; g 为重力加速度; u_s, v_s 分别表示地转流的东西分量和南北分量。将地转流的东西分量和南北分量进行合成后,即可进一步获取地转流的大小。经过上述处理之后,可以得到空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$,时间跨度为 2004 年 1 月至 2017 年 12 月的月平均地转流东西分量和南北分量,然后从中获得需要的西北太平洋区域的地转流大小。

1.3 BP 神经网络模型

BP 神经网络属于前向网络,可包含多个隐含层,具备处理线性不可分问题的能力。BP 神经网络具备以下特点^[35]:网络由多层构成,层与层之间全连接,同一层之间的神经元无连接。多层的网络设计,使 BP 网络能够从输入中挖掘更多的信息,完成更复杂的任务。采用反向传播算法进行学习。在 BP 网络中,数据从输入层经隐含层逐层向后传播,训练网络权值时,则沿着减少误差的方向,从输出层经过中间各层向前修正网络的连接权值。随着学习的不断进行,最终的误差越来越小。

BP 神经网络的输入层为上述海洋环境因子,经神经网络隐含层传递函数处理后,由输出层输出 CPUE;由于输出层输出的 CPUE 与实际的 CPUE 存在偏差,神经网络通过评估偏差大小,如果偏差过大,则将偏差反向传输至输入层,并通过迭代更新并调整输入层与隐含层之间的连接权值,直到输出层输出的 CPUE 与实际 CPUE 之间的偏差小于指定的阈值或达到设置的迭代次数,即可认为 BP 神经网络的训练学习达到了所需精度要求,训练得到的神经网络模型即可以用于 CPUE 的预测。

隐含层节点数对 BP 神经网络的性能有很大影响,较多的隐含层节点数可以带来更好的性能,但可能导致训练时间过长。采用经验公式设置隐含层节点 M :

$$M = [\log_2 n] \quad (5)$$

式中: n 为输入层神经元个数; $[x]$ 表示不小于 x 的最小整数。

在进行 BP 神经网络的实例构建中,选用的

训练函数为 Levenberg-Marquardt (LM) 反向传播算法。该算法类似牛顿法,是为了在修正速率时避免计算 Hessian 矩阵而设计的^[36]。当误差性能函数 e 具有平方和误差的形式时,Hessian 矩阵可近似表示为

$$H = J^T \times J \quad (6)$$

梯度可以表示为

$$g = J^T \times e \quad (7)$$

式中: J 为包含误差性能函数对网络权值一阶导数的雅可比矩阵。LM 算法根据下式修正网络权值:

$$\omega(n+1) = \omega(n) - [H + \mu I]^{-1} \times g \quad (8)$$

当 $\mu = 0$ 时,LM 算法退化为牛顿法;当 μ 很大时,上式相当于步长较小的梯度下降法。柔鱼雅可比矩阵的计算比 Hessian 矩阵易于计算,因此速度非常快。

BP 神经网络的构建是在 Matlab 2018b 的环境下进行并完成的。所设置的 BP 神经网络的其他主要参数包括:学习速率 0.01,训练精度 0.001,最大训练次数为 1 000 次,隐含层和输出层的传递函数均为线性函数 purelin。

2 结果

为了客观评价基于 BP 神经网络进行西北太平洋柔鱼资源丰度模拟和预测的精度,将 2004—2017 年 5—12 月时空同步的 SST、Chl. a、SSHA、海水质量变化、地转流和 CPUE 月平均结果在时间域上进行分段处理,选取的 T1 时间段和 T2 时间段分别为 2004—2012 年 5—12 月和 2013—2017 年 5—12 月。T1 时间段的海洋环境和

CPUE 数据主要用于建立西北太平洋的海洋环境因子与柔鱼 CPUE 之间的 BP 神经网络模型,并进行内符合精度评价,而 T2 时间段的海洋环境数据则主要用于作为建立好的 BP 神经网络模型的输入参数,然后将输出结果与实际的 CPUE 数据进行校验,通过进行外符合精度评定来分析所建立的 BP 神经网络模型进行柔鱼 CPUE 预测的精度。

