

王雅萌, 汪金涛, 陈新军, 等. 基于 BP 神经网络的西北太平洋柔鱼资源丰度时空变化研究[J]. 海洋学报, 2021, 43(6): 81–89, doi:10.12284/hyxb2021106

Wang Yameng, Wang Jintao, Chen Xinjun, et al. Spatio-temporal dynamic of abundance index of Neon flying squid in relation to environmental variables in the Northwest Pacific Ocean using BP neural network[J]. Haiyang Xuebao, 2021, 43(6): 81–89, doi:10.12284/hyxb2021106

基于 BP 神经网络的西北太平洋柔鱼资源丰度 时空变化研究

王雅萌¹, 汪金涛^{1,2,3,4,5*}, 陈新军^{1,2,3,4,5}, 雷林^{1,2,3,4,5}

(1. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306; 2. 农业部大洋渔业开发重点实验室, 上海 201306; 3. 上海海洋大学 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306; 4. 上海海洋大学 大洋渔业资源可持续开发教育部重点实验室, 上海 201306; 5. 农业部大洋渔业资源环境科学观测实验站, 上海 201306)

摘要: 西北太平洋柔鱼 (*Ommastrephes bartramii*) 是我国鱿钓船队重要捕捞对象, 其资源分布的时空变化对资源的可持续开发和利用有重要影响。本文以 2000–2015 年 7–10 月西北太平洋柔鱼渔业数据的单位捕捞努力量渔获量作为应变变量, 以年份、月份、经度、纬度、海表面温度、海表盐度、海面高度、叶绿素 *a* 浓度作为自变量, 构建 BP 神经网络模型, 推测该段时间西北太平洋柔鱼丰度时空变化规律, 并探究环境因子对柔鱼资源丰度的影响。通过比较, 确定输入层为年份、月份、经度、纬度、海表面温度和海表盐度, 隐含层神经元数量为 8 的模型均方误差最小, 模型最优。结果表明, 单位捕捞努力量渔获量年间波动明显, 每年的 7 月、10 月柔鱼资源丰度较低, 且空间分布分散在整个作业渔场, 8 月、9 月资源丰度较高, 并集中在 41.5°~43.5°N, 155°~160°E 局部区域。研究认为, 海表面温度和海表盐度对柔鱼资源丰度时空变动有较大影响, 在今后柔鱼资源评估与管理中予以考虑。

关键词: 西北太平洋; BP 神经网络; 时空变化; 标准化

中图分类号: S931.4

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2021)06-0081-09

1 引言

柔鱼 (*Ommastrephes bartramii*) 是一种生态机会主义的大洋性种类, 具有短生命周期, 分为秋生群和冬春生群, 广泛分布在北太平洋海域, 属于高度洄游种类 (图 1), 其资源状况易受海洋环境的影响^[1], 其中, 冬春生群体是我国在西北太平洋重要的商业捕捞对象^[2]。中国西北太平洋鱿钓渔业始于 1993 年, 目前, 我国每年的柔鱼捕捞量稳定在 10 万 t 左右^[3]。由于柔鱼类具有重要的生态性和经济性, 其资源丰度时空变化及其与环境因子的关系研究越来越受到重视^[4-6], 研究

方法包括了广义可加模型^[7]和栖息地指数模型^[8-12]等方法, 研究认为, 柔鱼的资源动态与海表面温度 (Sea Surface Temperature, SST)^[13-14]、叶绿素 (Chlorophyll *a*, Chl *a*) 浓度^[15]、海表面高度 (Sea Surface Height, SSH)^[16]和海表面盐度 (Sea Surface Salinity, SSS)^[17]存在明显关系。同时, 柔鱼资源丰度变化也与气候和环境因子有关, 例如高雪等^[18]建立了不同气候和环境因子组合的柔鱼资源丰度灰色系统预测模型, 表明影响柔鱼年间资源丰度的因素主要包括了柔鱼产卵场的 SST 和 Chl *a* 浓度以及太平洋年代际震荡 (Pacific Decadal Oscillation, PDO)。另外, 机器学习方法, 如神经网络也

收稿日期: 2019-11-18; 修订日期: 2020-04-23。

基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFD0901404); 国家自然科学基金 (NSFC41876141); 上海市科技创新行动计划 (19DZ1207502); 自然资源卫星遥感技术体系建设与应用示范项目 (202001004)。

作者简介: 王雅萌 (1996—), 女, 新疆维吾尔自治区乌鲁木齐市人, 研究方向为渔业资源。E-mail: 1055466034@qq.com

* 通信作者: 汪金涛, 讲师, 主要从事人工智能渔业学研究。E-mail: jtwang@shou.edu.cn

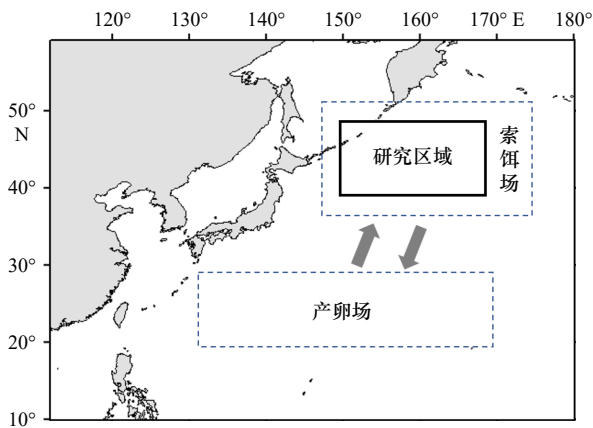


图 1 西北太平洋柔鱼冬生群体空间和洄游分布

Fig. 1 Spatial distribution and migratory distribution of winter cohort of *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean

