

DOI: 10.19663/j.issn2095-9869.20210421002

http://www.yykxjz.cn/

章贤成, 汪金涛, 陈新军. 基于 BP 神经网络的阿根廷滑柔鱼资源 CPUE 标准化研究. 渔业科学进展, 2022, 43(2): 11–20
ZHANG X C, WANG J T, CHEN X J. CPUE standardization of *Illex argentinus* based on BP neural network. Progress in Fishery Sciences, 2022, 43(2): 11–20

基于 BP 神经网络的阿根廷滑柔鱼资源 CPUE 标准化研究*

章贤成¹ 汪金涛^{1,2①} 陈新军^{1,2}

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

摘要 西南大西洋阿根廷滑柔鱼(*Illex argentinus*)是世界上重要的经济柔鱼类,也是我国远洋鱿钓的主要捕捞对象之一。单位努力量渔获量(CPUE)是渔业中广泛使用的表达种群丰度的指标,但 CPUE 易受到其他因素的影响,需对其进行标准化。本研究利用 2012—2017 年 1—4 月中国大陆西南大西洋阿根廷滑柔鱼鱿钓生产统计数据以及对应区域的环境数据,构建了 20 种误差反向传播人工神经网络(error backpropagation network, EBP)模型以标准化 CPUE。模型以月份(month)、经度(Lon)、纬度(Lat)、海表面温度(SST)、95 m 深层水温(PT95)、叶绿素 a 浓度(Chl-a)、海表面盐度(SSS)为输入因子,隐含层结点数从 1~20 个逐步增加,输出层为 CPUE,以决定系数(R^2)、最小均方误差(MSE)和平均相对方差(ARV)作为模型评价标准。结果显示,7-18-1 结构模型为最优模型,输入层因子权重从大到小依次为 SST、SSS、Month、PT95、Lon、Lat 和 Chl-a。研究表明,最优 BP 神经网络模型能较好地预测 CPUE 时空变化趋势,可以尝试用来作为阿根廷滑柔鱼 CPUE 标准化的新方法。

关键词 阿根廷滑柔鱼; BP 神经网络; CPUE 标准化; 环境因子

中图分类号 S931 **文献标识码** A **文章编号** 2095-9869(2022)02-0011-10

阿根廷滑柔鱼(*Illex argentinus*)属头足纲(Cephalopoda)、枪形目(Teuthoidea)、柔鱼科(Ommastrephidae)、滑柔鱼属(*Illex*),为大洋性浅海种,寿命短,生长迅速,整个种群几乎为单一世代组成,产卵后死亡。通常分布于西南大西洋 22°~54°S 塔哥尼亚大陆架和大陆坡 50~1000 m 水深的区域,尤其集中于 35°~52°S 的区域,是目前世界上最重要的商业性头足类之一(唐议, 2002; 王尧耕等, 2005)。我国

大陆渔船于 1997 年首次进入西南大西洋进行阿根廷滑柔鱼生产, 1998—1999 年共有 20 艘船在该海域进行鱿钓作业,到 2007 年,产量仅次于中国台湾和阿根廷,在 2015 年取得了年产 47 万 t 的突破,已成为我国远洋鱿钓渔业的一个重要组成部分(岳冬冬等, 2014; 宋伟华等, 2002)。

阿根廷滑柔鱼是一种典型的生态机会主义鱼种,对环境的微小变化和捕捞死亡率非常敏感(Waluda

*国家重点研发计划(2019YFD0901404)和国家自然科学基金(NSFC41876141)共同资助 [This work was supported by National Key Research and Development Program of China (2019YFD0901404), and National Natural Science Foundation of China (NSFC41876141)]. 章贤成, E-mail: zxc1179@foxmail.com

① 通讯作者: 汪金涛, E-mail: jtwang@shou.edu.cn

收稿日期: 2021-04-21, 收修改稿日期: 2021-05-31

et al, 1999), 资源年际和年间波动较大, 准确估计西南大西洋阿根廷滑柔鱼的资源丰度是其可持续发展的基础。通常, 单位捕捞努力量渔获量(catch per unit effort, CPUE)作为一种丰度指数, 被假设为与资源丰度成正比(Hilborn *et al*, 1992), 在鱼类资源评估和管理中起着不可或缺的作用(Maunders *et al*, 2004)。然而, 名义 CPUE 与资源量间的正比关系常因受众多因素(如时间、空间、环境、渔船参数等)的影响而难以成立(田思泉等, 2010; 官文江等, 2014), 短生命周期的阿根廷滑柔鱼更是如此, 必须对其 CPUE 进行标准化(Chen *et al*, 2009)。

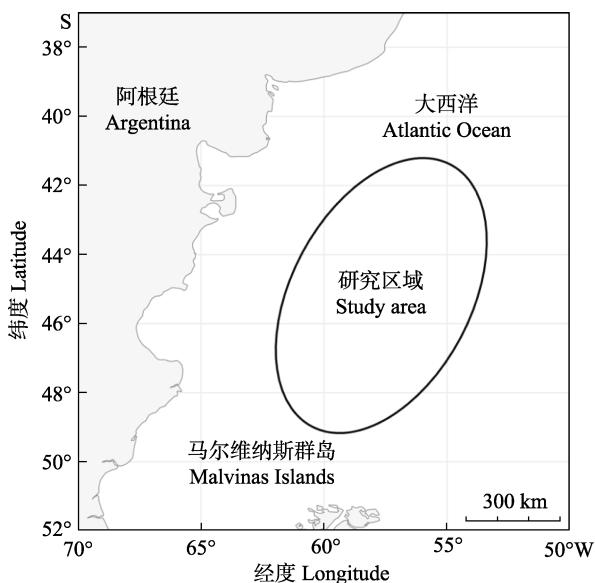


图 1 研究区域
Fig.1 The study area

陆化杰等(2013a、b)利用广义线性模型(general linear model, GLM)、广义加性模型(generalized additive model, GAM)和基于贝叶斯的广义线性模型(general linear Bayesian model, GLBM)对阿根廷滑柔鱼进行了 CPUE 标准化, 认为 GAM 模型和 GLBM 模型更适用于西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔业的 CPUE 标准化。GLM 模型在处理因变量和多个预测变量之间的非线性关系方面有明显的局限性, 无法灵活表达非线性关系, 无法处理应变量间存在的相关性。GLBM 模型也是建立在线性假设基础上, 且在给定捕鱼期内, 渔船通常集中在环境条件相似的位置, 渔场环境梯度较小, 这可能会导致贝叶斯方法在预测中丢失有效信息(Cao *et al*, 2011)。GAM 模型虽然能提供更大的灵活性, 以适应解释变量和 CPUE 之间不同形式的关系, 但其任何形式的推断过程均可能存在问题(官文江等, 2014)。目前, 非线性技术已被用于 CPUE 标准化研