此外,为了证实引入海水质量变化和地转流等海洋环境因子的必要性,在进行 BP 神经网络建模时,设计了 2 种不同海洋环境因子的组合方案作为模型输入层,并进行比较分析。方案 I 主要使用 SST、Chl. a 和 SSHA 等传统的海洋环境因子作为 BP 神经网络模型的输入参数,而方案 II 则在上述传统海洋环境因子的基础上加入海水质量变化和地转流作为 BP 神经网络模型的输入参数。

2.1 BP 神经网络模型对西北太平洋柔鱼资源丰度的精度评估

图 1 给出了在 T1 时间段,基于方案 I 和方案 II 的海洋环境因子作为输入参数,并结合鱿钓船实测 CPUE 进行 BP 神经网络建模后,BP 神经网络模型在选取的某一格点(43°N、155°E)处模拟和预测的 CPUE 与名义 CPUE 的比较结果。为了验证 BP 神经网络模型输出 CPUE 的精度,图 1 还给出了该格点的 CPUE 模拟结果与实测值的标准差(STD)和均方根误差(RMSE),分别来表征 BP 神经网络模拟和预测的 CPUE 与实测名义 CPUE 的离散与精确程度。

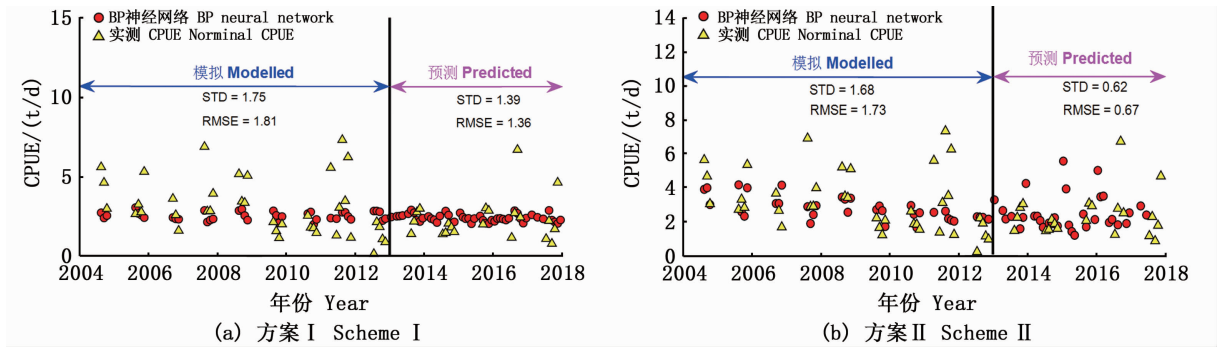


图 1 北纬 43°、东经 155°处鱿钓船实测西北太平洋柔鱼 CPUE 与 BP 神经网络模型模拟和预测的 CPUE 结果之间的比较

Fig.1 Comparison of the CPUE of *O. bartramii* at the grid (43° N, 155° E) in the northwest Pacific from squid jigging vessel with BP neural network modelled and predicted CPUE

从图 1 可以看出,在 T1 时间段利用方案 I 和方案 II 的海洋环境因子作为 BP 神经网络模型的输入,并分别建立模型后,模拟结果与实测的名义 CPUE 均具有较好的一致性。此外,2 种方案模拟 2004—2012 年 5—12 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的 STD 和 RMSE 均小于 1.80 t/d,且方案 II 对西北太平洋柔鱼 CPUE 的模拟较方案 I 的可靠性和精度都略高。这说明在利用 BP 神经网络模型建立西北太平洋海洋环境因子与柔鱼 CPUE 之间的关系时,在输入传统海洋环境变量的基础上,额外加入海水质量变化和地转流,不仅是可行的,还可以进一步提高所建模型对柔鱼

CPUE 的模拟能力。

为了验证 BP 神经网络模型对柔鱼 CPUE 模拟的能力,图 2 以 2012 年 7 月为例,分析在不同的模型输入方案下的柔鱼 CPUE 的空间分布情况。结果显示,方案 II 模拟的 2012 年 7 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的空间分布与实测的 CPUE 结果更为接近。以名义 CPUE 为参考,方案 I 模拟的 2012 年 7 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的平均偏差和均方根误差分别为 0.62 和 0.88 t/d,而方案 II 模拟结果的平均偏差和均方根误差分别为 0.26 和 0.55 t/d。因此,方案 II 的模拟结果在 2012 年 7 月要优于方案 I。

