

DOI: 10.12264/JFSC2020-0323

气候变化对东南太平洋智利竹筴鱼渔获量的影响

肖启华^{1,2}, 黄硕琳²

1. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306;

2. 上海海洋大学海洋文化与法律学院, 上海 201306

摘要: 为了探讨气候变化对智利竹筴鱼(*Trachurus murphyi*)渔获量的长期影响, 采集 1900—2016 年北大西洋涛动(North Atlantic Oscillation, NAO)、太平洋年代际涛动(Pacific Decadal Oscillation, PDO)、厄尔尼诺(El Niño)等 8 个低频气候变化参数, 全球海气温度异常指标时间序列数据和 1970—2016 年东南太平洋智利竹筴鱼总渔获量数据, 在对其进行相关性分析的基础上, 运用 BP 神经网络模型构建了东南太平洋智利竹筴鱼渔获量预测模型, 并以效率系数为评价规则对预测模型进行评价, 进而得到了最优预测模型。最后对最优预测模型进行了因子敏感性分析, 提取了对东南太平洋智利竹筴鱼(*Trachurus murphyi*)影响较大的因子。最优预测模型拟合效果显示, 渔获量拟合值与观测值有基本一致的变化趋势, 两个序列的线性相关系数为 0.745, 模型拟合效果良好。最优模型因子敏感性分析表明, 在研究期间, 影响东南太平洋智利竹筴鱼渔获量的气候变化表征因子主要为北大西洋涛动、太平洋年代际涛动和北太平洋指数。

关键词: 气候变化; 智利竹筴鱼; 相关性分析; BP 神经网络模型

中图分类号: S931

文献标志码: A

文章编号: 1005-8737-(2021)08-1020-10

气候变化对人类社会和自然生态系统的威胁是目前最重要的国际问题之一, 气候变化通过对地球物理系统的自然影响来作用于其中的各种生物。作为对正在发生的气候变化的响应, 许多陆地、淡水和海洋物种已改变了其分布范围、季节性活动、迁徙模式、丰度以及物种间的相互作用^[1]。研究表明大西洋和太平洋的主要商业鱼类捕获量变动都与长期的气候波动有关^[2]。

智利竹筴鱼(*Trachurus murphyi*)是一种分布于南太平洋亚热带水域的上层鱼类, 从南美洲西海岸的秘鲁、智利一直到新西兰、澳大利亚外海均有广泛分布, 是秘鲁、智利两国沿岸围网渔业, 也是我国远洋渔业大型拖网加工船的主要目标鱼种之一^[3]。智利竹筴鱼渔获量在 20 世纪 70 年代开始稳步增加, 到 1995 年达到高峰后便迅速下降,

之后一直在低位徘徊, 其中有全球气候变化在内的多种原因^[2]。目前已有一些学者对智利竹筴鱼资源量受气候变化或海洋环境因素的影响进行了研究, 如 Espíndola 等^[4]在运用 Ricker 模型对智利竹筴鱼进行资源评估时发现, 智利竹筴鱼补充量受海表面温度的影响; Li 等^[5]以及牛明香等^[6]进行智利竹筴鱼渔获量标准化时得出智利竹筴鱼资源丰度受海表面温度、拉尼娜和厄尔尼诺事件以及叶绿素浓度等的影响; Arcos 等^[7]的研究也说明了智利竹筴鱼资源分布受厄尔尼诺事件的影响等。已有研究中智利竹筴鱼渔业受气候变化影响涉及的因素以海洋环境各要素为主, 对区域以及全球气候变量的讨论较少, 原因在于气候变化往往持续较长一段时期, 通常为数十年或更长时间^[8], 而目前的研究多以 10 年以内的短期研究为主, 短

收稿日期: 2020-10-24; 修订日期: 2020-11-16.

基金项目: 国家社会科学基金项目(17VHQ010).

作者简介: 肖启华(1976—), 女, 副教授, 研究方向为渔业资源评估. E-mail: qhxiao@shou.edu.cn

通信作者: 黄硕琳, 教授, 研究方向为渔业管理. E-mail: slhuang@shou.edu.cn

期研究在揭示气候变化对渔业的影响上存在一定的局限性。本研究采用低频气候变化参数长时间序列数据, 对其进行相关性分析, 并在此基础上利用神经网络模型构建东南太平洋智利竹筴鱼渔获量预测模型, 用以探讨气候变化对智利竹筴鱼渔获量的长期影响, 为东南太平洋智利竹筴鱼的可持续开发提供科学的参考依据。

1 材料与方法

1.1 材料

采用低频气候变化参数: 厄尔尼诺相关指标 (Niño1+2、Niño3、Niño4 以及 Niño3.4), 南方涛动指数 (Southern Oscillation Index, SOI), 北大西洋涛动 (North Atlantic Oscillation, NAO), 太平洋年代际涛动 (Pacific Decadal Oscillation, PDO), 北太平洋指数 (North Pacific Index, NPI) 以及全球海气温度异常指标 (dT) 作为气候变化表征因子。其中, dT 为英国气象局哈德利中心的观测数据集 Hadcrut4 数据 (<https://www.metoffice.gov.uk/hadobs/hadcrut4/>), 该数据是由分布在全球 50 多个国家的观测站观测的、包含陆地表面气温和海表面温度的 100 个数据集融合而来的网格数据; 其余数据来自美国国家海洋和大气管理局 (https://www.esrl.noaa.gov/psd/gcos_wgsp/Timeseries/), 各指标含义可以参考上述网站), 各指标数据均为 1900—2016 年月度数据。