究, 如人工神经网络(artificial neural network, ANN), 与 GLM 和 GAM 相比, ANN 拥有更大的灵活性和非线性学习能力而实现了更高的预测性能, 不要求数据满足任何假设, 也不需要分析鱼类对于环境条件的响应函数和各环境条件之间的相互关系, 具有很好的自主学习能力和很强的泛化和容错能力, 已成为渔业研究中模拟非线性关系的一种强大方法(Suryanarayana *et al*, 2008; Demuth *et al*, 2014)。误差反向传播神经网络(error backpropagation network, EBP), 由 McClelland 等(1986)首先提出, 属于多层前向神经网络, 采用误差反向传播的监督算法, 能够学习和存储大量的模式映射关系, 在很多领域得到了广泛应用(韩力群, 2006; 汪金涛等, 2014a)。BP 神经网络已经被成熟运用于西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场预报研究, 精度高(李娜等, 2017; 汪金涛等, 2015), 但尚无利用 BP 神经网络进行阿根廷滑柔鱼 CPUE 标准化的研究。

本研究选取 2012—2017 年 1—4 月我国鱿钓船队在西南大西洋的阿根廷滑柔鱼生产数据, 以 CPUE 为资源丰度相对指数, 结合与其资源丰度变化密切相关的环境因素(陈新军等, 2004; 张炜等, 2008; 伍玉梅等, 2009; 郑丽丽等, 2011), 包括海表面温度(sea surface temperature, SST)、95 m 深层水温(potential temperature 95, PT95)、叶绿素 *a* 浓度(Chlorophyll-*a*, Chl-*a*)、海表面盐度(sea surface salinity, SSS)以及经度(longitude)、纬度(latitude)和月份(month)等, 构建多种 BP 神经网络模型, 预测西南大西洋阿根廷滑柔鱼 CPUE 时空变化趋势, 并探索 CPUE 与上述因子之间的关系, 旨在为阿根廷滑柔鱼渔业生产及管理保护提供参考。

1 材料与方法

1.1 材料来源

2012—2017 年 1—4 月我国鱿钓船队在西南大西洋的生产数据来源于中国远洋渔业数据中心, 数据字段包括作业日期、作业位置、作业船数和渔获量。

海洋环境数据包括 SST、Chl-*a*、SSS 和 PT95。其中, SST 和 Chl-*a* 数据来源于 Oceanwatch (<http://oceanwatch.pifsc.noaa.gov>), SSS 数据来源于哥伦比亚大学气候数据实验室网站(<http://iridl.ldeo.columbia.edu>), PT95 数据来源于夏威夷太平洋数据中心(apdrc.soest.hawaii.edu)。时间跨度为 2012—2017 年 1—4 月, 空间跨度为 40°S~50°S、55°W~65°W。

将生产数据与环境数据按月的时间分辨率以及 0.2°×0.2°空间分辨率进行匹配融合, 形成网格状数据。

1.2 CPUE 计算及其归一化

CPUE 为每艘渔船每天的捕捞产量, 第 y 年、 m 月、经度 i 、纬度 j 对应的月均 CPUE 定义为:

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

式(1)中, $CPUE_{(y,m,i,j)}$ 表示 y 年 m 月、经度 i 、纬度 j 的平均 CPUE; $C_{(y,m,i,j)}$ 表示 y 年 m 月、经度 i 、纬度 j 的总产量; $E_{(y,m,i,j)}$ 表示 y 年 m 月, 位置在经度 i 、纬度 j 的总作业船数。

为了使 CPUE 更加便于研究, 对生产数据中的名义 CPUE 去异常值和缺失值, 再用取对数法以及最大-最小值法对数据进行归一化处理, 最后得到 2498 条数据(图 2)。

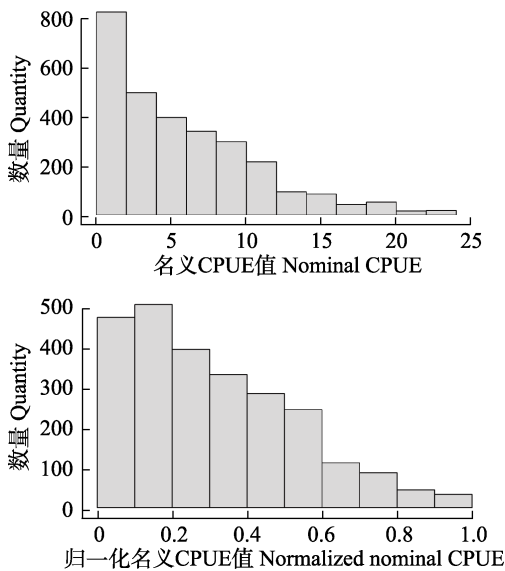


图 2 2012—2017 年 1—4 月 CPUE 频度分布
Fig.2 CPUE frequency distribution from January to April, 2012 to 2017

1.3 神经网络模型

BP 算法主要由学习过程的正向传播和反向传播组成。正向传播时, 样本从输入层进入, 经过隐含层的处理后传向输出层。如果输出层的实际值与期望输出值之间误差过大, 则转向误差的反向传播阶段。反向传播过程则是从输出层到输入层的逐层反传过程, 并在反传的过程中将误差分摊给各层的单元, 获得各层单元的误差信号, 将此误差信号作为修正的依据。正向传播与误差的反向传播都是周而复始进行的, 权重在不断地调整, 即神经网络的训练学习过程, 此过程直至达到模型可接受的误差范围内才会结束(胡洁等, 2010)。BP 模型网络结构主要由输入层、隐含层