被用于柔鱼资源丰度预测,汪金涛等^[19]对比了基于频度统计和 BP 神经网络预测柔鱼空间分布效果的好坏。

BP 神经网络模型是由 Rumelhart 和 Mc-Celland 首先提出的具有多层结构的前向神经网络^[20]。BP 神经网络具有非线性映射能力,其优化算法用于非线性函数拟合,可以提高拟合精度,使模型具有较强应用性^[21-22];并且模型可以通过合理的自组织网络的拓扑结构,改变神经元的激活特性以及在必要时调整网络的学习参数等方法,提高了信息处理的能力^[23]。但是,现有的研究仅是利用神经网络模型对柔鱼的资源丰度进行预测,并没有应用到渔场分析中。如能否利用神经网络模型提取柔鱼资源丰度的时空变化规律并用于其标准化?能否探究柔鱼资源丰度变化模式与环境因子的响应关系?为此,本研究以时空因子(年、月、经度、纬度)和与柔鱼资源丰度变化密切相关的环境因子作为输入变量,以柔鱼单位捕捞努力量渔获量(Catch Per Unit Effort, CPUE)为输出变量建立神经网络空间分布模型,估计 2000–2015 年柔鱼资源丰度的时空分布,分析环境因子的重要性,研究结果将为柔鱼的资源评估以及资源可持续开发与养护提供科学依据。

2 材料和方法

2.1 材料来源

中国远洋渔业数据中心收集的 2000–2015 年 7–10 月西北太平洋的渔业捕捞数据,空间范围为 40°~50°N, 150°~170°E,数据内容包括作业时间、作业船数、作业位置及捕捞产量,时间分辨率为天。

环境数据包括 SST、Chl *a* 浓度、SSH 和 SSS。其

中, SST、Chl *a* 浓度和 SSH 数据来源于 Oceanwatch (<http://oceanwatch.pifsc.noaa.gov>); SSS 数据来源于哥伦比亚大学环境数据中心 (<http://iridl.ldeo.columbia.edu>),数据时间分辨率为月,空间分辨率为 0.5°×0.5°。

CPUE 作为西北太平洋柔鱼的资源丰度指标,生产数据按空间分辨率 0.5°×0.5°进行统计,时间分辨率按月进行统计,计算 CPUE 的公式为^[24]

$$CPUE_{(i,j,m,y)} = \frac{C_{(i,j,m,y)}}{E_{(i,j,m,y)}} \quad (1)$$

式中, $CPUE_{(i,j,m,y)}$ 表示 m 月 y 年,在位置 i, j 的平均 CPUE; $C_{(i,j,m,y)}$ 表示 m 月 y 年,在经纬度位置 i, j 的总产量; $E_{(i,j,m,y)}$ 表示 m 月 y 年,在位置 i, j 的总的作业船数。最后将处理的渔业数据与环境数据进行匹配、组合成分析数据集^[24]。

2.2 BP 神经网络模型

研究表明,海洋环境因子 SST^[13-14]、Chl *a* 浓度^[15]、SSH^[16] 和 SSS^[17] 与柔鱼资源空间分布变化密切相关,因此将这 4 个环境因素和时空因子作为输入因子;为了确定不同环境因子的重要性,采用向前选择法将环境因子逐个加入模型中,根据拟合优度确定环境因子重要程度,构建 4 种模型方案(表 1)。对于每种方案,随机选取 70% 的数据集作为训练样本集,剩下 30% 作为测试样本集,设定学习速率为 0.1,动量参数为 0.5,最大训练批次为 1 000 次,最大误差为 0.001,隐含层节点数按经验公式选取^[25],公式为

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \quad (2)$$

式中, n_1 为隐含层神经元个数; n 为输入层神经元个数; m 为输出层神经元个数; a 为 [1,10] 之间的整数。

2.3 模型验证

性能指标均方误差(Mean Squared Error, MSE)最小化作为判断和选择最优模型的标准^[26]。

表 1 西北太平洋柔鱼空间分布 BP 神经网络模型

Table 1 Spatial BP neural network models for *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean

方案	输入层因子	BP神经网络模型结构
1	经度、纬度、年份、月份、SST	5-4-1、5-5-1、5-6-1、5-7-1、5-8-1、5-9-1、5-10-1、5-11-1、5-12-1
2	经度、纬度、年份、月份、SST、SSS	6-4-1、6-5-1、6-6-1、6-7-1、6-8-1、6-9-1、6-10-1、6-11-1、6-12-1
3	经度、纬度、年份、月份、SST、SSS、Chl <i>a</i> 浓度	7-4-1、7-5-1、7-6-1、7-7-1、7-8-1、7-9-1、7-10-1、7-11-1、7-12-1
4	经度、纬度、年份、月份、SST、SSS、Chl <i>a</i> 浓度、SSH	8-4-1、8-5-1、8-6-1、8-7-1、8-8-1、8-9-1、8-10-1、8-11-1、8-12-1、8-13-1

注: BP神经网络模型结构中数字分别表示输入层、隐含层和输出层神经元个数。

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{X}_t - X_t)^2, \quad (3)$$

式中, MSE 为均方误差; N 为样本个数; t 表示第 t 个样本; X_t 为第 t 个样本输出层实际观测值; \bar{X}_t 为第 t 个样本输出层预测值。MSE 越小, BP 神经网络预测的结果就越准确, BP 神经网络模型越优。

2.4 柔鱼资源丰度的估计

利用建立的最优模型估计 2000–2015 年 7–10 月 $40^\circ \sim 50^\circ\text{N}$, $150^\circ \sim 170^\circ\text{E}$ 海域范围内的柔鱼资源丰度, 空间平均 CPUE 表示月平均柔鱼资源丰度。