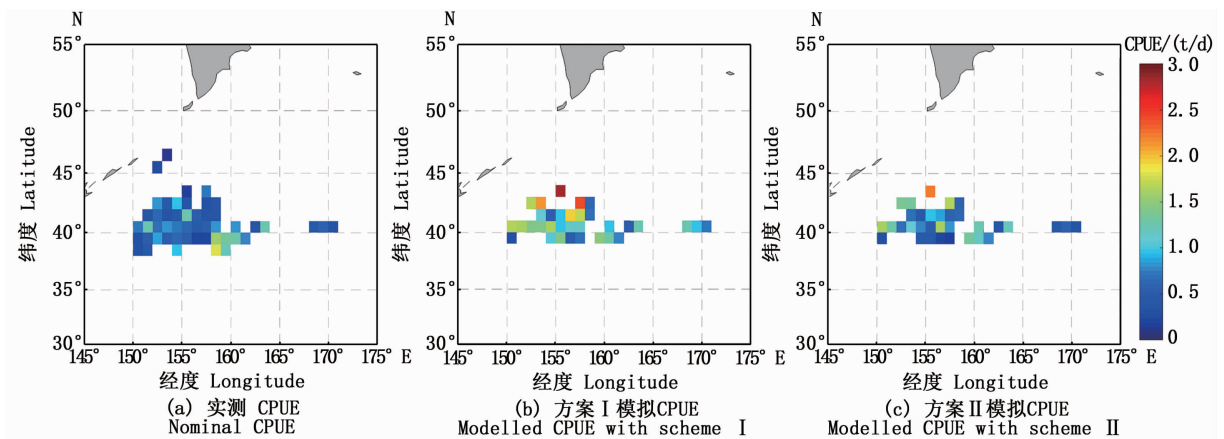


图 2 2012 年 7 月鱿钓船实测西北太平洋柔鱼 CPUE 的空间分布以及不同输入方案下的 BP 神经网络模型在该月份模拟的 CPUE 空间分布

Fig.2 Spatial distributions of the CPUE of *O. bartramii* in July 2012 in the northwest Pacific from squid jigging vessel as well as BP neural network model from different schemes

以鱿钓船实测 CPUE 为参考,利用方案 I 和方案 II 对 T1 时间段内逐月的西北太平洋柔鱼

CPUE 模拟结果的标准差和均方根误差如图 3 所示。整体上,与方案 I 相比,方案 II 在较低纬度地区的 160°E ~ 175°E 范围内的模拟 CPUE 与实测结果更为接近。方案 I 和方案 II 模拟结果的平均 STD 分别为 0.95 和 0.74 t/d,说明方案 II 模

拟的西北太平洋柔鱼 CPUE 与实测值的离散程度要低于方案 I。此外,方案 I 和方案 II 的平均 RMSE 分别为 0.94 和 0.73 t/d,也进一步说明了方案 II 模拟西北太平洋柔鱼 CPUE 的精度整体上要高于方案 I。

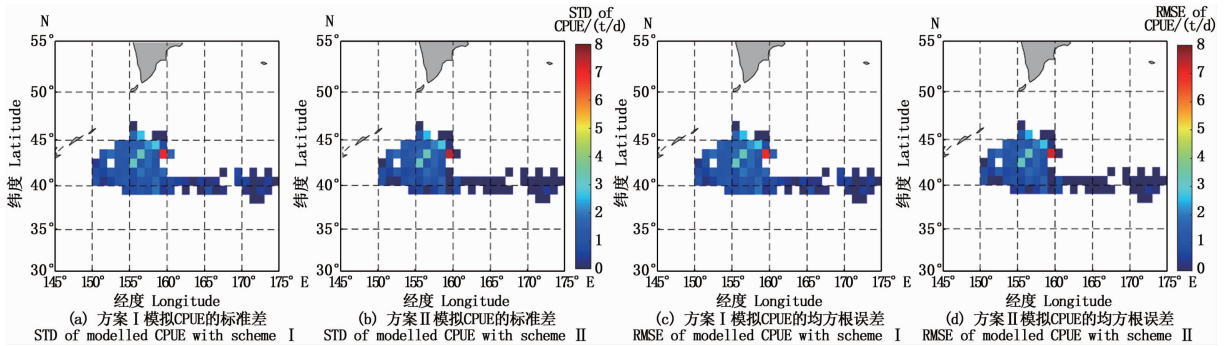


图 3 不同参数输入方案构建的 BP 神经网络模型模拟的 2004—2012 年 5—12 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的误差分布
 Fig. 3 Spatial distribution of RMSE of BP neural network modelled CPUE of *O. bartramii* from May to December during 2004 to 2012