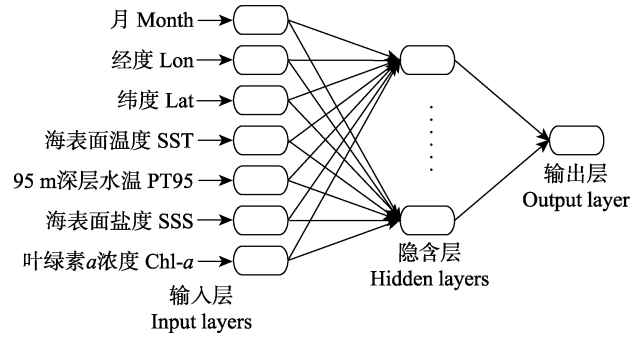


图 3 BP 神经网络结构
Fig.3 The structure of back propagation network

(中间层)和输出层组成(图 3)。

随机选取数据集的 70%作为训练样本集, 30%作为测试样本集, 最大训练批次 100 次。神经网络模型的输入层包括时间因子(Month)、空间因子(Lon 和 Lat)和环境因子(SST、PT95、SSS 和 Chl-a), 输出层为 CPUE, 1 个隐含层, 结点数从 1 至 20 逐个增加, 建立不同结构的 BP 神经网络(图 3)。

研究以决定系数 R^2 、最小均方误差(MSE)以及平均相对方差(ARV)评价各结构模型精度, 选择最优模型。利用简单的线性回归建模(观测值与神经网络预测值)提取 R^2 , R^2 越接近 1, 模型精度越高(邓多等, 2020)。MSE 也可作为判断最优模型的标准(汪金涛等, 2014b), MSE 的函数定义见公式(2), MSE 越小, 则 BP 神经网络预测的结果越准确。ARV 衡量神经网络泛化能力, ARV 的函数定义见公式(3), ARV 值越小, 模型越稳定, 神经网络泛化能力越强, 预测效果越好。如果 $ARV=0$, 表示模型完全达到了预期结果(杨虞微等, 2005; Wang *et al*, 2018a)。

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n} \quad (2)$$

$$ARV = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (3)$$

式中, n 为 CPUE 的个数, x_i 为 CPUE 的实际值, \hat{x}_i 为 CPUE 的预估值, \bar{x}_i 为名义 CPUE 的平均值。

利用多次交叉验证评价模型稳定性。每次循环时, 将数据按 70%和 30%的比例随机分为训练样本和测试样本, 模型训练结束后, 利用测试样本计算模型精度指标。进行 100 次循环得到 20 个模型的 R^2 、MSE 和 ARV 值的分布, 综合 3 个指标的大小及变化趋势选取最优模型。

1.4 输入因子重要度

神经网络解释图(neural interpretation diagram, NID)可以将输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的连接权重用直线表示。神经网络的非线性映射能力强,训练后的BP神经网络可获得各层间的连接权重,直线的粗细表示连接权重绝对值的大小,即信号作用的强弱(Özesmi *et al.*, 1999)。Garson 算法(Garson *et al.*, 1991)是基于连接权重的神经网络敏感性分析方法,它可以借助神经网络获得权重的灵敏度,利用连接权重的乘积得到输入变量对输出变量的重要程度,即相对贡献值,能直观反映输入层各个因子的重要程度。

1.5 预测 CPUE 时空分布

利用最优模型预测 2012—2017 年的 1—4 月滑柔鱼空间 CPUE,进行归一化处理绘制空间热力分布图,与名义 CPUE 进行空间位置对比分析。

2 结果

2.1 最优模型

模型精度分布图显示(图 4a), R^2 随隐含层结点数增加而逐渐增大,模型 18 的 R^2 最大;MSE 值随隐含层结点数增加,波动下降,模型 18 的 MSE 值最小(图 4b);ARV 值分布趋势与 MSE 值相似,模型 1~4 下降趋势明显,模型 5~16 较为平缓,模型 17~20 的 ARV 值先降后增,模型 19 的 ARV 值最低(图 4c)。综上所述,

模型 18 为相对最优模型(图 4)。

2.2 输入因子权重

模型因变量与自变量之间存在非常复杂的非线性关系(图 5),各变量的贡献率从大到小依次为 SST、SSS、month、PT95、Lon、Lat 和 Chl-*a* (图 6)。

2.3 CPUE 空间分布

整体上看,名义 CPUE 在该海域主要以东北-西南走向分布,2014 和 2015 年显著高于其他年份。预测值的范围较名义值分布更广,且变化更大。部分月份,如 2014 年 1—3 月,在研究海域东北边缘出现异常偏高;每年 1 月分布预测结果较差,高值区主要分布于研究海域西南部;每年 2 月预测 CPUE 最高,高值区主要分布在研究海域的西南部和东北部。每年 3、4 月预测结果分布在东北-西南条带状较为明显。部分月份高预测值分布在遵循东北-西南大趋势下出现较为明显的东西纬向上的延伸,如 2014 年 4 月。东北-西南走向的高值区分布模式与大部分月份的实际作业区分布较为吻合,如 2012 年 2 月、2015 年 3 月、2016 年 3 月、2017 年 3 月等比较显著(图 7)。

2.4 CPUE 时间变化

月均归一化名义 CPUE 在(0, 0.5)区间内有较大的波动,而月均归一化预测 CPUE 则波动幅度较小,主要在(0.2, 0.3)区间内小幅波动。在同一时间,虽然月均名义 CPUE 和月均预测 CPUE 大小有一定差别,