3 结果

3.1 最优模型

根据均方误差大小(表 2, 表 3), 方案 1 的最优模型结构为 5-9-1, 训练集样本的均方误差为 0.038 9; 测试集样本的均方误差为 0.038 8; 方案 2 的最优模型结构为 6-8-1, 训练集样本的均方误差为 0.038 2(表 2), 测试集样本的均方误差为 0.038(表 3); 方案 3 的最优模型结构为 7-9-1, 训练集样本的均方误差为 0.047 1, 测试集样本的均方误差为 0.041 4; 方案 4 的最优模型

表 2 不同方案不同隐含层下训练集 CPUE 的均方误差

Table 2 Mean square error of training dataset CPUE for different scenarios

隐含层数	方案			
	1	2	3	4
4	0.042 1	0.041 7	0.043 6	0.045 3
5	0.041 6	0.040 9	0.043 1	0.044 5
6	0.041 0	0.039 5	0.042 5	0.043 8
7	0.040 2	0.038 8	0.042 1	0.043 5
8	0.039 4	0.038 2	0.041 9	0.042 9
9	0.038 9	0.038 4	0.041 7	0.042 6
10	0.039 2	0.038 6	0.041 9	0.043 0
11	0.040 4	0.039 2	0.042 4	0.043 2
12	0.041 3	0.041 5	0.042 9	0.043 8
13	0.041 7	0.042 0	0.043 2	0.044 5

表 3 不同方案不同隐含层下测试集 CPUE 的均方误差

Table 3 Mean square error of testing dataset CPUE for different scenarios

隐含层数	方案			
	1	2	3	4
4	0.041 8	0.041 3	0.043 3	0.044 7
5	0.041 3	0.040 7	0.042 8	0.044 0
6	0.040 6	0.039 2	0.042 2	0.043 4
7	0.039 9	0.038 6	0.041 9	0.043 1
8	0.039 2	0.038 0	0.041 6	0.042 6
9	0.038 8	0.038 3	0.041 4	0.042 3
10	0.039 0	0.038 4	0.041 6	0.042 7
11	0.040 0	0.038 8	0.042 1	0.042 9
12	0.041 1	0.040 7	0.042 7	0.043 3
13	0.041 5	0.041 6	0.043 0	0.044 0

结构为 8-9-1, 训练集样本的均方误差为 0.042 6, 测试集样本的均方误差为 0.042 3。根据均方误差越小, 模型越优原则, 确定方案 2 为最优方案, 最终模型结构为 6-8-1, 其训练样本集和测试样本集拟合状态如图 2 和图 3 所示, 其输入层为经度、纬度、年份、月份、SST、SSS, 隐含层数为 8(图 4)。

3.2 柔鱼资源丰度空间分布

柔鱼 CPUE 空间分布在 2000–2015 年间变化明显。在 8–9 月, CPUE 集中分布比较明显, CPUE 较大值大多分布在 $155^{\circ}\sim 160^{\circ}\text{E}$ 范围内; 各年最高 CPUE 纬度范围集中在 $41.5^{\circ}\sim 43.5^{\circ}\text{N}$ 范围内。2000–2010 年, 2000 年 8 月、2003 年 8 月、2004 年和 2005 年的 10 月、2006 年 7–9 月、2007 年 9 月和 2008 年 8 月中心渔场范围较大; 大部分年份的 7 月、10 月渔场范围较为分散, 并且中心渔场范围非常小。2011–2015 年各月份的 CPUE 整体分布较少, 柔鱼资源丰度小(图 5, 图 6)。

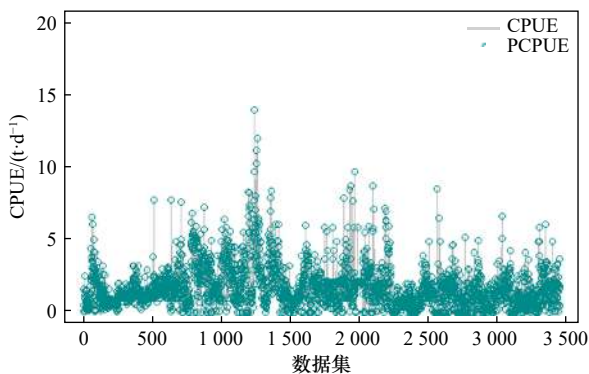


图 2 西北太平洋柔鱼空间 BP 神经网络最优模型训练样本集(PCPUE)拟合状态

Fig. 2 Training dataset fitting of optimal BP neural network (PCPUE) for *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean

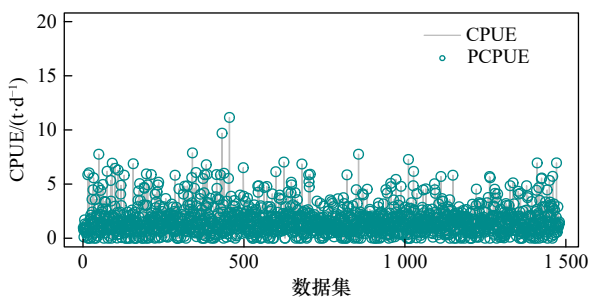


图 3 西北太平洋柔鱼空间 BP 神经网络最优模型测试样本集(PCPUE)拟合状态

Fig. 3 Testing dataset fitting of optimal BP neural network (PCPUE) for *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean

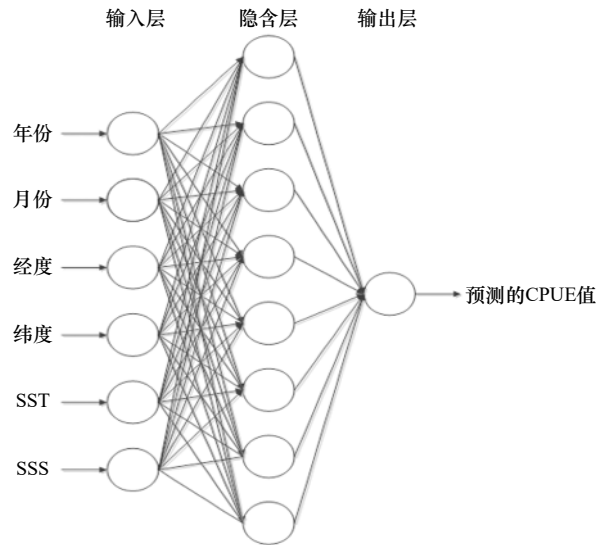


图 4 西北太平洋柔鱼最优空间 BP 神经网络模型
Fig. 4 Optimal spatial BP neural network model for *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean

3.3 柔鱼资源丰度时间变化

时间上, 2000–2015 年柔鱼预测 CPUE 呈现年间不断波动的趋势(图 7), 2000–2003 年柔鱼 CPUE 大致逐年增加, 2004–2007 年保持较高值, 柔鱼资源丰度大; 2008–2015 年 CPUE 逐年波动并有减小趋势, CPUE 最小值在 2013 年 7 月, 为 0.8 t/d, 资源丰度最小; 各年 7–10 月 CPUE 峰值主要出现在 8 月或者 9 月, 2004 年 8 月、2007 年 9 月和 2008 年 8 月峰值最为明显且分别为 4.97 t/d、5.75 t/d 和 4.40 t/d。各年 7–11 月平均 CPUE 在 2007 年 9 月最高为 5.75 t/d, 柔鱼资源丰度最大。

4 讨论与分析

根据变量向前选择法和模型精度可知, 环境因子 SST 和 SSS 对柔鱼的资源丰度空间分布模型的贡献率大于 Chl *a* 浓度和 SSH。Alabia 等^[27] 利用最大熵模型分析渔场发现, 相比 SSH、海表面风应力旋转和涡动, SSS 和 SST 对模型的贡献更大; 魏广恩^[28] 对柔鱼 CPUE 标准化的研究中也发现, SST 对 CPUE 的偏差解释率要大于 Chl *a* 浓度, 且柔鱼渔场的形成与黑潮和亲潮的动态密切相关^[29]; 余为等^[30] 认为, 渔场 SST 能够代表黑潮和亲潮强弱的变化, 是影响柔鱼资源丰度动态的关键因子, SSS 和 SST 相结合能够表征海水的水团变化。本研究结论 SST 和 SSS 对柔鱼资源丰度时空变动有较大影响与前人基本一致。

但是, 渔场中 SSH 和 Chl *a* 浓度也反映了渔场当下水文特征(如涡流)和饵料特征^[31], 也能够影响柔鱼空间分布^[30], 在后续的研究中可以用于辅助分析。同