2.2 BP 神经网络预测西北太平洋柔鱼资源丰度的精度评估

将基于 T1 时间段数据建立的 BP 神经网络模型,应用于 T2 时间段的海洋环境因子时,即可实现对 2013—2017 年 5—12 月的柔鱼 CPUE 的预测。图 1 基于 BP 神经网络模型预测的 43°N、155°E 处的柔鱼 CPUE 的结果显示,引入海水质量变化和地转流参与 BP 神经网络模型构建后,其预测的柔鱼 CPUE 的 STD 和 RMSE 均比传统构建方法低。方案 I 和方案 II 预测的 43°N、155°E 处的柔鱼 CPUE 的 STD 分别为 1.39 和 0.62 t/d, RMSE 分别为 1.36 和 0.67 t/d。因此,方案 II 比方案 I 在 43°N、155°E 处预测的柔鱼 CPUE 的精度得到了显著提高。

图 4 选取了 2013 年 11 月作为分析,给出了鱿钓船实测 CPUE 的空间分布,以及基于方案 I 和方案 II 采用 BP 神经网络预测的柔鱼 CPUE 的

空间分布情况。整体上,方案 I 预测的 2013 年 11 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的平均偏差和均方根误差分别为 -0.44 和 1.30 t/d,而方案 II 预测结果的平均偏差和均方根误差分别为 0.05 和 1.21 t/d。方案 II 在 2013 年 11 月的预测结果比方案 I 的均方根误差分别提高了约 7%。

从图 5 可以明显地看到,基于方案 I 预测的柔鱼 CPUE 存在非常显著的异常结果,而方案 II 的预测结果的精度在整个研究区域内较为一致。方案 I 和方案 II 预测的 CPUE 结果的平均 STD 分别为 1.98 和 1.36 t/d,平均 RMSE 分别为 2.11 和 1.55 t/d。因此,与方案 I 相比,在方案 II 中额外引入海水质量变化和地转流后,能有效减弱方案 I 预测 CPUE 的误差异常偏大值,方案 II 比方案 I 预测的西北太平洋柔鱼 CPUE 的 STD 减少了 31%,RMSE 减少了 26%。

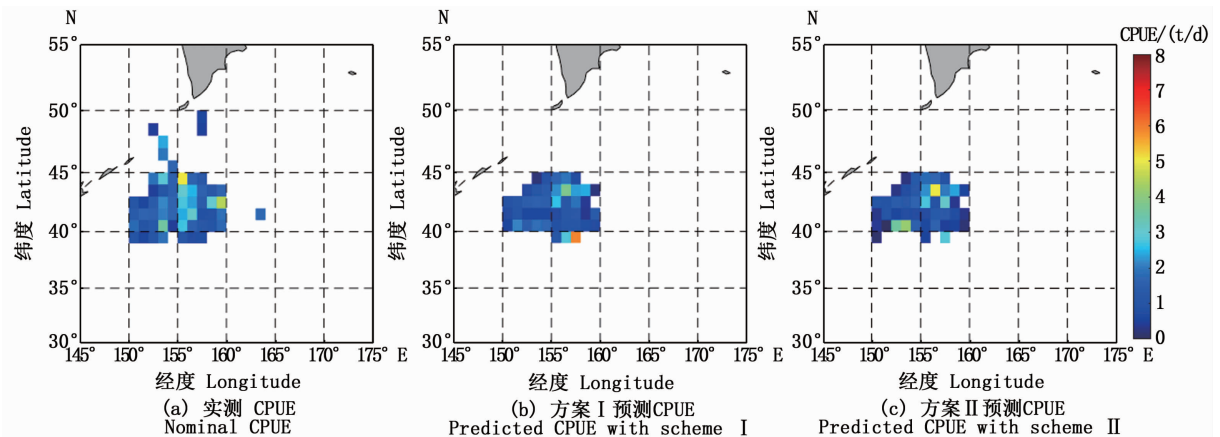


图 4 2013 年 11 月鱿钓船实测西北太平洋柔鱼 CPUE 的空间分布
以及不同输入方案下的 BP 神经网络模型在该月份预测的 CPUE 空间分布

Fig. 4 Spatial distributions of the CPUE of *O. bartrami* in November 2013 in the northwest Pacific from squid jigging vessel as well as BP neural network model from different schemes