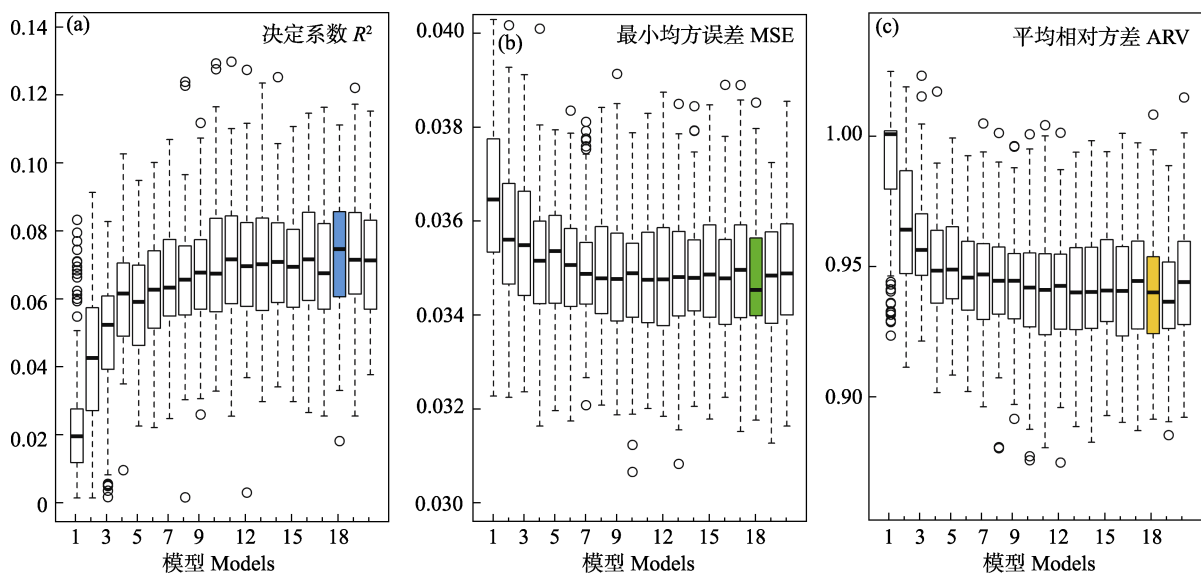


图 4 所有模型的 R^2 、MSE 及 ARV 大小分布
Fig.4 Distribution of R^2 , MSE and ARV of all models

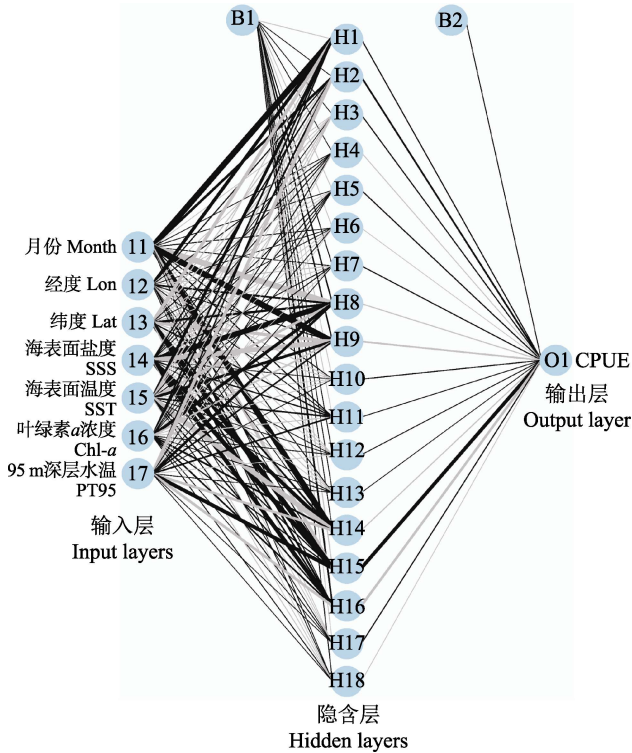


图 5 模型 18 神经网络解释图

Fig.5 Neural network interpretation of Model 18

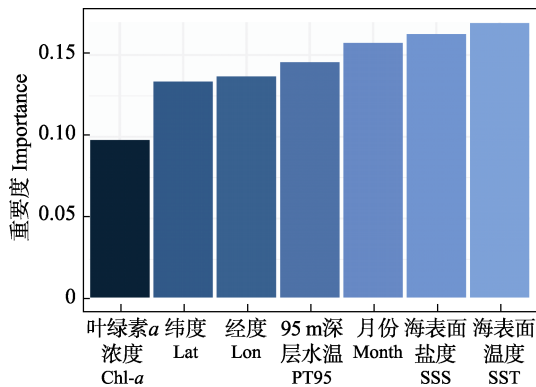


图 6 模型 18 Garson 图

Fig.6 Garson diagram of Model 18

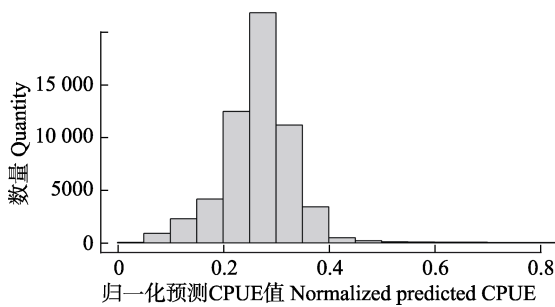


图 7 2012—2017 年 1—4 月预测 CPUE 频度分布

Fig.7 Predicted CPUE frequency distribution from January to April, 2012 to 2017

但在时间变化趋势上二者有较高的一致性(图 8), 且每年的 2 月预测值相对偏高, 这与空间分布图表达的结果较为吻合。时间变化趋势上, 在 2016 年 1 月出现了较大的偏差, 呈现负相关(图 9)。

3 分析与讨论

阿根廷滑柔鱼作为一种短生命周期的种类, 其资源变动和渔场分布对海洋环境条件较为敏感, 其资源的评估必须要采用标准化 CPUE。本研究提出一种基于 BP 神经网络的阿根廷滑柔鱼 CPUE 标准化的研究方法, 建立了对 2012—2017 年西南大西洋阿根廷滑柔鱼 CPUE 标准化的 20 种不同的神经网络模型, 根据 R^2 、MSE 和 ARV 选出最优模型, 并对 CPUE 进行预测和验证。

