

基于 CNN-BiLSTM 模型的黄鳍金枪鱼渔获量与气候因子关系研究

丁 鹏¹, 邹晓荣^{1,2,3,4,5}, 丁淑仪⁶, 白思琦¹

1. 上海海洋大学 海洋生物资源与管理学院, 上海 201306
2. 远洋渔业创新中心, 上海 201306
3. 大洋渔业资源可持续开发省部共建教育部重点实验室, 上海 201306
4. 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306
5. 农业农村部大洋渔业资源环境科学观测试验站, 上海 201306
6. 山东女子学院 教育学院, 山东 济南 250300

摘要: 为探究气候因子对黄鳍金枪鱼渔获量的影响, 根据 1960—2021 年的南方涛动指数 (SOI)、太平洋年代际涛动 (PDO)、北大西洋涛动 (NAO)、北太平洋指数 (NPI)、全球海气温度异常指标 (dT) 以及厄尔尼诺相关指标 (Niño1+2、Niño3、Niño4 以及 Niño3.4) 等 9 种气候因子数据和全球黄鳍金枪鱼渔获量数据, 采用相关性分析、BP 神经网络、长短期记忆网络 (LSTM) 模型、双向长短期记忆网络 (BiLSTM) 模型和卷积神经网络结合双向长短期记忆网络 (CNN-BiLSTM) 模型对低频气候因子与黄鳍金枪鱼渔获量的关系进行了研究。结果表明, 气候变化表征因子对黄鳍金枪鱼渔获量的重要性依次为 $dT > SOI > Niño1+2 > PDO > NPI > NAO$, 其对应的最佳滞后年限分别为 0、11、6、5、15、0 年。CNN-BiLSTM 模型的预测效果最优, 其后依次为 BiLSTM 模型、LSTM 模型、BP 神经网络模型。最优预测模型显示预测值与实际值的拟合优度为 0.887, 平均绝对误差为 0.125, 均方根误差为 0.154, 预测值与实际值变化趋势基本一致, 模型拟合效果良好。

关键词: 黄鳍金枪鱼; 渔获量; 气候因子; CNN-BiLSTM 模型; 相关性分析

中图分类号: S 931.9

文献标志码: A

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



Study on relationship between *Thunnus albacares* catches and climatic factors based on CNN-BiLSTM model

DING Peng¹, ZOU Xiaorong^{1,2,3,4,5}, DING Shuyi⁶, BAI Siqui¹

1. College of Marine Living Resource Sciences and Management, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China
2. Collaborative Innovation Center for National Distant-Water Fisheries, Shanghai 201306, China
3. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai 201306, China
4. National Distant-Water Fisheries Engineering Research Center, Shanghai 201306, China
5. Scientific Observing and Experimental Station of Oceanic Fishery Resources, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai 201306, China
6. School of Education, Shangdong Women's University, Jinan 250300, China

Abstract: To explore the impact of climatic factors on *Thunnus albacares* catches, we studied its relationship with low-fre-

收稿日期: 2023-10-06; 修回日期: 2023-11-01

基金项目: 浙江省“领雁”重大攻关计划项目 (2022C02025)

作者简介: 丁 鹏 (1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为渔业资源学。E-mail: 282207687@qq.com

通信作者: 邹晓荣 (1971—), 男, 副教授, 硕士, 研究方向为捕捞学。E-mail: xrzou@shou.edu.cn

quency climatic factors by using correlation analysis, BP neural network, LSTM model, BiLSTM model and CNN-BiLSTM model based on the data of nine climate factors, including Southern Oscillation Index (SOI), Pacific Decadal Oscillation (PDO), North Atlantic Oscillation (NAO), North Pacific Index (NPI), global sea-air temperature anomaly index (dT), El Niño-related indexes (Niño1+2, Niño3, Niño4, Niño3.4) from 1960 to 2021, as well as global *T. albacares* catches data. The results show that the importance of climate change characterization factors on *T. albacares* catches followed a descending order of $dT > SOI > Niño1+2 > PDO > NPI > NAO$, whose corresponding optimal lag periods were 0, 11, 6, 5, 15 and 0 years, respectively. CNN-BiLSTM model had the highest prediction accuracy, followed by BiLSTM, LSTM and BP. The goodness of fit between the predicted and actual values of CNN-BiLSTM model was 0.887, with a mean absolute error of 0.125 and a root mean square error of 0.154. The trend of predicted values and actual values was basically consistent, indicating a good model fitting effect.

Keywords: *Thunnus albacares*; Catch; Climatic factors; CNN-BiLSTM model; Correlation analysis

黄鳍金枪鱼 (*Thunnus albacares*) 作为全球金枪鱼渔业中产量仅次于鲣 (*Katsuwonus pelamis*) 的捕捞对象, 具有极高的生态和经济价值^[1]。基于黄鳍金枪鱼在金枪鱼渔业中的重要地位, 利用更精准的预测模型来预测其对气候变化的响应, 有助于实现该渔业的可持续发展和制定有效的管理措施。