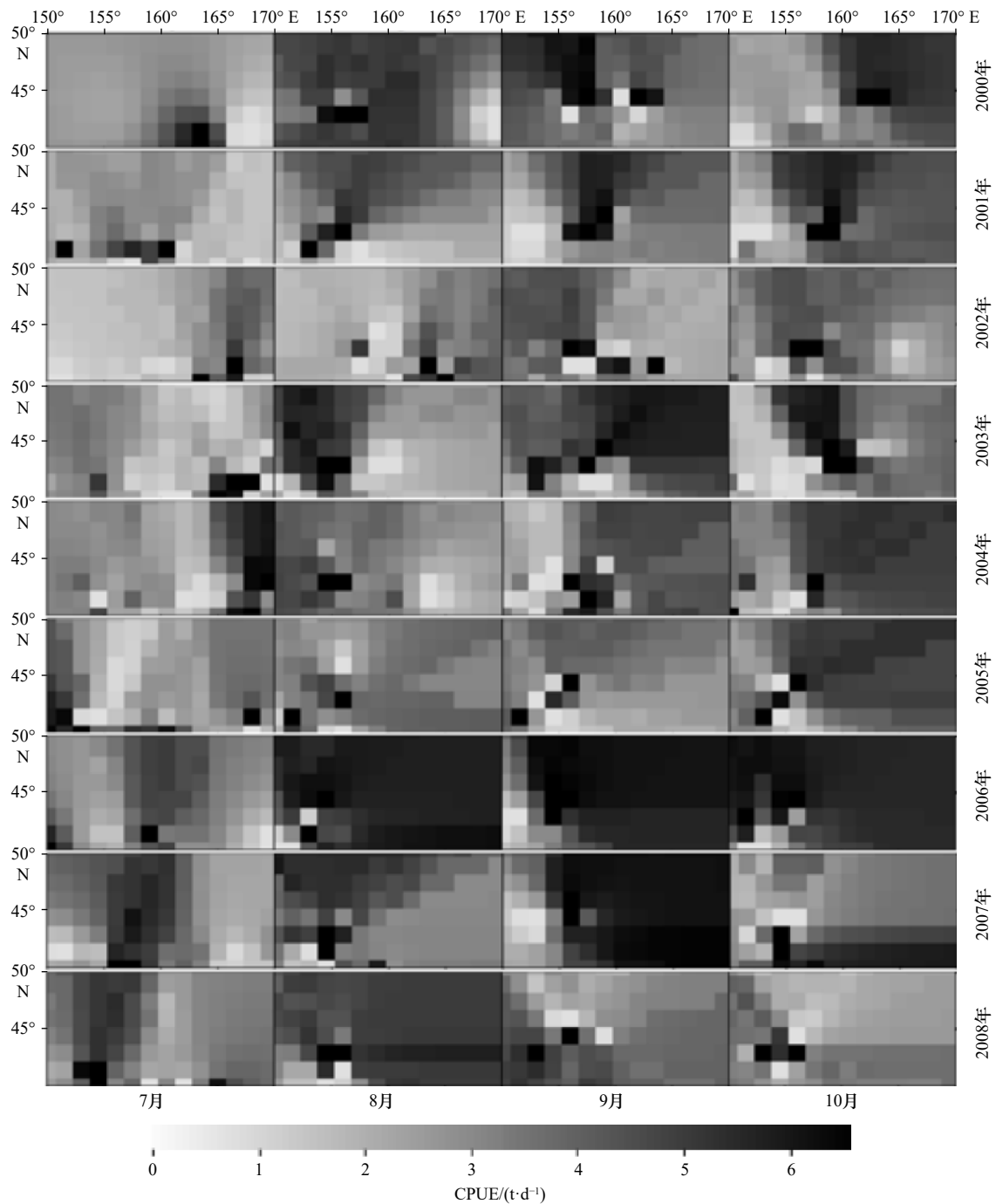


图5 2000–2008年西北太平洋柔鱼预测CPUE分布

Fig. 5 Simulated CPUE distribution of *Ommastrephes bartramii* from 2000 to 2008 in the Northwest Pacific Ocean

时,气候变化也影响柔鱼的资源丰度,沈建华等^[32]认为,当黑潮较弱或亲潮较强时出现的黑潮大蛇形和表温过低现象导致了2001年太平洋柔鱼产量下降;余为等^[16]认为,PDO暖期时其气候条件有利于柔鱼生长和繁殖,且气候事件会对CPUE产生影响,这与本研究得到的CPUE时间序列一致(图6):2003–2006年处于PDO暖期,CPUE较高,2000–2002年和2009–2015年处于PDO冷期,CPUE较低。

西北太平洋柔鱼为全年产卵生殖的短生命周期

物种,以月时间尺度的研究能够发现更丰富的柔鱼阶段性生态习性变化^[1]。柔鱼早期幼体生活在35°N以南的黑潮逆流区,以后向北洄游,8–10月性未成熟和性成熟的柔鱼主要分布在40°~46°N亲潮前锋区及其周边海域,10月开始南下进行洄游^[33]。在我国柔鱼渔业传统作业海域,8–10月冷暖水交汇,等温线密集,柔鱼渔场较密集,柔鱼丰度较高,7月柔鱼尚未洄游至捕捞海域,资源丰度较低;8月到达索饵场,资源丰度较高;10–11月柔鱼性成熟,开始南下进行产卵洄