3.1 输入因子重要度

对阿根廷滑柔鱼 CPUE 分布影响权重自大到小分别为 SST、SSS、Month、PT95、Lon、Lat 和 Chl-a。各个因子间重要度相差较小, 说明都是影响阿根廷滑柔鱼时空分布的重要因素, 其中, SST 为最重要的海洋环境因子。这与以往学者的研究结果较为一致, 如 Sacau 等(2005)在阿根廷滑柔鱼资源丰度时空预测建模研究中认为, SST、Lon、Lat 和 Month 为最重要的影响因子; Chang 等(2015)研究认为, 海水温度是海洋因子的代表, 加之巴西暖流和福克兰寒流在此汇聚, 使海水温度对滑柔鱼分布有更显著影响; Bazzino 等(2005)发现, 3—8 月, 阿根廷滑柔鱼偏爱水深为 80~280 m 的中层和外部大陆架较冷水层, 11、12 月, 偏爱深度为 70~90 m 的较浅、较温暖水层, 表明种群分布与深层温度之间存在显著关联, 阿根廷滑柔鱼具有昼夜垂直移动现象, 通常其深层温度及温跃层有无也是寻找中心渔场的指标之一(陈新军等, 2012)。本研究建模时, 在输入层因子中加入 95 m 水层温度, 且表明 PT95 为较重要的环境因子(图 6)。在空间要素中, Lon 的贡献率略大于 Lat, 这可能是由于受巴西暖流和马尔维纳斯寒流的影响(Piola *et al.*, 2019), 海水温、盐结构也会有纬向上的扰动, 海水温、盐度会随之发生变化, 影响滑柔鱼分布。Chl-a 是代表海水浮游生物量的指标之一, 对西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场的形成有重要影响(Wang *et al.*, 2020), 但在该模型中贡献率最低, 可能是由于 Chl-a 浓度受海水温、盐状况影响较大(金思韵等, 2012), 其重要度在海表面温度以及海表面盐度都有贡献时显得较后二者更低。