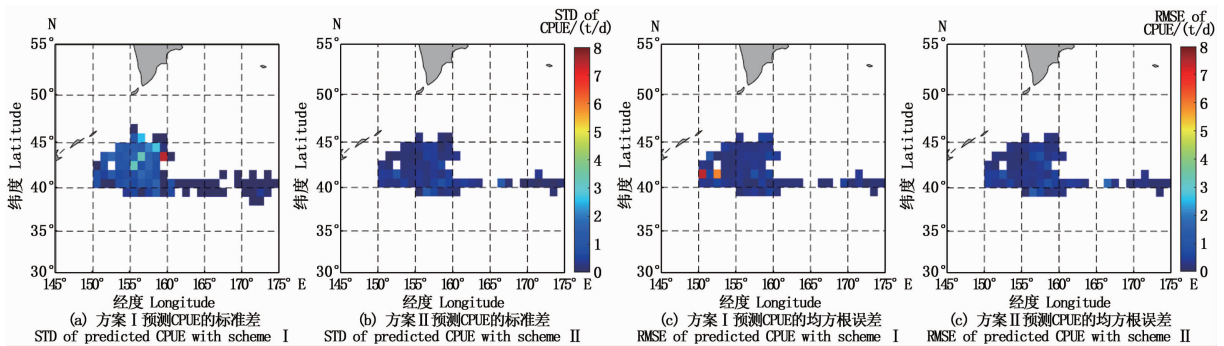


图 5 不同参数输入方案构建的 BP 神经网络模型预测的 2013—2017 年
5—12 月的西北太平洋柔鱼 CPUE 的误差分布

Fig. 5 Spatial distribution of RMSE of BP neural network predicted CPUE of *O. bartrami* from May to December during 2013 to 2017

3 讨论

西北太平洋柔鱼渔场时空分布与所处的海洋环境密切相关。在西北太平洋,黑潮暖流和亲潮寒流形成了广泛的交汇区,这为柔鱼的生长和繁育提供了良好的生物和非生物环境条件。在过去的研究^[8-10,29]中,西北太平洋的 SST、Chl. a、SSHA 等海洋环境因子均被认为可用于寻找和开发柔鱼渔场。因此,更好地建立海洋环境因子与柔鱼资源的时空分布之间的联系,对进一步了解预测柔鱼的资源变动,认识柔鱼栖息地与海洋环境及气候变化的关系,以及促进柔鱼资源的可持续利用,均具有重要的意义。但是,以往在建立柔鱼资源丰度的分布与海洋环境因子之间的关系模型时,往往仅考虑了 SST、Chl. a 和 SSHA 等

传统的海洋环境信息,并未考虑海水质量变化、地转流等其他海洋条件对柔鱼资源丰度的影响。然而,海水质量变化和地转流与海水温度、海洋中的营养盐类等海洋环境密切相关,从而对柔鱼的栖息环境条件有重要影响,使得忽略这些因素可能在一定程度上影响模型的预测精度。

本文在传统海洋环境因子的基础上,基于卫星遥感观测额外引入了海水质量变化和地转流等海洋环境信息,利用 BP 神经网络模型建立了西北太平洋柔鱼资源丰度与多海洋环境因子之间的关系,并对所建模型进行西北太平洋柔鱼 CPUE 模拟和预测的精度进行了评估。结果发现,基于 2004—2012 年 5—12 月的海洋环境因子与实测 CPUE 进行 BP 神经网络模型构建时,在 SST、Chl. a 和 SSHA 等传统海洋环境因子的基础

上,引入海水质量变化和地转流,能有效提高 BP 神经网络模型对西北太平洋柔鱼 CPUE 的模拟能力,这可能与海水质量变化和地转流的时间分布更能反映柔鱼栖息地环境特征有关。与传统方案相比,改进方案模拟西北太平洋柔鱼 CPUE 的 STD 减少了 22%,且 RMSE 亦减少了 22%。