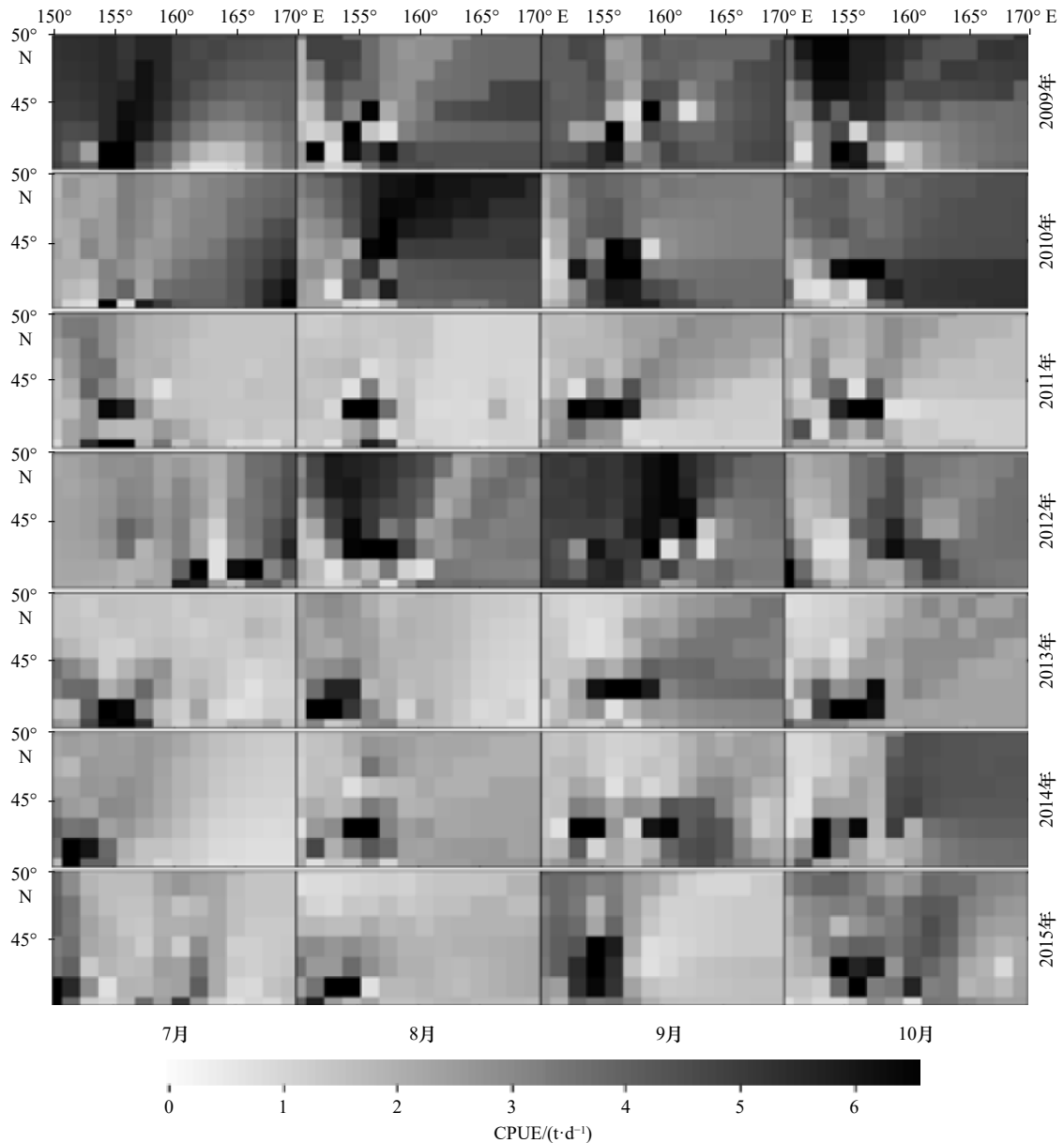


图 6 2009–2015 年西北太平洋柔鱼预测 CPUE 分布

Fig. 6 Simulated CPUE distribution of *Ommastrephes bartramii* from 2009 to 2015 in the Northwest Pacific Ocean

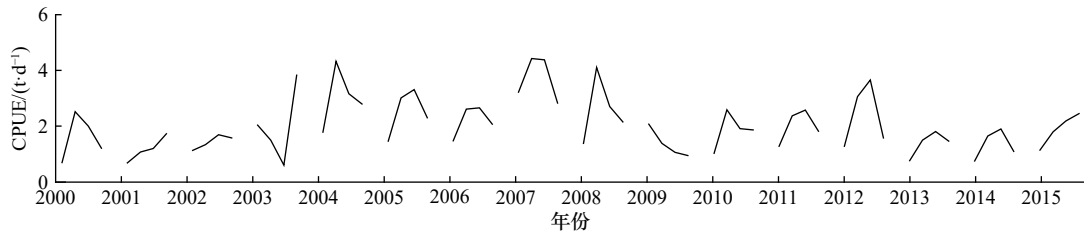


图 7 2000–2015 年 7–10 月份柔鱼资源丰度时间趋势

Fig. 7 Temporal trend of the abundance of CPUE of *Ommastrephes bartramii* from July to October during 2000 to 2015

游,资源丰度减小^[34],这与本研究得到的结果一致(图 6); 7–8 月柔鱼的 CPUE 增加,9–11 月柔鱼的 CPUE 减少。

CPUE 作为资源丰度的指标,捕捞努力量空间分布、时空尺度的选择会对 CPUE 标准化产生影响^[35]。人工神经网络具有很好的自学习能力和很强的泛化

和容错能力^[36],但 BP 神经网络是典型的“黑盒模型”,在解释 CPUE 与输入因子之间的关系上缺乏直观性^[37],且在收敛速度上不足,所以学习算法和网络结构优化还有改进空间^[38],今后可研究明确 CPUE 和环境因子在神经网络模型中具体关系。

本文利用柔鱼渔业数据和其渔场环境数据, 构建了BP神经网络空间分布模型, 拟合了柔鱼资源丰度, 发现神经网络模型能够模拟柔鱼资源丰度的时空

变化, 探究不同环境因子对柔鱼资源丰度时空变化的重要性, 并可用于资源丰度标准化, 结果可为柔鱼生产和管理提供参考。

参考文献:

- [1] 余为, 陈新军, 易倩, 等. 北太平洋柔鱼早期生活史研究进展[J]. 上海海洋大学学报, 2013, 22(5): 755-756.
Yu Wei, Chen Xinjun, Yi Qian, et al. Review on the early life history of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the North Pacific[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2013, 22(5): 755-756.
- [2] 陈新军, 王尧耕. 中国远洋鱿钓渔业的发展前景[J]. 中国渔业经济研究, 1999(2): 38-39.
Chen Xinjun, Wang Yaogeng. The future of high sea squid angling fishery of China[J]. Chinese Fisheries Economy Research, 1999(2): 38-39.
- [3] 陈新军. 世界头足类资源开发现状及我国远洋鱿钓渔业发展对策[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(3): 321-330.
Chen Xinjun. Development status of world cephalopod fisheries and suggestions for squid jigging fishery in China[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2019, 28(3): 321-330.
- [4] Murata M. Oceanic resources of squids[J]. *Marine Behaviour and Physiology*, 1990, 18(1): 19-71.
- [5] 魏广恩, 陈新军. 北太平洋柔鱼(*Ommastrephes bartramii*)资源渔场研究进展[J]. 广东海洋大学学报, 2016, 36(6): 114-122.
Wei Guang'en, Chen Xinjun. Review on neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) resources and fishing ground in the North Pacific Ocean[J]. *Journal of Guangdong Ocean University*, 2016, 36(6): 114-122.
- [6] Chen C S, Chiu T S. Abundance and spatial variation of *Ommastrephes bartramii* (Mollusca: Cephalopoda) in the Eastern North Pacific observed from an exploratory survey[J]. *Acta Zoologica Taiwanica*, 1999, 10(2): 135-144.
- [7] 雷林, 汪金涛, 陈新军, 等. 利用渔场环境因子标准化西北太平洋柔鱼CPUE的研究[J]. 海洋学报, 2019, 41(1): 134-141.
Lei Lin, Wang Jintao, Chen Xinjun, et al. Standardizing CPUE of *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean based on environmental factors of habitat[J]. *Haiyang Xuebao*, 2019, 41(1): 134-141.
- [8] 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 Wei, Chen Xinjun. 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.
- [9] 温健, 陆鑫一, 陈新军, 等. 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[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(3): 456-463.
Wen Jian, Lu Xinyi, Chen Xinjun, et al. Predicting the habitat hot spots of winter-spring cohort of *Ommastrephes bartramii* in the north-west Pacific Ocean based on the sea surface temperature and photosynthetically active radiation[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2019, 28(3): 456-463.
- [10] 崔雪森, 周为峰, 唐峰华, 等. 基于约束线性回归的柔鱼栖息地指数渔场预报模型构建[J]. 渔业科学进展, 2018, 39(1): 64-72.
Cui Xuesen, Zhou Weifeng, Tang Fenghua, et al. The construction of habitat suitability index forecast model of *Ommastrephes bartramii* fishing ground based on constrained linear regression[J]. *Progress in Fishery Sciences*, 2018, 39(1): 64-72.
- [11] 高峰, 陈新军, 范江涛, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼中心渔场预报的实现及验证[J]. 上海海洋大学学报, 2011, 20(5): 754-758.
Gao Feng, Chen Xinjun, Fan Jiangtao, et al. Implementation and verification of intelligent fishing ground forecasting of *Illex argentinus* in the Southwest Atlantic[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2011, 20(5): 754-758.
- [12] 陈新军, 陆化杰, 刘必林, 等. 利用栖息地指数预测西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场[J]. 上海海洋大学学报, 2012, 21(3): 431-438.
Chen Xinjun, Lu Huajie, Liu Bilin, et al. Forecasting fishing ground of *Illex argentinus* by using habitat suitability model in the southwest Atlantic[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2012, 21(3): 431-438.
- [13] Mantua N J, Hare S R. The Pacific Decadal Oscillation[J]. *Journal of Oceanography*, 2002, 58: 35-44.
- [14] Yu Wei, Chen Xinjun, Yi Qian, et al. A review of interaction between neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) and oceanographic variability in the North Pacific Ocean[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2015, 14(4): 739-748.
- [15] Wang Wenyu, Zhou Chenghu, Shao Quanqin, et al. Remote sensing of sea surface temperature and chlorophyll-*a*: implications for squid fisheries in the north-west Pacific Ocean[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(17/18): 4515-4530.
- [16] 余为, 陈新军, 易倩. 不同气候模式下西北太平洋柔鱼渔场环境特征分析[J]. 水产学报, 2017, 41(4): 525-534.
Yu Wei, Chen Xinjun, Yi Qian. Analysis of variations in the environmental conditions on the fishing ground of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwestern Pacific Ocean under different climate modes[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2017, 41(4): 525-534.
- [17] 魏广恩. 北太平洋柔鱼渔场的时空分析与资源丰度的预测[D]. 上海: 上海海洋大学, 2018.
Wen Guang'en. *Ommastrephes bartramii* fishing ground and its resource abundance prediction in the North Pacific Ocean[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2018.
- [18] 高雪, 陈新军, 余为. 基于灰色系统的西北太平洋柔鱼冬春生群资源丰度预测模型[J]. 海洋学报, 2017, 39(6): 55-61.
Gao Xue, Chen Xinjun, Yu Wei. Forecasting model of the abundance index of winter-spring cohort of neon flying squid (*Ommastrephes*

- bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean based on grey system theory[J]. *Haiyang Xuebao*, 2017, 39(6): 55–61.
- [19] 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 Jintao, Chen Xinjun, Lei Lin, 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.
- [20] Bashir Z A, El-Hawary M E. Applying wavelets to short-term load forecasting using PSO-based neural networks[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009, 24(1): 20–27.
- [21] 徐富强, 钱云, 刘相国. GA-BP神经网络的非线性函数拟合[J]. *微机计算信息*, 2012, 28(7): 148–149, 145.
Xu Fuqiang, Qian Yun, Liu Xiangguo. GA-BP neural network of the nonlinear function approximating[J]. *Control & Automation*, 2012, 28(7): 148–149, 145.
- [22] 林宇锋, 邓洪敏, 史兴宇. 基于新的改进粒子群算法的BP神经网络在拟合非线性函数中的应用[J]. *计算机科学*, 2017, 44(11A): 51–54.
Lin Yufeng, Deng Hongmin, Shi Xingyu. Application of BP neural network based on newly improved particle swarm optimization algorithm in fitting nonlinear function[J]. *Computer Science*, 2017, 44(11A): 51–54.
- [23] 何伟, 谭骏珊, 王楚正, 等. BP神经网络的改进算法及应用[J]. *信息与电脑*, 2009(10): 56–57.
He Wei, Tan Junshan, Wang Chuzheng, et al. Improved algorithm and application of BP neural network[J]. *China Computer & Communication*, 2009(10): 56–57.
- [24] 汪金涛, 高峰, 雷林, 等. 基于主成分和BP神经网络的智利竹筴鱼渔场预报模型研究[J]. *海洋学报*, 2014, 36(8): 65–71.
Wang Jintao, Gao Feng, Lei Lin, et al. Application of BP neural network based on principal component analysis in fishing grounds of Chilean jack mackerel (*Trachurus murphyi*) in the southeast Pacific Ocean[J]. *Haiyang Xuebao*, 2014, 36(8): 65–71.
- [25] 刘刚. 一种综合改进的BP神经网络及其实现[J]. *武汉理工大学学报*, 2002, 24(10): 57–60.
Liu Gang. A kind of comprehensively improved BP neural network and its realization[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2002, 24(10): 57–60.
- [26] 耿烜, 孙作雷, 刘锋, 等. 基于块对角化的最小均方误差矢量预编码[J]. *上海交通大学学报*, 2014, 48(10): 1410–1414, 1420.
Geng Xuan, Sun Zuolei, Liu Feng, et al. Minimum mean square error vector precoding based on block diagonalization[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2014, 48(10): 1410–1414, 1420.
- [27] 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.
- [28] 魏广恩. 北太平洋柔鱼渔场的时空分析与资源丰度的预测[D]. 上海: 上海海洋大学, 2018.
Wei Guang'en. Spatial and temporal analysis of *Ommastrephes bartramii* fishing ground and its resource abundance prediction in the North Pacific Ocean[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2018.
- [29] 范江涛, 陈新军, 曹杰, 等. 西北太平洋柔鱼渔场变化与黑潮的关系[J]. *上海海洋大学学报*, 2010, 19(3): 378–384.
Fan Jiangtao, Chen Xinjun, Cao Jie, et al. The variation of fishing ground of *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific concerning with Kuroshio current[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2010, 19(3): 378–384.
- [30] 余为, 陈新军, 易倩, 等. 西北太平洋柔鱼传统作业渔场资源丰度年间差异及其影响因子[J]. *海洋渔业*, 2013, 35(4): 373–381.
Yu Wei, Chen Xinjun, Yi Qian, et al. Annual difference of abundance index and its influencing factors of *Ommastrephes bartramii* in traditional fishing grounds in the Northwest Pacific[J]. *Marine Fisheries*, 2013, 35(4): 373–381.
- [31] 陈芑, 陈新军. 基于最大熵模型分析西南大西洋阿根廷滑柔鱼栖息地分布[J]. *水产学报*, 2016, 40(6): 893–902.
Chen Peng, Chen Xinjun. Analysis of habitat distribution of Argentine shortfin squid (*Illex argentinus*) in the southwest Atlantic Ocean using maximum entropy model[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2016, 40(6): 893–902.
- [32] 沈建华, 韩士鑫, 崔雪森, 等. 北太平洋巴特柔鱼渔业2001年低产原因分析[J]. *水产学报*, 2013, 27(4): 350–357.
Shen Jianhua, Han Shixin, Cui Xuesen, et al. An explanation on poorer harvest of flying squid in the North Pacific in 2001[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2013, 27(4): 350–357.
- [33] Murata M, Nakamura Y. Seasonal migration and diel vertical migration of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii* in the North Pacific[J]. *Japan Marine Fishery Resources Center*, Tokyo, 1998, 25: 13–30.
- [34] Litz M N C, Phillips A J, Brodeur R D, et al. Seasonal occurrences of Humboldt squid (*Dosidicus gigas*) in the northern California Current System[J]. *California Cooperative Oceanic Fisheries Investigations Report*, 2011, 52: 97–108.
- [35] 官文江, 田思泉, 王学昉, 等. CPUE标准化方法与模型选择的回顾与展望[J]. *中国水产科学*, 2014, 21(4): 852–862.
Guan Wenjiang, Tian Siqun, Wang Xuefang, et al. A review of methods and model selection for standardizing CPUE[J]. *Journal of Fishery Sciences of China*, 2014, 21(4): 852–862.
- [36] Maunder M N, Hinton M G. Estimating relative abundance from catch and effort data, using neural networks[R]. La Jolla, California: Inter-American Tropical Tuna Commission Comisión Ineramericana Del Atún Tropical, 2006.
- [37] 田思泉, 陈新军. 不同名义CPUE算法对CPUE标准化的影响[J]. *上海海洋大学学报*, 2010, 19(2): 240–245.
Tian Siqun, Chen Xinjun. Impacts of different calculating methods for nominal CPUE on CPUE standardization[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2010, 19(2): 240–245.

- [38] 武美先, 张学良, 温淑花, 等. BP神经网络及其改进[J]. *太原科技大学学报*, 2005, 26(2): 120–125, 130.
Wu Meixian, Zhang Xueliang, Wen Shuhua, et al. Summarization of BP neural network's improvement[J]. *Journal of Taiyuan University of Science and Technology*, 2005, 26(2): 120–125, 130.

Spatio-temporal dynamic of abundance index of Neon flying squid in relation to environmental variables in the Northwest Pacific Ocean using BP neural network

Wang Yameng¹, Wang Jintao^{1,2,3,4,5}, Chen Xinjun^{1,2,3,4,5}, Lei Lin^{1,2,3,4,5}

(1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. Key Laboratory of Oceanic Fisheries Exploration, Ministry of Agriculture, Shanghai 201306, China; 3. National Engineering Research Center for Oceanic Fisheries, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 4. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 5. Scientific Observing and Experimental Station of Oceanic Fishery Resources, Ministry of Agriculture, Shanghai 201306, China)

Abstract: *Ommastrephes bartramii* is an economically important species for Chinese squid jigging fleet. Understanding the spatio-temporal distribution on fishing ground is crucial to the sustainable utilization of fish resources. The study constructed BP (back propagation) neural network models with different scenarios to speculate the dynamics of *O. bartramii* abundance based on fishery data in the months of July to October during 2000 to 2015. The model with year, month, longitude, latitude, sea surface temperature (SST), and sea surface salinity (SSS) as independent variables, 8 neurons in hidden layers, had the smallest mean square error, and thus selected as optimal model. The results showed that the significant fluctuation in CPUE between years, the local abundance was low and scattered in July and October, whereas was high and concentrated at 41.5°–43.5°N, 155°–160°E in August and September. Environmental factors, including SST and SSS affect the spatio-temporal distribution of local abundance, and should be considered in stock assessment and management.

Key words: Northwest Pacific; back propagation neural network; spatial-temporal change; standardization