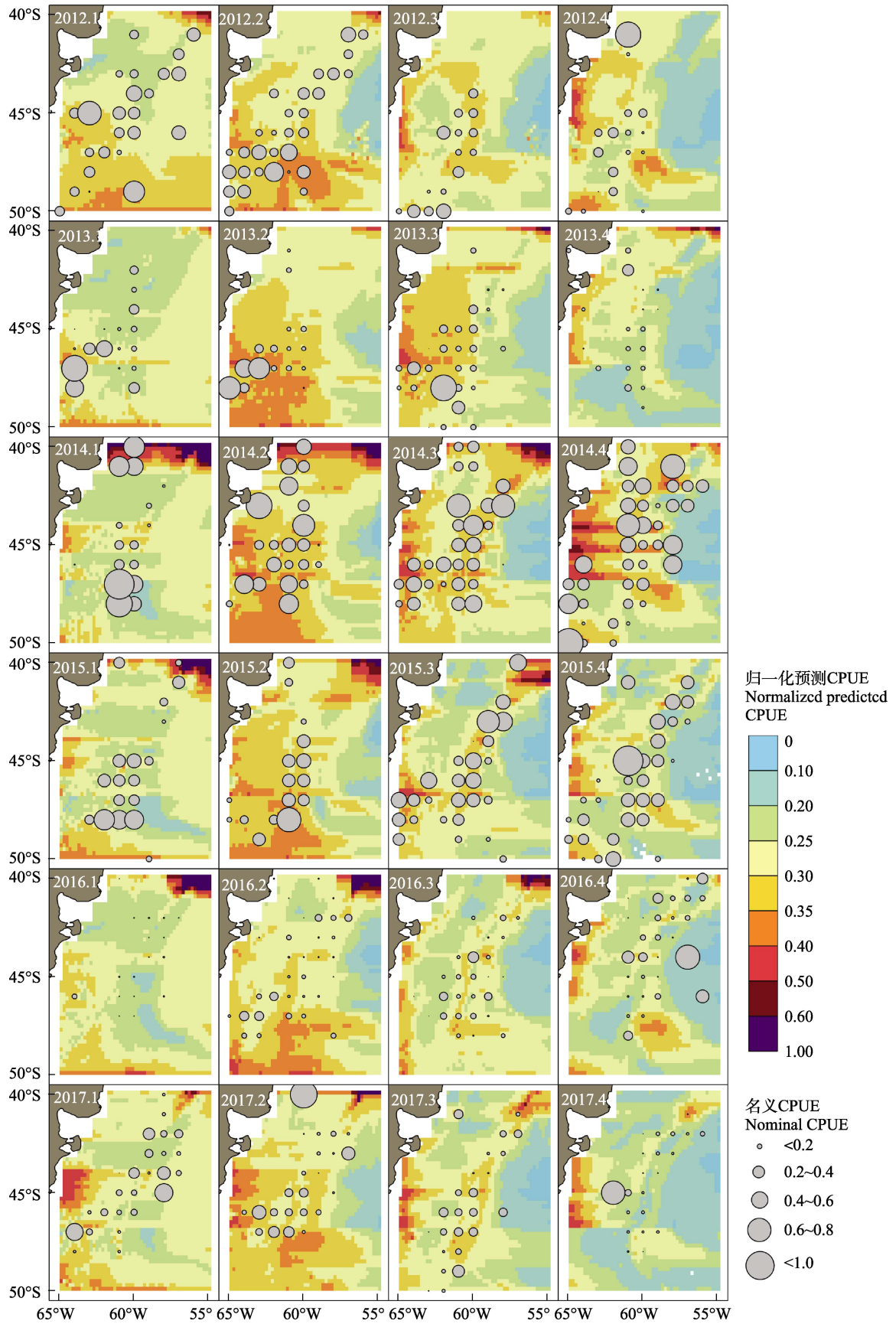


图 8 名义 CPUE 与预测 CPUE 分布
Fig.8 Distribution of nominal CPUE and predicted CPUE

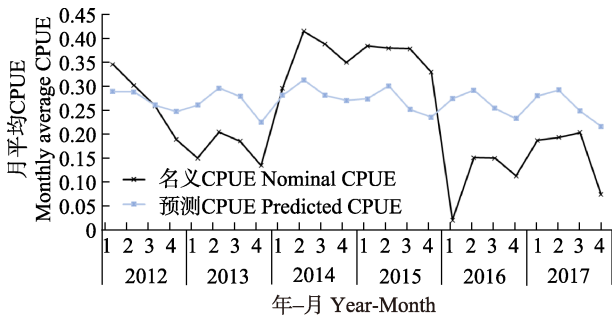


图 9 CPUE 月变化

Fig.9 Monthly variation of CPUE

3.2 CPUE 空间分布

预测结果较实际值偏低,这是由于BP神经网络模型在进行预测的过程中,误差累计现象明显(付川等, 2019)。从预测CPUE的空间分布看,与实际的名义CPUE分布有一定的相关性,有着近似的分布趋势,但也有一些月份模型预测效果较差,其原因可能是商业捕捞数据量较小,并且由于此次CPUE预测是对整个研究海域而言,以局限的点预测完整的面,导致部分月份精准性较差。部分月预测结果在研究海域东北角出现异常,可能是由于模型的系统性误差导致,无法对研究区域边缘进行准确预测。预测CPUE主要呈东北-西南走向分布,这可能与渔船作业区域、线路和阿根廷滑柔鱼洄游路线有关。1—2月,中国鱿钓渔船在西南大西洋捕捞的阿根廷滑柔鱼主要以夏季产卵群体(summer spawning stock, SSS)为主;从2月中旬开始,有部分南部巴塔哥尼亚群体(south patagonic stock, SPS);从3月开始,SPS成为渔场的主要亚群,SSS群体的产卵场主要分布在福克兰或巴西海流控制下44°S附近陆坡,SPS群体的产卵场主要分布在42~47°S的大陆坡中部(刘岩等, 2012)。阿根廷滑柔鱼的洄游路线主要是从南部冷水索饵区(马尔维纳斯/福克兰洋流)到偏北部温暖的产卵区(巴西洋流)(Bazzino *et al*, 2005),且东北-西南走向也与南美洲大陆西海岸线相平行,垂直于大陆架逐渐向深海延伸的方向,得益于寒暖流的交汇所带来的底层海水上泛带来了大陆架陆坡底层的营养物质,阿根廷滑柔鱼资源分布与海岸线接近平行,也说明了水深与不同水层的水温对分布有着重要影响。本研究在环境数据中加入的95 m水层水温表现出较高的贡献率,也进一步佐证了上面的观点。由于模型预测只考虑建模时的输入因子,但鱼类种群分布受到多样而复杂的因素的影响,尤其是一年生的阿根廷滑柔鱼,对环境变化和人为活动非常敏感(Arkipkin *et al*, 2013),使模型预测结果并不完全理想。模型的不确定性主要来自数

据采集和模型参数的不确定性(Wang *et al*, 2018b)。本研究渔获数据仅来源于中国大陆,数据量较为欠缺,进一步影响了模型预测。

3.3 CPUE 时间变化

从时间变化来看,预测CPUE波动很小,且数值较名义CPUE普遍较小,可能是由于预测过程在很大程度上消除了空间、时间和环境因素对CPUE的影响,使其波动较小。名义CPUE与预测CPUE在变化趋势上有较强的一致性,表明该BP神经网络模型能够预测CPUE的时间变化趋势,但无法准确地预测CPUE值。预测月均值在每年的2月达到最高,实际的阿根廷滑柔鱼渔汛期主要在1—4月(郑丽平等, 2011; 陈新军等, 2005),且在2、3月名义CPUE达到高峰,这与预测结果较为一致。在时间序列上,主要在2016年1月出现较大偏差,是由于该月名义CPUE异常偏低,可能是由于2015年的过度捕捞影响了阿根廷滑柔鱼的资源补充。在其他时间段,模型预测结果与实际趋势较吻合。

研究认为,7-18-1结构模型为最优模型,海表面温度(SST)、海表面盐度(SSS)、月份(Month)、95 m深层水温(PT95)、经度(Lon)、纬度(Lat)、叶绿素a浓度(Chl-a)皆对阿根廷滑柔鱼的CPUE分布有显著影响。CPUE空间预测结果为东北、西南偏高,整体呈东北-西南走势,与作业区域分布趋势较为接近。预测CPUE与名义CPUE时空变化趋势有很强的一致性,表明该模型虽然无法准确预测CPUE,但可以预测CPUE变化趋势。因此,该神经网络模型能较好地预测CPUE的时间和空间变化趋势,可以尝试用作阿根廷滑柔鱼CPUE标准化的新方法。

3.4 不足及未来展望

本研究考虑了SSS、Chl-a、SST和PT95 4个环境要素,若数据资料充足,可以考虑将海平面高度及异常、更多水层水温、海水密度、南极震荡(Antarctic oscillation, AAO)、南方涛动指数(southern oscillation index, SOI)、净初级生产力等要素纳入研究,可以增加模型准确性。后续研究还可以考虑其他时间分辨率和空间分辨率,对比研究结果,以寻求最佳时间和空间分辨率。本研究仅分析了单隐含层的BP神经网络结构模型,对于多隐含层的神经网络结构是否能用于标准化资源丰度或者提高预报精度,有待进一步研究。另外,BP神经网络是一种黑箱模型,其本质是一种梯度下降算法,不可避免地具有收敛速度慢、局部最优、稳定性差等缺点,如何提高该方法在渔业分

布研究中的准确性和稳定性也有待更多的探索。因为零值对神经网络建模有一定负面影响,本研究对所采用的渔业数据的零值进行了剔除,BP神经网络容易陷入局部极小值,如何在零膨胀情况下或其他极小值干扰的情况下合理建模也是亟待解决的问题。