此外,基于已建 BP 神经网络模型对 2013—2017 年 5—12 月进行西北太平洋柔鱼 CPUE 的预测时,发现传统方案易导致局部海域的预测结果存在明显的异常偏差,而改进方案的 CPUE 预测结果的精度在整个研究区域内较为一致。整体上来看,额外引入海水质量变化和地转流建立的 BP 神经网络模型与仅使用传统海洋环境因子相比,所预测的西北太平洋柔鱼 CPUE 的 STD 减少了 31%,RMSE 减少了 26%。与现有的预测模型仅考虑传统海洋环境因子相比,本文提出在传统海洋环境因子的基础上,额外引入海水质量变化和地转流,使得综合使用的海洋环境因子能更好地表征海洋环境特征和柔鱼的栖息环境。因此,本文提出的综合多源卫星遥感观测的西北太平洋柔鱼 CPUE 预测方法可更好地模拟柔鱼的时空分布,并有效提高西北太平洋柔鱼资源的预测能力。

参考文献:

- [1] ROPER C F E, SWEENEY M J, NAUEN C E. Cephalopods of the world: an annotated and illustrated catalogue of species of interest to fisheries[M]. Rome: FAO Species Catalogue for Fishery Purposes, 1984: 1-277.
- [2] YATSU A, MIDORIKAWA S, SHIMADA T, et al. Age and growth of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, in the north Pacific ocean[J]. Fisheries Research, 1997, 29(3): 257-270.
- [3] CHEN X J, CHEN Y, TIAN S Q, et al. An assessment of the west winter-spring cohort of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the northwest Pacific Ocean[J]. Fisheries Research, 2008, 92(2/3): 221-230.
- [4] CHEN X J, ZHAO X H, CHEN Y. Influence of El Niño/La Niña on the western winter-spring cohort of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the northwestern Pacific Ocean[J]. ICES Journal of Marine Science, 2007, 64(6): 1152-1160.
- [5] ICHII T, MAHAPATRA K, SAKAI M, et al. Changes in abundance of the neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in relation to climate change in the central north Pacific Ocean[J]. Marine Ecology Progress Series, 2011, 441: 151-164.
- [6] ALABIA I D, SAITOH S I, HIRAWAKE T, et al. Elucidating the potential squid habitat responses in the central North Pacific to the recent ENSO flavors[J]. Hydrobiologia, 2016, 772(1): 215-227.
- [7] IGARASHI H, ICHII T, SAKAI M, et al. Possible link between interannual variation of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) abundance in the north Pacific and the climate phase shift in 1998/1999[J]. Progress in Oceanography, 2017, 150: 20-34.
- [8] YU W, CHEN X J, YI Q, et al. Variability of suitable habitat of western winter-spring cohort for neon flying squid in the northwest Pacific under anomalous environments[J]. PLoS One, 2015, 10(4): e0122997.
- [9] 崔雪森,唐峰华,张衡,等. 基于朴素贝叶斯的西北太平洋柔鱼渔场预报模型的建立[J]. 中国海洋大学学报, 2015, 45(2): 37-43.
CUI X S, TANG F H, ZHANG H, et al. The establishment of northwest Pacific *Ommastrephes bartramii* fishing ground forecasting model based on naive bayesmethod[J]. Periodical of Ocean University of China, 2015, 45(2): 37-43.
- [10] 余为,陈新军. 西北太平洋柔鱼栖息地环境因子分析及其对资源丰度的影响[J]. 生态学报, 2015, 35(15): 5032-5039.
YU W, CHEN X J. Analysis of environmental conditions and their influence on the abundance of neon flying squid in the northwest Pacific Ocean[J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(15): 5032-5039.
- [11] CHEN X J, TIAN S Q, CHEN Y, et al. A modeling approach to identify optimal habitat and suitable fishing grounds for neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the northwest Pacific Ocean[J]. Fishery Bulletin, 2010, 108(1): 1-14.
- [12] TIAN S Q, CHEN X J, CHEN Y, et al. Evaluating habitat suitability indices derived from CPUE and fishing effort data for *Ommastrephes bartramii* in the northwestern Pacific Ocean[J]. Fisheries Research, 2009, 95(2/3): 181-188.
- [13] 沈新强,樊伟,韩士鑫,等. 中心渔场智能预报系统的设计与实现[J]. 中国水产科学, 2000, 7(2): 69-72.
SHEN X Q, FAN W, HAN S X, et al. Design and realization of intelligent predicting system of central fishing ground[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2000, 7(2): 69-72.
- [14] 张月霞,丘仲锋,伍玉梅,等. 基于案例推理的东海区鲈鱼中心渔场预报[J]. 海洋科学, 2009, 33(6): 8-11.
ZHANG Y X, QIU Z F, WU Y M, et al. Predicting central fishing ground of *Scomber japonica* in East China Sea based on case-based reasoning[J]. Marine Sciences, 2009, 33(6): 8-11.
- [15] 袁红春,顾怡婷,汪金涛,等. 西北太平洋柔鱼中长期预测方法研究[J]. 海洋科学, 2013, 37(10): 65-70.
YUAN H C, GU Y T, WANG J T, et al. Study on medium to long term forecasting of squid in the northwestern Pacific