东南太平洋智利竹筴鱼总渔获量 (catch) 为南太平洋区域渔业管理组织 (South Pacific Regional Fisheries Management Organization, SPRFMO) 管辖范围内的沿岸围网渔业以及公海拖网渔业所获全部渔获量 (<http://www.sprfmo.int/assets/SC5-2017/Annex-9-2017-Assessment-input-and-results.pdf>), 为 1970—2016 年年度数据。

1.2 研究方法

1.2.1 相关性分析法 变量间的相关性分析采用 Spearman 秩相关系数来衡量, 这是一种无参数检验方法, 不仅可度量变量间的简单线性关系, 也可度量复杂的单调关系的强弱, 因为渔获量与气候变化表征因子之间的关系往往非简单的线性关系, 故本研究选用 Spearman 秩相关系数来度量变

量间的相关关系, 公式^[9]为:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

式中, d_i 为两个按大小次序标记好等级的序列中每个序列对等级编号之差, n 为样本容量。

一般 $|r_s| \leq 1$, $|r_s|$ 越接近 1 表明两变量间相关性越强, 其显著性可由 t 统计量进行判断^[9]。

1.2.2 互相关分析 互相关分析可以描述随机变量 $X(\cdot)$ 与 $Y(\cdot)$ 在任意两个不同时刻的取值之间的相关程度^[10], 反映了两个变量在不同的相对位置上的相似程度, 其表达式为:

$$R(t) = E(X_{s+t} Y'_s) \quad (2)$$

式中, t 为延迟量, $X(\cdot)$ 与 $Y(\cdot)$ 为时间序列, $E(\cdot)$ 为期望值函数。 $R(t)$ 描述了在延迟变量 t 处、时间序列 $X(s+t)$ 与 $Y(s)$ 的相似程度, 如果二者相关程度大, 则 $R(t)$ 较大。

鱼群对气候变化的响应往往具有一定的滞后性^[11-12], 采用互相关分析可以帮助判断气候变化表征因子对于竹筴鱼渔获量影响最大时的滞后年限。

1.2.3 BP 人工神经网络模型 采用 BP 神经网络模型对东南太平洋智利竹筴鱼渔获量进行预测。对于一个输入层、隐含层以及输出层分别含有 n 、 m 和 l 个分量的三层 BP 神经网络, 其模型^[13]如下:

$$y_j = f \left(\sum_{i=1}^n v_{ij} x_i \right) \quad (j=1, 2, \dots, m)$$

$$o_k = g \left(\sum_{j=1}^m w_{jk} y_j \right) \quad (k=1, 2, \dots, l)$$

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2$$

式中, x_i 、 y_j 、 o_k 分别为输入层输入分量、隐含层输出分量以及输出层输出分量, v_{ij} 、 w_{jk} 分别为输入层分量对隐含层分量以及隐含层分量对输出层分量权重值, e 为网络输出 o_k 与期望输出 d_k 的误差。 $f(\cdot)$ 与 $g(\cdot)$ 为转换函数。本研究设定隐含层转换函数为对数 Sigmoid 函数 $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$, 输出层转换函数为线性函数 $g(x) = x$ 。

隐含层节点数可依照经验公式^[13]来设置:

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (3)$$

式中, m 为隐含层节点数, n 为输入层节点数, l 为输出层节点数, α 为 1~10 之间的常数。

由模型可知, 误差最终是各层权重的函数, 神经网络的训练即是通过误差方向传导机制不停地调整各层权重值(w_{jk}, v_{ij}), 以使误差 e 最小化。

对于神经网络模型进行性能评估可以采用效率系数^[14] (coefficient of efficiency, E), 效率系数反映模型预测值与实际观测值的平均值之间的接近程度, 一般 $E \leq 1$, 其值越接近 1 表示拟合值与真实值的一致性程度越高, 模型越优良。

样本量为 n , 输出样本为 o_i , 输出样本均值为 $\bar{o}$, 模型计算的拟合值为 $\hat{o}_i$, 则效率系数为:

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - \hat{o}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \quad (4)$$

1.2.4 变量敏感性分析 变量的敏感性分析是一种定量描述模型输入变量对输出变量重要性程度的方法^[15], 本研究采用 Garson 算法的改进算法^[15-16], 从神经元间的连接权值入手进行变量敏感性分析, 若输出层只有一个输出变量, 则第 i ($i=1, 2, \dots, n$) 个输入变量对此输出变量的敏感系数值为:

$$Q_i = \frac{\sum_{j=1}^m \left(|v_{ij} w_j| / \sum_{r=1}^n v_{rj} \right)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left(|v_{ij} w_j| / \sum_{r=1}^n v_{rj} \right)} \quad (5)$$

式中, v_{ij} 是输入层第 i 个变量对隐含层第 j 个神经元的权重, w_j 是隐含层第 j ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$) 个神经元对输出层变量的权重。

由公式(5)可以看出, 各个输入变量对输出变

量重要性程度衡量的敏感系数值之和为 1, 即

$$\sum_{i=1}^n Q_i = 1$$

从而可以依据敏感系数值的大小来区别输入变量对指定输出变量影响程度的大小。

2 结果与分析

2.1 数据及数据预处理

气候变化表征因子为 x_{ij} , 表示指标在第 i 年

第 j 月的指标值, 运用公式 $x_i = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^{12} x_{ij}$ 得到该指