参 考 文 献

- ARKHIPKIN A I. Squid as nutrient vectors linking southwest Atlantic marine ecosystems. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 2013, 95: 7–20
- BAZZINO G, QUINONES R A, NORBIS W. Environmental associations of shortfin squid *Illex argentinus* (Cephalopoda: Ommastrephidae) in the Northern Patagonian Shelf. *Fisheries Research*, 2005, 76(3): 401–416
- CAO J, CHEN X, CHEN Y, *et al.* Generalized linear Bayesian models for standardizing CPUE: An application to a squid-jigging fishery in the northwest Pacific Ocean. *Scientia Marina*, 2011, 75(4): 679–689
- CHANG K Y, CHEN C S, WANG H Y, *et al.* The Antarctic oscillation index as an environmental parameter for predicting catches of the Argentine shortfin squid (*Illex argentinus*) (Cephalopoda: Ommastrephidae) in southwest Atlantic waters. *Fishery Bulletin*, 2015, 113(2): 202–212
- CHEN C S, CHIU T S. Standardizing the CPUE for the *Illex argentinus* fishery in the southwest Atlantic. *Fisheries Science*, 2009, 75(2): 265–272
- CHEN X J, LU H J, LIU B L, *et al.* Forecasting fishing ground of *Illex argentinus* by using habitat suitability model in the southwest Atlantic. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2012, 21(3): 431–438 [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. *上海海洋大学学报*, 2012, 21(3): 431–438]
- CHEN X J, ZHAO X H. The relationship between the distribution of production of squid *Illex argentinus* and sea surface temperature in the southwest Atlantic Ocean. *Journal of Dalian Ocean University*, 2005, 20(3): 222–228 [陈新军, 赵小虎. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼产量分布与表温关系的初步研究. *大连水产学院学报*, 2005, 20(3): 222–228]
- CHEN X J, LIU J L. Preliminary analysis on the relationship between the distribution of fishing ground of *Illex argentinus* and SST in the Patagonian shelf. *Marine Fisheries Research*, 2004, 25(6): 19–24 [陈新军, 刘金立. 巴塔哥尼亚大陆架海域阿根廷滑柔鱼渔场分布及与表温的关系分析. *海洋水产研究*, 2004, 25(6): 19–24]
- DEMUTH H B, BEALE M H, DE JESS O, *et al.* *Neural network design*. Martin Hagan, 2014
- DENG D, CHEN J K, PEI L. A deep confidence network-based method for predicting the safety factor of deep slip stability of gravity dams. *Water Resources Planning and Design*, 2020(9): 140–145 [邓多, 陈建康, 裴亮, 等. 基于深度置信网络的重力坝深层抗滑稳定安全系数预测方法. *水利规划与设计*, 2020(9): 140–145]
- FU C, LIU G, ZHAO Z D, *et al.* Forecast model of natural gas daily load in winter based on residual correction. *Oil-Gas Field Surface Engineering*, 2019, 38(10): 25–30 [付川, 刘刚, 赵忠德, 等. 基于残差修正的冬季天然气日负荷预测模型. *油气田地面工程*, 2019, 38(10): 25–30]
- GARSON D G. *Interpreting neural network connection weights*. Miller Freeman, Inc., 1991, 47–51
- GUAN W J, TIAN S Q, WANG X F, *et al.* A review of methods and model selection for standardizing CPUE. *Journal of Fishery Sciences of China*, 2014, 21(4): 852–862 [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. *中国水产科学*, 2014, 21(4): 852–862]
- HAN L Q. *Artificial neural network tutorial*. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2006 [韩力群. *人工神经网络教程*. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006]
- HILBORN R, WALTERS C J. Quantitative fisheries stock assessment: Choice, dynamics and uncertainty. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 1992, 2(2): 177–178
- HU J, ZENG X J. Fast learning algorithm of global convergence for BP-neural network. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2010, 30(5): 604–610 [胡洁, 曾祥金. 一种快速且全局收敛的 BP 神经网络学习算法. *系统科学与数学*, 2010, 30(5): 604–610]
- JIN S Y, PAN J M, HAN Z B. Spatial and temporal variability of chlorophyll *a* during the austral summer in Prydz Bay, Antarctica. *Chinese Journal of Polar Research*, 2012, 24(4): 361–371 [金思韵, 潘建明, 韩正兵. 南极夏季普里兹湾叶绿素 *a* 的时空变化研究. *极地研究*, 2012, 24(4): 361–371]
- LI N, LU H J, CHEN X J. Comparison of different forecasting model for fishing ground of *Illex argentinus* based on artificial neural networks in the southwest Atlantic Ocean. *Journal of Guangdong Ocean University*, 2017, 37(1): 65–71 [李娜, 陆化杰, 陈新军. 基于不同 BP 神经网络的西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场预报模型比较. *广东海洋大学学报*, 2017, 37(1): 65–71]
- LIU Y, ZHANG X M, ZHOU Y, *et al.* An analysis of biological characteristics of Argentine shortfin squid *Illex argentinus* collected by trawl in southwest Atlantic in 2011. *South China Fisheries Science*, 2012, 8(3): 39–47 [刘岩, 张秀梅, 周游, 等. 2011 年西南大西洋拖网渔获物阿根廷滑柔鱼生物学分析. *南方水产科学*, 2012, 8(3): 39–47]
- LU H J, CHEN X J, CAO J, *et al.* CPUE standardization of *Illex argentinus* for Chinese Mainland squid-jigging fishery in the southwest Atlantic Ocean. *Journal of Fisheries of China*, 2013a, 37(6): 951–960 [陆化杰, 陈新军, 曹杰, 等. 中国大陆阿根廷滑柔鱼鱿钓渔业 CPUE 标准化. *水产学报*, 2013a, 37(6): 951–960]
- LU H J, CHEN X J, CAO J. CPUE standardization of *Illex*