- [J]. *Marine Sciences*, 2013, 37(10): 65-70.
- [16] 汪金涛, 陈新军, 雷林, 等. 基于频度统计和神经网络的北太平洋柔鱼渔场预报模型比较[J]. *广东海洋大学学报*, 2014, 34(3): 82-87.
WANG J T, CHEN X J, LEI L, et al. Comparisons between two forecasting models of fishing ground based on frequency statistics and neural network for *Ommastrephes bartramii* in the North Pacific Ocean [J]. *Journal of Guangdong Ocean University*, 2014, 34(3): 82-87.
- [17] YU W, CHEN X J, YI Q. Fishing ground distribution of Neon Flying Squid (*Ommastrephes bartramii*) in relation to oceanographic conditions in the Northwest Pacific Ocean [J]. *Journal of Ocean University of China*, 2017, 16(6): 1157-1166.
- [18] NISHIKAWA H, IGARASHI H, ISHIKAWA Y, et al. Impact of paralarvae and juveniles feeding environment on the neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) winter - spring cohort stock [J]. *Fisheries Oceanography*, 2014, 23(4): 289-303.
- [19] YATSU A, WATANABE T, MORI J, et al. Interannual variability in stock abundance of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, in the north Pacific Ocean during 1979-1998: impact of driftnet fishing and oceanographic conditions [J]. *Fisheries Oceanography*, 2000, 9(2): 163-170.
- [20] ALABIA I D, SAITOH S I, MUGO R, et al. Seasonal potential fishing ground prediction of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the western and central north Pacific [J]. *Fisheries Oceanography*, 2015, 24(2): 190-203.
- [21] YU W, CHEN X J, YI Q, et al. Spatio-temporal distributions and habitat hotspots of the winter - spring cohort of neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in relation to oceanographic conditions in the northwest Pacific Ocean [J]. *Fisheries Research*, 2016, 175: 103-115.
- [22] YU W, WEN J, ZHANG Z, et al. Spatio-temporal variations in the potential habitat of a pelagic commercial squid [J]. *Journal of Marine Systems*, 2020, 206: 103339.
- [23] 陈新军, 田思泉, 许柳雄. 西北太平洋海域柔鱼产卵场和作业渔场的水温年间比较及其与资源丰度的关系 [J]. *上海水产大学学报*, 2005, 14(2): 168-175.
CHEN X J, TIAN S Q, XU L X. Analysis on changes of surface water temperature in the spawning and feeding ground of *Ommastrephes bartramii* and its relationship with abundance index in the northwestern Pacific Ocean [J]. *Journal of Shanghai Fisheries University*, 2005, 14(2): 168-175.
- [24] SAKURAI Y, KIYOFUJI H, SAITOH S, et al. Changes in inferred spawning areas of *Todarodes pacificus* (Cephalopoda: Ommastrephidae) due to changing environmental conditions [J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2000, 57(1): 24-30.
- [25] CAO J, CHEN X J, CHEN Y. Influence of surface oceanographic variability on abundance of the western winter-spring cohort of neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in the NW Pacific Ocean [J]. *Marine Ecology Progress Series*, 2009, 381: 119-127.
- [26] BOWER J R, ICHII T. The red flying squid (*Ommastrephes bartramii*): a review of recent research and the fishery in Japan [J]. *Fisheries Research*, 2005, 76(1): 39-55.
- [27] POLOVINA J J, KLEIBER P, KOBAYASHI D R. Application of TOPEX-POSEIDON satellite altimetry to simulate transport dynamics of larvae of spiny lobster, *Panulirus marginatus*, in the northwestern Hawaiian Islands, 1993-1996 [J]. *Fishery Bulletin*, 1999, 97(1): 132-143.
- [28] CHEN X J, LI G, FENG B, et al. Habitat suitability index of Chub mackerel (*Scomber japonicus*) from July to September in the East China Sea [J]. *Journal of Oceanography*, 2009, 65(1): 93-102.
- [29] 张炜, 张健. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场与主要海洋环境因子关系探讨 [J]. *上海水产大学学报*, 2008, 17(4): 471-475.
ZHANG W, ZHANG J. A discussion about relationship between the distribution of production of *Illex argentinus* and marine environmental factors in the southwest Atlantic Ocean [J]. *Journal of Shanghai Fisheries University*, 2008, 17(4): 471-475.
- [30] MACCALL A D. Quantitative fish dynamics [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2001, 96(454): 781.
- [31] WAHR J, MOLENAAR M, BRYAN F. Timevariability of the Earth's gravity field: Hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1998, 103 (B12): 30205-30229.
- [32] CHAMBERS D P, BONIN J A. Evaluation of Release-05 GRACE time-variable gravity coefficients over the ocean [J]. *Ocean Science*, 2012, 8(5): 859-868.
- [33] DUCET N, LE TRAON P Y, REVERDIN G. Global high-resolution mapping of ocean circulation from TOPEX/Poseidon and ERS-1 and -2 [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2000, 105(C8): 19477-19498.
- [34] PAVLIS N K, HOLMES S A, KENYON S C, et al. An earth gravitational model to degree 2160: EGM2008 [C]// *Proceedings of EGU General Assembly 2008*. Vienna: National Geospatial-Intelligence Agency, 2008.
- [35] ABE J M. Paraconsistent artificial neural networks: an introduction [M]// NEGOITA M G, HOWLETT R J, JAIN L C. *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*. Berlin: Springer, 2004: 942-948.
- [36] SANGWAN P, DESHWAL D, KUMAR D, et al. Isolated word language identification system with hybrid features from a deep belief network [J]. *International Journal of Communication Systems*, 2020, e4418.