标第 i 年的年平均数据。9 个气候变化表征因子的时间序列图如图 1 所示。

可以看出, 在 1 个多世纪的时间内, dT 数据呈现出一种震荡向上的趋势; PDO 数据呈现出一种长寿命周期(40 年左右)的冷暖相位交替变化, 而其余各个因子数据变化周期稍短。

东南太平洋智利竹筴鱼渔获量数据显示(图 2), 该鱼种渔获量自 1970 年开始直线上升, 直至 1995 年达到历史最高产量 495.5 万 t, 随后其渔获量断崖式下降, 直到 2000 年左右有所回升, 但 2008 年后渔获量又呈下降态势。

对 9 个气候变化表征因子以及智利竹筴鱼渔获量数据运用线性变换进行标准化, 公式为:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\text{mid}}}{(x_{\text{max}} - x_{\text{min}}) / 2} \quad (6)$$

式中, $\bar{x}_i$ 为变换后的因子数据, x_{max} 为因子数据最大值, x_{min} 为因子数据最小值, $x_{\text{mid}} = \frac{x_{\text{max}} + x_{\text{min}}}{2}$

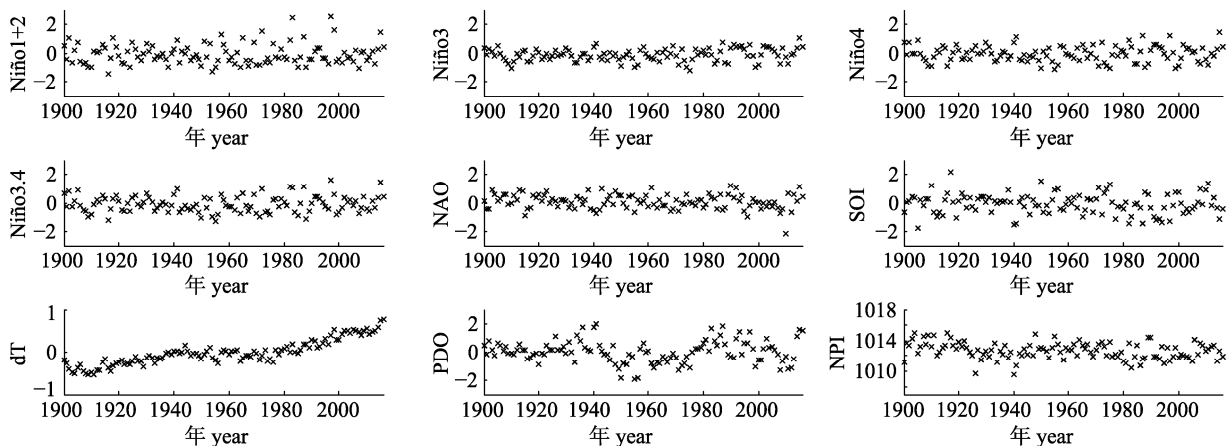


图 1 气候变化表征因子的时间序列图

Fig. 1 Time series of characterization factors of climate change

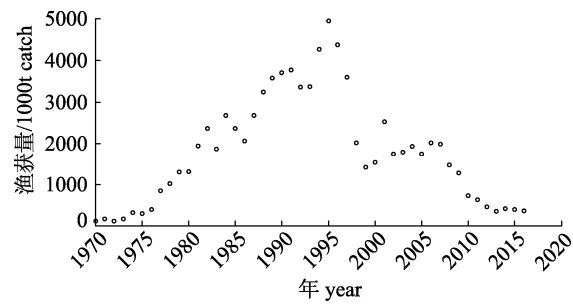


图 2 东南太平洋智利竹筴鱼渔获量时间序列图
Fig. 2 Time series of *Trachurus murphyi* catch in the South-east Pacific

为因子数据中间值, 变换后各指标值均统一在 $[-1, 1]$, 标准化后的因子仍沿用原记号。

2.2 指标相关性分析

首先对气候变化表征因子 Niño1+2、Niño4、Niño3.4、Niño3、SOI、NAO、PDO、NPI 以及 dT 的样本数据进行相关性分析, 以剔除其中相关性较大的因子, 形成相对独立的因子指标体系。采用公式(1), 计算各个气候变化表征因子 1900—2016 年间的相关系数(表 1)。

表 1 气候变化表征因子 Spearman 秩相关系数表

Tab. 1 Spearman rank correlation coefficient of characterization factors of climate change

表征因子 characterization factor	Niño1+2	Niño4	Niño3.4	Niño3	NAO	SOI	dT	PDO	NPI
Niño1+2	1.000								
Niño4	0.467	1.000							
Niño3.4	0.711	0.934	1.000						
Niño3	0.892	0.783	0.943	1.000					
NAO	0.218**	0.182**	0.241**	0.256**	1.000				
SOI	-0.583	-0.876	-0.909	-0.812	-0.289**	1.000			
dT	0.153**	0.411	0.285*	0.260*	-0.087*	-0.143	1.000		
PDO	0.435	0.589	0.580	0.528	0.154**	-0.626	0.173**	1.000	
NPI	-0.245	-0.286	-0.257	-0.238**	0.048	0.335	-0.091	-0.655	1.000

注: 无上标表示在 5%显著性水平下通过检验; *表示在 10%显著性水平下通过检验; **表示在 10%显著性水平上未通过检验。
Note: No superscript means passing the test at the 5% significance level; * means passing the test at the 10% significance level; ** means that it fails the test at the 10% significance level.