- argentinus* for Chinese Mainland squid-jigging fishery based on generalized linear Bayesian models. *Acta Ecologica Sinica*, 2013b, 33(17): 5375–5384 [陆化杰, 陈新军, 曹杰. 基于 GLBM 模型的中国大陆阿根廷滑柔鱼鱿钓渔业 CPUE 标准化. *生态学报*, 2013b, 33(17): 5375–5384]
- MAUNDER M N, PUNT A E. Standardizing catch and effort data: A review of recent approaches. *Fisheries Research*, 2004, 70(2/3): 141–159
- MCCLELLAND J L, RUMELHART D E. PDP Research Group. Parallel distributed processing. Cambridge, MA: MIT Press, 1986
- ÖZESMI S L, ÖZESMI U. An artificial neural network approach to spatial habitat modelling with interspecific interaction. *Ecological Modelling*, 1999, 116(1): 15–31
- PIOLA A R, MATANO R P. Ocean currents: Atlantic western boundary: Brazil current/Falkland (Malvinas) current. Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences: Encyclopedia of Ocean Sciences (Third Edition), 2019, 3: 414–420
- SACAU M, PIERCE G J, WANG J, *et al.* The spatial-temporal pattern of Argentine shortfin squid *Illex argentinus* abundance in the southwest Atlantic. *Aquatic Living Resources*, 2005, 18(4): 361–372
- SONG W H, XIONG P F. Research on the developing of Argentine shortfin squid-jig fishing in the south-west Atlantic. *Transactions of Oceanology and Limnology*, 2002(1): 62–68 [宋伟华, 熊鹏飞. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼作业前景的探讨. *海洋湖沼通报*, 2002(1): 62–68]
- SURYANARAYANA I, BRAIBANTI A, RAO R S, *et al.* Neural networks in fisheries research. *Fisheries Research*, 2008, 92(2/3): 115–139
- TANG Y. Analysis on biological characteristics of the catch of squid jigging in the southwest Atlantic. *Marine Fisheries*, 2002(1): 17–22 [唐议. 西南大西洋鱿钓作业渔获物——阿根廷滑柔鱼生物学分析. *海洋渔业*, 2002(1): 17–22]
- TIAN S Q, CHEN X J. Impacts of different calculating methods for nominal CPUE on CPUE standardization. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2010, 19(2): 240–245 [田思泉, 陈新军. 不同名义 CPUE 算法对 CPUE 标准化的影响. *上海海洋大学学报*, 2010, 19(2): 240–245]
- WALUDA C M, TRATHAN P N, RODHOUSE P G. Influence of oceanographic variability on recruitment in the *Illex argentinus* (Cephalopoda: Ommastrephidae) fishery in the south Atlantic. *Marine Ecology Progress Series*, 1999, 183: 159–167
- WANG J T, GAO F, LEI L, *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. *Haiyang Xuebao*, 2014a, 36(8): 65–71 [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. *海洋学报*, 2014a, 36(8): 65–71]
- WANG J T, GAO F, LEI L, *et al.* Impacts of temporal and spatial scale as well as environmental data on fishery forecasting models for *Illex argentinus* in the southwest Atlantic. *Journal of Fishery Sciences of China*, 2015, 22(5): 1007–1014 [汪金涛, 高峰, 雷林, 等. 阿根廷滑柔鱼渔场预报模型最适时空尺度和环境因子分析. *中国水产科学*, 2015, 22(5): 1007–1014]
- WANG J T, GAO F, LEI L, *et al.* Modeling of fishing grounds for *Dosidicus gigas* based on BP neural network in southeast Pacific. *Marine Fisheries*, 2014b, 36(2): 131–137 [汪金涛, 高峰, 雷林, 等. 基于神经网络的东南太平洋茎柔鱼渔场预报模型的建立及解释. *海洋渔业*, 2014b, 36(2): 131–137]
- WANG J, CHEN X, CHEN Y. Projecting distributions of Argentine shortfin squid (*Illex argentinus*) in the southwest Atlantic using a complex integrated model. *Acta Oceanologica Sinica*, 2018a, 37(8): 31–37
- WANG J, CHEN X, STAPLES K W, *et al.* A stock assessment for *Illex argentinus* in southwest Atlantic using an environmentally dependent surplus production model. *Acta Oceanologica Sinica*, 2018b, 37(2): 94–101
- WANG J, JIANG Y, ZHANG J, *et al.* Catch per unit effort (CPUE) standardization of Argentine shortfin squid (*Illex argentinus*) in the southwest Atlantic Ocean using a habitat-based model. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(24): 9309–9327
- WANG Y G, CHEN X J. The resources and biology of economic oceanic squid in the world. Beijing: Ocean Press, 2005, 189–190 [王尧耕, 陈新军. 世界大洋性经济柔鱼类资源及其渔业. 北京: 海洋出版社, 2005, 189–190]
- WU Y M, YANG S L, SHEN J H, *et al.* Fishing grounds characteristics of *Illex argentinus* in southwest Atlantic. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2009, 20(6): 1445–1451 [伍玉梅, 杨胜龙, 沈建华, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼作业渔场特征. *应用生态学报*, 2009, 20(6): 1445–1451]
- YANG Y W, CHEN G. Artificial neural network forecasting method in monitoring technique by spectrometric oil analysis. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2005, 25(8): 1339–1343 [杨虞微, 陈果. 光谱油样分析监测技术中的神经网络预测方法. *光谱学与光谱分析*, 2005, 25(8): 1339–1343]
- YUE D D, WANG L M, FAN W, *et al.* *Illex argentinus* fishery resources management in Argentina and its enlightenment for China. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2014, 16(6): 124–131 [岳冬冬, 王鲁民, 樊伟, 等. 阿根廷滑柔鱼渔业资源管理及对我国的启示. *中国农业科技导报*, 2014, 16(6): 124–131]
- 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.

Journal of Shanghai Ocean University, 2008, 17(4): 471–475 [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. 上海水产大学学报, 2008, 17(4): 471–475]

ZHENG L L, WU Y M, FAN W, *et al.* The distribution of

chlorophyll-*a* and its relationship with the *Illex argentinus* fishing ground of southwest Atlantic Ocean. Transactions of Oceanology and Limnology, 2011(1): 63–70 [郑丽丽, 伍玉梅, 樊伟, 等. 西南大西洋阿根廷滑柔鱼渔场叶绿素 *a* 分布及其与渔场的关系. 海洋湖沼通报, 2011(1): 63–70]

(编辑 冯小花)

CPUE Standardization of *Illex argentinus* Based on BP Neural Network

ZHANG Xiancheng¹, WANG Jintao^{1,2①}, CHEN Xinjun^{1,2}

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

Abstract *Illex argentinus* is an important economic cephalopod worldwide, as well as an important fishing target for China's mainland and Taiwan Province. Catch per unit effort (CPUE) is a widely used index to express stock abundance in fisheries. However, CPUE is susceptible to many factors; therefore, it must be standardized. In this research, the statistical data of squid fishing production and the corresponding environmental data from January to April, 2012 to 2017 in mainland China were selected, and the BP neural network method was adopted to establish a model to standardize CPUE. The model uses month, longitude (Lon), latitude (Lat), sea surface temperature (SST), potential temperature of the -95 m layer (PT95), chlorophyll-*a* (Chl-*a*), and sea surface salinity (SSS) as input factors. There were 12 hidden layers, from 4 to 15, and the output layer was CPUE. R^2 , mean squared error (MSE), and average relative variance (ARV) were used as the evaluation criteria of the model. The results showed that a 7-18-1 structure was the optimal model, and the input layer factors in order from high to low weights were SST, SSS, month, PT95, Lon, Lat, and Chl-*a*. The temporal and spatial distribution predictions for the same sea area indicated that although the BP neural network model could not accurately predict the specific values of CPUE, it could predict the temporal and spatial variations of CPUE, which could be used for the CPUE standardization of *I. argentinus*.

Key words *Illex argentinus*; BP neural network; CPUE standardization; Environmental factors

① Corresponding author: WANG Jintao, E-mail: jtwang@shou.edu.cn