Prediction of the CPUE of neon flying squid in the northwest Pacific Ocean based on back propagation neural network

CHANG Liang^{1,2,3,4}, CHEN Fanglin¹, CHEN Xinjun^{1,2,3,4}, YU Wei^{1,2,3,4}, FENG Guiping^{1,2,3,4}, LI Yangdong^{1,2,3,4}, ZENG Wei⁵

(1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. National Engineering Research Center for Oceanic Fisheries, Shanghai 201306, China; 3. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai 201306, China; 4. Collaborative Innovation Center for Distant-water Fisheries, Shanghai 201306, China; 5. Library, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: By incorporating the sea surface temperature (SST), chlorophyll-a mass concentration (*Chl. a*), sea surface height anomaly (SSHA), ocean mass and geostrophic current from multi-source remote sensing observations, this paper models and predicts the temporal-spatial distributions of the catch per unit effort (CPUE) of *O. bartramii* in the northwest Pacific Ocean with the supervised learning algorithm-based back propagation (BP) neural network model. The multi-source remote sensing data were used to build the BP neural network model, and the accuracy of the model-simulated and -predicted *O. bartramii* CPUE was then evaluated with the historical fishery data during 2004 to 2017 in the northwest Pacific Ocean from the Chinese Squid-Jigging Technology Group of Shanghai Ocean University. Compared with the traditional scheme of predicting the spatial-temporal distributions of *O. bartramii* CPUE with SST, *Chl. a* and SSHA only, the accuracy of model-simulated and -predicted CPUE can be further improved after incorporating the ocean mass and geostrophic current into the BP neural network model. Specifically, the standard deviation (STD) and root mean square error (RMSE) of model-simulated *O. bartramii* CPUE both increased by 22%, and STD of model-predicted *O. bartramii* CPUE increased by 31% and RMSE decreased by 26%.

Key words: satellite remote sensing; BP neural network model; *Ommastrephes bartramii*; CPUE prediction