从 9 个因子的 Spearman 相关系数来看, 因子 Niño1+2、Niño4、Niño3.4 以及 Niño3 有相对较强的相关关系, 且 SOI 与 Niño4、Niño3.4 以及 Niño3 之间有高度相关关系。从因子独立性的角度来看, 可以从 9 个因子中除去因子 Niño4、Niño3.4 以及 Niño3, 得到相对独立的气候变化表征因子集 {Niño1+2、NAO、SOI、dT、PDO、NPI}。

2.3 气候因子与渔获量互相关分析

采用公式(2)对智利竹筴鱼渔获量 catch 与因子集 {Niño1+2、NAO、SOI、dT、PDO、NPI} 中因子进行互相关分析, 利用各因子 1970—2016 年年平均值数据, 考虑气候变化因子的 15 年滞后 ($t=-1\sim15$), 比较不同滞后阶数时各因子与 catch 的互相关系数绝对值, 互相关系数绝对值最大时对应的滞后阶数为气候变化因子的最佳滞后阶数 (表 2)。从表 2 可以看出, 各个因子与智利竹筴鱼

catch 的相关程度各不相同, 相关程度最大的是取 3 年滞后的因子 PDO, 最小的是 9 年滞后的因子 Niño1+2。

表 2 各气候变化表征因子的最佳滞后阶数
及其与渔获量的互相关系数值

Tab. 2 The best lag order of climate change characterization factors and cross-correlation coefficient between climate change characterization factors and catch

表征因子 characterization factor	最佳滞后阶数 the best lag order	互相关系数值 cross-correlation coefficient
PDO	3	0.501
dT	12	-0.468
SOI	2	-0.461
NAO	4	0.371
NPI	3	-0.281
Niño1+2	9	0.134

2.4 智利竹筴鱼渔获量预测 BP 神经网络模型

将 2.3 得到的 6 个气候变化表征因子滞后数据作为输入变量, 智利竹筴鱼渔获量数据作为输出变量, 建立一个三层 BP 神经网络模型。依照公式(3)计算得到隐含层节点数 m 为 3~13, 因此制定了 11 套模型运行方案($m=3, 4, \dots, 13$), 每套方案训练 30 次, 共运行 330 次。

采用 MATLAB (R2013b)软件的神经网络拟合工具建立 BP 神经网络, 并实现其功能: 将 47 组(1970—2016 年)样本按照分层抽样的方法分为训练样本、验证样本以及测试样本 3 部分, 其中 2008—2016 年样本为测试样本; 1970—2007 年样本每 4 年为一组, 每组第一个样本设定为验证样本, 其余 3 个样本为训练样本; 训练样本、验证样本以及测试样本三部分比例为 28 : 10 : 9。选择 LM (levenberg-Marquardt)算法进行样本训练, LM 算法是一种二阶非线性优化算法, 它具有非常快速的收敛性。设置网络最大训练次数为 1000 次, 但为了避免过度拟合, 并使训练更有效率, 在模型运行过程中记录每个训练周期验证样本数据集的识别率, 当其不再上升的时候, 就停止训练。

2.4.1 最优模型选择 为了使挑选出来的神经网络模型有较强的泛化能力, 更具通用性, 文中使用验证数据集效率系数 E_1 和测试数据集效率系数 E_2 [公式(4)]来选择最优模型。首先, 在每一套运行方案的 30 次运行中依照 E_1+E_2 最大原则挑选出每套运行方案的最佳模型; 然后, 比较 11 套方案的最佳运行模型的 E_1+E_2 值(表 3), 其中最大值对应的方案为智利竹筴鱼渔获量预测最优 BP 神经网络模型。

可以看出, 隐含层神经元 $m=6$ 时的最佳运行模型为智利竹筴鱼渔获量预测最优 BP 神经网络模型。

2.4.2 模型拟合效果分析 将 6 个气候变化表征因子以及智利竹筴鱼渔获量数据值输入智利竹筴鱼渔获量预测最优 BP 神经网络模型, 得到渔获量拟合值。比较模型拟合值与观测值(图 3, 其中 2008—2016 年数据为测试样本), 可以看出, 渔获量拟合值与观测值变化趋势基本一致, 两个序列的线性相关系数为 0.745; 对渔获量观测值与拟

表 3 BP 神经网络模型的效率系数

Tab. 3 Efficiency coefficient of BP neural network model

方案	scheme ($m=$)	E_1	E_2	E_1+E_2
3	3	0.5109	0.6077	1.1185
4	4	0.4241	0.7524	1.1766
5	5	0.4925	0.6510	1.1434
6	6	0.4281	0.8280	1.2561
7	7	0.2401	0.6766	0.9167
8	8	0.3189	0.6628	0.9817
9	9	0.3291	0.6272	0.9563
10	10	0.3649	0.5756	0.9406
11	11	0.0924	0.7042	0.7966
12	12	0.1959	0.8793	1.0752
13	13	0.2994	0.4713	0.7707

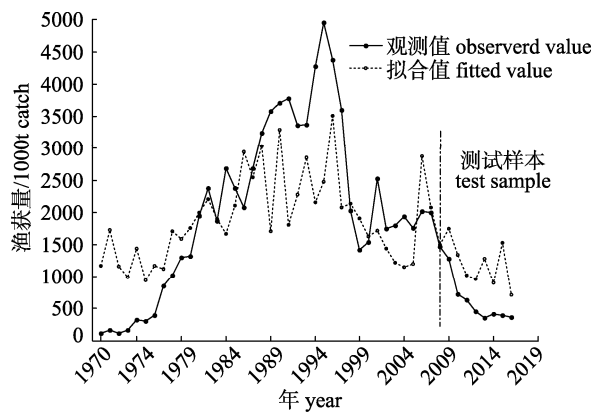


图 3 智利竹筴鱼渔获量观测值与拟合值对比图

Fig. 3 Comparison between the observed catch and the fitted value of *Trachurus murphyi*

合值进行线性回归, 用 x 表示渔获量拟合值, y 表示渔获量观测值, 得到回归方程为: $y=-785.9+1.459x$ (图 4 直线), 其中方程的自变量显著性检验 t 值为 15.2 (其伴随概率 P 值为 0), 方程拟合优度 $R^2=0.554$, 这表明回归方程显著, 最优 BP 神经网络模型拟合效果良好。

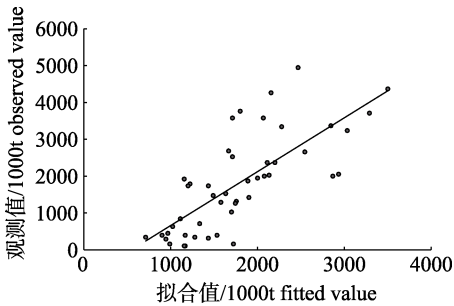


图 4 智利竹筴鱼渔获量观测值与拟合值线性关系图

Fig. 4 Linear relationship between the observed catches and fitted values of *Trachurus murphyi*

2.5 气候变化表征因子敏感性分析

记录最优 BP 神经网络模型($m=6$)中输入层到隐含层之间的权值矩阵为 $V=(v_{ij})_{6\times 6}$ 以及隐含层到输出层之间的权值向量 $W=(w_j)_{1\times 6}$, 其中 v_{ij} 为第 i 个输入向量对第 j 个中间变量的权重, w_j 表示隐含层第 j ($i, j=1, 2, \dots, 6$) 个神经元对输出向量的权向量, 最优模型的各级权重见表 4。

按照公式(5)计算得到模型 6 个输入变量 Niño1+2、NAO、SOI、dT、PDO、NPI 对输出变量 Catch 的敏感性系数分别为 0.14、0.23、0.08、0.11、0.23、0.21。从而, 最优模型 6 个气候变化表征因子对智利竹筴鱼渔获量的影响大小从高到低依次为 NAO、PDO、NPI、Niño1+2、dT 以及 SOI, 可以看出前 3 个因子的敏感性系数值非常接近, 而后 2 个与前 3 个有一定的差距。

表 4 气候变化表征因子对智利竹筴鱼渔获量影响的最优模型权重值

Tab. 4 Weight values of optimal model of the impact of climate change characterization factors on *Trachurus murphyi* catch

表征因子 characterization factor	i	j					
		1	2	3	4	5	6
v_{ij}	1	0.53	-0.66	-1.25	-0.07	0.53	0.74
	2	-1.28	0.19	0.61	1.09	1.18	0.36
	3	0.593	-0.51	-0.17	0.03	0.43	0.60
	4	-0.83	1.12	-0.36	-0.14	-0.52	0.54
	5	0.60	0.20	0.60	0.92	-0.67	-0.72
	6	0.32	0.89	0.82	0.44	-0.85	-1.09
w_j		-0.08	-0.09	0.07	-0.29	0.71	0.10

3 讨论

在渔业问题的研究中, 气候变化表征因子越来越受重视, 有学者甚至提出利用气候变化表征因子帮助管理渔业、对行业进行长期规划^[17]。对于本研究提取出的与智利竹筴鱼相关的 3 个主要相关因子 NAO、PDO 以及 NPI, 已有众多研究表明它们对各种海洋生物的影响, 如 Beaugrand^[18]的研究发现大西洋内多种桡足类动物的丰度及多样性与 NAO 相关; Southward 等^[19]的研究发现早在 16 世纪, 英国德文郡和康沃尔郡的鲱(*Clupea*

harengus L.)和沙丁鱼(*Sardina pilchardus*)渔业就受 NAO 影响, 而且直到 19 世纪鲱和沙丁鱼丰度依然受其影响; Cabrero 等^[20]研究发现在伊比利亚大西洋大陆架上 NAO 是影响沙丁鱼(*Sardina pilchardus*)补充量的主要因素; Sanchez-Rubio 等^[21]的研究发现墨西哥湾北部的大鳞油鲱(*Brevoortia patronus*)上岸量与 NAO 呈负相关, Gamito 等^[22]的研究发现葡萄牙中部塞图巴尔渔港欧洲沙丁鱼(*Sardina pilchardus*)的单位捕捞努力量渔获量 (landings per unit of effort, LPUE)与 NAO 呈负相关关系; 而 Sanchez-Rubio 等^[23]的另一项研究发现 NAO 以及降水量等因素解释了墨西哥湾中北部蓝蟹(*Callinectes sapidus*) 约 25%丰度的变化。

关于 PDO 对渔业的影响, 有研究表明, 2000 年以来在厄瓜多尔水域捕获的鳀(*Engraulis ringens*)渔获量与 PDO 有较高的相关性^[17]; 此外, 研究也表明在太平洋西岸, 阿拉斯加与美国西海岸太平洋鲑在 20 世纪后 70 年渔获量发生的更替性变化与 PDO 正负相位转换有关^[24]; 与此同时, 有研究指出在太平洋东岸, PDO 是影响日本沙丁鱼(*Sardinops melanostictus*)和鲐(*Scomber japonicas*)补充量的一个重要因素^[25]; Li 等^[26]在探讨气候对黄海鲱(*Clupea pallasii*)种群影响时发现黄海鲱的种群丰度与 PDO 等指标密切相关; Castillo 等^[27]的研究发现秘鲁外海鳀(*Engraulis ringens*)的分布可能与 PDO 等气候变化有关; Lennert-Cody 等^[28]研究发现赤道东太平洋西部的小型和中型丝鲨(*Carcharhinus falciformis*)丰度变化与 PDO 相关; Shanks^[29]的研究发现 2007 年俄勒冈州库斯湾(Coos Bay)的太平洋大蟹(*Cancer magister*)大眼幼体渔获量的阶跃式变化与 PDO 相关; Zwolinski 等^[30]研究发现加利福尼亚海流中的太平洋沙丁鱼(*Sardinops sagax*)的种群数量变化与 PDO 相关, 并依此提出了一个基于季节性 PDO 指数的沙丁鱼补充量预测模型。关于 NPI 对渔业的影响, Goyert 等^[31]利用信息论的方法评估了 NPI 等气候变化指标对阿拉斯加海鸟数量变化的影响, 指出 NPI 与海鸟种群数量变化呈负相关关系; 也有研究发现, 亚北极分水岭红鲑(*Oncorhynchus nerka*)的迁移持续时间与 NPI 的变化有较强相关性^[32]。

可见, NAO、PDO、NPI 对多种海洋生物包括浮游生物、鱼类以及鸟类的种群分布、季节性活动、丰度等都产生了不可忽视的影响。

另外, NAO、PDO 等气候变化因子作为北半球气候变化的显著模态不仅影响着北半球的气候^[33], 还对南半球有着一定的影响, 如 Wu 等^[34]利用观测资料和海气耦合模式研究了北太平洋的全球气候影响, 发现北太平洋西部的海气耦合相互作用可能通过 NAO 等大气遥相关来调节热带印度洋、副热带西太平洋以及南太平洋的气候, 即北太平洋可能是全球十年气候变化的重要调节器; 也有研究发现, 在相隔数千公里的大型海洋生态系统中, 主要鱼类种群在年代际尺度上经常出现同步波动, 如黑潮和洪堡海流生态系统之间的物理和生物过程的同步性^[35], 科学家推测这种同步性是由南北太平洋海盆尺度耦合海气环流的变化引起的, 并指出 NAO 似乎是这种物理生物同步性的同步剂。到目前为止, 气候变化表征因子之间的相互作用以及气候变化对海洋生物影响的机理尚未完全清晰。本研究中, 作为北半球气候变化显著模态的 NAO、PDO 以及 NPI 等对东南太平洋智利竹筴鱼渔获量的影响机理也有待进一步探讨。

本研究探讨东南太平洋智利竹筴鱼渔获量受气候变化的长期影响, 将气候变化表征因子作为唯一的影响因素进行研究, 这有别于目前已有的诸多短期研究, 短期研究中往往将气候变化变量当作影响因素之一对智利竹筴鱼资源量进行探讨, 如 Espíndola 等^[4]在运用 Ricker 模型对智利竹筴鱼进行资源评估时引入了海表面温度, 牛明香等^[6]进行智利竹筴鱼渔获量标准化时在广义可加模型 (GAM) 中引入海表温度、叶绿素浓度和海表温度梯度, Li 等^[5]在进行智利竹筴鱼渔获量标准化时引入了拉尼娜和厄尔尼诺事件等。仅以气候变化表征因子作为影响因素来进行研究, 凸显了智利竹筴鱼渔获量变化的气候原因。另外, 短期研究受数据时间序列长度的限制, 不适合选择变化周期较长的低频气候变化参数作为影响因素, 而常选择海洋环境变量如海表面温度等进行研究, 或者选择某个低频气候变化参数出现模式转换的时间区间进行研究, 如 Arcos 等^[7]研究了 1997—

1998 强厄尔尼诺事件的发生对智利竹筴鱼资源分布的影响, 这有别于采用低频气候变化参数长时间序列作为影响因子的渔业研究。采用低频气候变化参数长时间序列对东南太平洋智利竹筴鱼渔获量进行研究, 可以从全球气候变化的角度来分析智利竹筴鱼渔业资源受气候变化的长期影响, 为智利竹筴鱼渔业的可持续发展提供可供参考的科学依据。

4 小结

通过气候变化表征因子相关性分析, 得到了包含 6 个因子的相对独立的气候变化表征因子集 {NAO, PDO, NPI, Niño1+2, dT, SOI}, 保证了神经网络模型输入变量的相对独立性。

通过因子互相关分析, 确定了各气候变化表征因子与智利竹筴鱼渔获量相关性最强的滞后阶数, 因子 NAO、PDO、NPI、Niño1+2、dT 以及 SOI 的最佳滞后阶数分别为 4 年、3 年、3 年、9 年、12 年与 2 年。

将 6 个气候变化表征因子的滞后数据以及智利竹筴鱼渔获量数据输入 BP 神经网络模型, 以效率系数为评价规则得到了智利竹筴鱼预测最优模型。最优模型拟合效果显示, 模型的渔获量拟合值与观测值有基本一致的变化趋势, 线性相关系数为 0.75, 拟合效果良好。

神经网络模型因子敏感性分析表明, 在研究期间, 影响东南太平洋智利竹筴鱼渔获量的气候变化表征因子主要为 NAO、PDO 和 NPI。

参考文献:

- [1] IPCC. Climate change 2013: The physical science basis. Contribution of working Group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change[R]. Geneva: IPCC, 2013: 4-51.
- [2] Klyashtorin L B. Long-term climate change and main commercial fish production in the Atlantic and Pacific[J]. Fisheries Research, 1998, 37(1-3): 115-125.
- [3] Zhang M, Zou X R. Marine Horse Mackerel Fishery[M]. Beijing: China Agriculture Press, 2011: 28-46. [张敏, 邹晓荣. 大洋性竹筴鱼渔业[M]. 北京: 中国农业出版社, 2011: 28-46.]
- [4] Espíndola F, Quiroz J C, Wiff R, et al. Incorporating sea

- surface temperature into the stock-recruitment relationship: Applications to jack mackerel (*Trachurus murphyi*) off Chile[J]. *Revista de Biología Marina y Oceanografía*, 2016, 51(1): 137-145.
- [5] Li G, Zou X R, Chen X J, et al. Standardization of CPUE for Chilean jack mackerel (*Trachurus murphyi*) from Chinese trawl fleets in the high seas of the Southeast Pacific Ocean[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2013, 12(3): 441-451.
- [6] Niu M X, Li X S, Xu Y C. Effects of spatiotemporal and environmental factors on the fishing ground of *Trachurus murphyi* in Southeast Pacific Ocean based on generalized additive model[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21(4): 1049-1055. [牛明香, 李显森, 徐玉成. 基于广义可加模型的时空和环境因子对东南太平洋智利竹筴鱼渔场的影响[J]. *应用生态学报*, 2010, 21(4): 1049-1055.]
- [7] Arcos D F, Cubillos L A, Núñez S P. The jack mackerel fishery and El Niño 1997-98 effects off Chile[J]. *Progress in Oceanography*, 2001, 49(1-4): 597-617.
- [8] IPCC. Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change[R]. Geneva: IPCC, 2014: 8-10.
- [9] Song Z G, Xie L L, He X H. SPSS 16 Guide to Data Analysis[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2008: 132-154. [宋志刚, 谢蕾蕾, 何旭洪. SPSS 16 实用教程[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2008: 132-154.]
- [10] Xu K J. Signal Processing Technology[M]. Wuhan: Wuhan University of Technology Press, 2001: 141-146. [徐科军. 信号处理技术[M]. 武汉: 武汉理工大学出版社, 2001: 141-146.]
- [11] Lu H J, Lee K T, Lin H L, et al. Spatio-temporal distribution of yellowfin tuna *Thunnus albacares* and bigeye tuna *Thunnus obesus* in the tropical Pacific Ocean in relation to large-scale temperature fluctuation during ENSO episodes[J]. *Fisheries Science*, 2001, 67(6): 1046-1052.
- [12] Torres-Orozco E, Muhlia-Melo A, Trasvina A. Variation in yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) catches related to El Niño-Southern Oscillation events at the entrance to the Gulf of California[J]. *Fishery Bulletin*, 2006, 104(2): 197-203.
- [13] Chen M. Examples and neural network theory of MATLAB[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 157-256. [陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 157-256.]
- [14] Wang L, Wang P X, Tian M, et al. Application of the coefficient of efficiency and index of agreement on accuracy assessment of drought forecasting models[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2016, 34(1): 229-235, 251. [王蕾, 王鹏新, 田苗, 等. 效率系数和一致性指数及其在干旱预测精度评价中的应用[J]. *干旱地区农业研究*, 2016, 34(1): 229-235, 251.]
- [15] Cai Y, Xing Y, Hu D. On sensitivity analysis[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2008, 44(1): 9-16. [蔡毅, 邢岩, 胡丹. 敏感性分析综述[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2008, 44(1): 9-16.]
- [16] Garson G D. Interpreting neural-network connection weights[J]. *AI Expert*, 1991, 6(4): 47.
- [17] Ormaza-González F I, Mora-Cervetto A, Bermúdez-Martínez R M, et al. Can small pelagic fish landings be used as predictors of high-frequency oceanographic fluctuations in the 1-2 El Niño region?[J]. *Advances in Geosciences*, 2016, 42: 61-72.
- [18] Beaugrand G. Long-term changes in copepod abundance and diversity in the north-east Atlantic in relation to fluctuations in the hydroclimatic environment[J]. *Fisheries Oceanography*, 2003, 12(4-5): 270-283.
- [19] Southward A J, Boalch G T, Maddock L. Fluctuations in the herring and pilchard fisheries of Devon and Cornwall linked to change in climate since the 16th century[J]. *Journal of the Marine Biological Association of the United Kingdom*, 1988, 68(3): 423-445.
- [20] Cabrero Á, González-Nuevo G, Gago J, et al. Study of sardine (*Sardina pilchardus*) regime shifts in the Iberian Atlantic shelf waters[J]. *Fisheries Oceanography*, 2019, 28(3): 305-316.
- [21] Sanchez-Rubio G, Perry H. Climate-related meteorological and hydrological regimes and their influence on recruitment of Gulf menhaden (*Brevoortia patronus*) in the northern Gulf of Mexico[J]. *Fishery Bulletin*, 2015, 113(4): 391-406.
- [22] Gamito R, Teixeira C M, Costa M J, et al. Are regional fisheries' catches changing with climate?[J]. *Fisheries Research*, 2015, 161: 207-216.
- [23] Sanchez-Rubio G, Perry H M, Biesiot P M, et al. Climate-related hydrological regimes and their effects on abundance of juvenile blue crabs (*Callinectes sapidus*) in the northcentral Gulf of Mexico[J]. *Fishery Bulletin*, 2011, 109(2): 139-146.
- [24] Hare S R, Mantua N J, Francis R C. Inverse production regimes: Alaska and West Coast Pacific salmon[J]. *Fisheries*, 1999, 24(1): 6-14.
- [25] Yatsu A, Watanabe T, Ishida M, et al. Environmental effects on recruitment and productivity of Japanese sardine *Sardinops melanostictus* and chub mackerel *Scomber japonicus* with recommendations for management[J]. *Fisheries Oceanography*, 2005, 14(4): 263-278.
- [26] Li H Y, Yang S, Tang Q S, et al. Long-term variation in the

- abundance of Pacific herring (*Clupea pallasii*) from the Yellow Sea in the western North Pacific and its relation to climate over the past 590 years[J]. Fisheries Oceanography, 2020, 29(1): 56-65.
- [27] Castillo R, Dalla Rosa L, García Diaz W, et al. Anchovy distribution off Peru in relation to abiotic parameters: A 32-year time series from 1985 to 2017[J]. Fisheries Oceanography, 2019, 28(4): 389-401.
- [28] Lennert-Cody C E, Clarke S C, Aires-da-Silva A, et al. The importance of environment and life stage on interpretation of silky shark relative abundance indices for the equatorial Pacific Ocean[J]. Fisheries Oceanography, 2019, 28(1): 43-53.
- [29] Shanks A L. Atmospheric forcing drives recruitment variation in the Dungeness crab (*Cancer magister*), revisited[J]. Fisheries Oceanography, 2013, 22(4): 263-272.
- [30] Zwolinski J P, Demer D A. Environmental and parental control of Pacific sardine (*Sardinops sagax*) recruitment[J]. ICES Journal of Marine Science, 2014, 71(8): 2198-2207.
- [31] Goyert H F, Garton E O, Poe A J. Effects of climate change and environmental variability on the carrying capacity of Alaskan seabird populations[J]. The Auk: Ornithological Advances, 2018, 135(4): 975-991.
- [32] Carey M P, Zimmerman C E, Keith K D, et al. Migration trends of sockeye salmon at the northern edge of their distribution[J]. Transactions of the American Fisheries Society, 2017, 146(4): 791-802.
- [33] Pekarova P, Pekar J. Teleconnections of inter-annual stream-flow fluctuation in Slovakia with Arctic Oscillation, North Atlantic Oscillation, Southern Oscillation, and Quasi-Biennial Oscillation phenomena[J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2007, 24(4): 655-663.
- [34] Wu L X, Liu Z Y, Liu Y, et al. Potential global climatic impacts of the North Pacific Ocean[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(24): L24710.
- [35] Alheit J, Bakun A. Population synchronies within and between ocean basins: Apparent teleconnections and implications as to physical-biological linkage mechanisms[J]. Journal of Marine Systems, 2010, 79(3-4): 267-285.

Impact of climate change on Chilean jack mackerel catch in the Southeast Pacific

XIAO Qihua^{1,2}, HUANG Shuolin²

1. College of Information, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

2. College of Marine Culture and Law, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

Abstract: Chilean jack mackerel (*Trachurus murphyi*) is a species of pelagic fish widely distributed in the subtropical waters of the South Pacific Ocean. It is one of the main commercial fish species in the Southeast Pacific Ocean. The catch of Chilean jack mackerel began to increase steadily in the 1970s, decreased rapidly after reaching its peak in 1995, and then remained at a low level. This may be due to many reasons, including global climate change; thus, the potential climatic reasons for the change in Chilean jack mackerel catch will be discussed in this paper. The long-time series data of eight low-frequency climate change parameters, such as the North Atlantic Oscillation (NAO), Pacific Decadal Oscillation (PDO), North Pacific Index (NPI) and El Niño, from 1900 to 2016; and the global sea air temperature anomaly index and total catch data for Chilean jack mackerel in the Southeast Pacific from 1970 to 2016 were collected. Based on correlation analysis of the above data, prediction models of Chilean jack mackerel catch in the Southeast Pacific Ocean were established using a back propagation (BP) neural network model, and by taking the efficiency coefficient as the evaluation rule, the optimal prediction model was obtained. The results showed that the optimal prediction model was a three-layer BP neural network with six neurons in the hidden layer; in the optimal model, the fitting and observed value of catch had basically the same trend; and the linear correlation coefficient of the two sequences was 0.745. The fitting effect of the optimal prediction model was good. The factor sensitivity analysis of the optimal prediction model showed that during the study period, the NAO, PDO, and NPI are the main factors that affect the catch of Chilean jack mackerel in the Southeast Pacific Ocean. In the existing research, on the one hand, the factors affecting Chilean jack mackerel fisheries are usually the elements of the marine environment affected by climate change; there are few discussions on regional or global climate variables. On the other hand, most current studies are short-term studies within 10 years; however, climate change often lasts for long periods of time (usually for decades or longer). Therefore, these studies have limitations in revealing the impact of climate change on fisheries. In this study, based on the long-term (more than 100 years) data of low-frequency climate change parameters, a prediction model of Chilean jack mackerel catch in the Southeast Pacific Ocean was constructed using a BP neural network model. It can help to analyze the long-term impact of climate change on Chilean jack mackerel fishery resources from the perspective of global climate change, and provide scientific basis for the sustainable development of Chilean jack mackerel fishery.

Key words: climate change; Chilean jack mackerel; correlation analysis; BP neural network model

Corresponding author: HUANG Shuolin. E-mail: slhuang@shou.edu.cn