国内外专家对金枪鱼渔场时空分布和资源丰度受气候变化的影响进行了研究, 如郭爱和陈新军^[2]通过时间序列分析法研究认为厄尔尼诺-南方涛动 (ENSO) 现象与金枪鱼渔场空间分布和资源丰度均有密切的关系; 林泓羽等^[3]采用统计方法发现暖池重心经度与鲣渔场重心有显著相关性; 周为峰等^[4]使用广义加性模型 (GAM) 研究认为厄尔尼诺-拉尼娜现象导致的温跃层变化对黄鳍金枪鱼资源丰度有显著影响; 王啸等^[5]利用动态自回归移动平均 (ARIMA) 模型研究发现厄尔尼诺-拉尼娜现象是影响黄鳍金枪鱼年单位捕捞努力量渔获量 (CPUE) 的关键因素; 沈建华等^[6]研究发现围网鲣渔获量时空分布明显受南方涛动 (SOI) 影响。Lu 等^[7]分析发现厄尔尼诺-拉尼娜现象与黄鳍金枪鱼的渔获量有密切的联系; 李鹏等^[8]分析发现 SOI 大于 0 时, 金枪鱼渔场重心向东偏移, SOI 小于 0 时, 金枪鱼渔场重心向西偏移。以上研究均认为黄鳍金枪鱼渔场空间分布和资源丰度与气候变化存在密切关系。相关研究也表明, 金枪鱼渔场空间分布和资源丰度方面受长期气候波动以及海表面温度 (SST)、海表面高度 (SSH) 和 叶绿素 *a* (Chl-*a*) 浓度等海洋环境因子的影响^[9-13]。

已有研究主要以传统模型来探究海洋环境因子以及气候发生模式转换时对金枪鱼渔业的影响, 而有关气候变化对金枪鱼渔业长时间影响的研究较少。本研究采用相关性分析、BP 神经网络、长短

期记忆网络 (Long short term memory, LSTM) 模型、双向长短期记忆网络 (Bidirectional long short term memory, BiLSTM) 模型和卷积神经网络结合双向长短期记忆网络 (Convolutional neural network-Bidirectional long short term memory, CNN-BiLSTM) 模型构建了黄鳍金枪鱼渔情预测模型, 探讨了气候变化对黄鳍金枪鱼渔获量的长期影响, 以期为我国大洋性黄鳍金枪鱼渔业的可持续开发提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 数据来源

黄鳍金枪鱼渔获量的年度数据由中西太平洋渔业委员会 (Western & Central Pacific Fisheries Commission, WCPFC) 提供, 时间跨度为 1960—2021 年。

气候变化表征因子数据包括厄尔尼诺相关指标 (Niño1+2, Niño3, Niño4, Niño3.4)、北大西洋涛动 (North Atlantic Oscillation, NAO)、南方涛动指数 (Southern Oscillation Index, SOI)、太平洋年代际涛动 (Pacific Decadal Oscillation, PDO) 以及北太平洋指数 (North Pacific Index, NPI) 的月度数据由美国国家海洋和大气管理局 (<https://www.esrl.noaa.gov>) 提供。全球海气温度异常指标 (dT) 的月度数据由英国气象局哈德利中心 (<https://www.metoffice.gov.uk>) 提供, 时间跨度为 1960—2021 年。

1.2 方法

1.2.1 数据预处理

为将气候变化表征因子数据和黄鳍金枪鱼渔获量数据均统一在 $[-1, 1]$ 之间, 运用公式 (1) 计算 9 个气候变化表征因子均值, 运用公式 (2) 对 9 个气候变化表征因子和黄鳍金枪鱼渔获量数据进行归

一化^[14]。

$$X_i = \frac{1}{12} \sum_{j=1}^{12} X_{ij} \quad (1)$$

$$\epsilon = \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (2)$$

式中: X_i 为 i 年的气候因子平均数据; X_{ij} 为气候因子 i 年 j 月的数据; ϵ 、 C 、 $C_{\max}$ 、 $C_{\min}$ 分别为年度气候因子数据和黄鳍金枪鱼渔获量数据的归一化数据、实际数据、实际数据最大值、实际数据最小值。

1.2.2 筛选气候因子

Spearman 秩相关分析是将两个变量之间的因子从大到小排列, 依据排列位次代替实际数值来研究变量之间的相关度, 可以较好地分析变量间在统计学上是否具有显著相关性^[14]。本研究选用 Spearman 秩相关系数来度量黄鳍金枪鱼渔获量与气候因子之间的相关关系, 计算公式^[15]为:

$$P = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3)$$

式中: d_i 为两个变量排列位次差值; n 为样本数量; P 为两个变量间的 Spearman 秩相关系数, 一般 $|P| \leq 1$, 其绝对值越大则渔获量与气候因子之间的相关性越强。

1.2.3 黄鳍金枪鱼滞后年限

互相关分析 (Cross-correlation analysis) 可以计算出气候变化表征因子与黄鳍金枪鱼渔获量相关性程度最大时的时间差^[14], 即可得到黄鳍金枪鱼渔获量在气候因子影响最大时的滞后年限。有研究表明^[16-18] 气候变化因子在渔业上的影响有 15 年的滞后性, 本研究选取的最大滞后年限为 15 年, 比较气候变化表征因子与黄鳍金枪鱼不同滞后年限的互相关系数绝对值, 绝对值最大时的滞后年限为气候变化表征因子的最佳滞后年限, 表达式^[14]为:

$$R(t) = E(X_{S+T} Y_S') \quad (4)$$

式中: t 为滞后年限; X 为气候变化表征因子序列; Y 为黄鳍金枪鱼渔获量序列; E 为期望值函数; $R(t)$ 描述了在滞后年限 t 年时, 气候变化表征因子序列 X_{S+T} 与黄鳍金枪鱼渔获量序列 Y_S 的相关性程度, 两个序列的相关程度越大, $R(t)$ 越大。

1.2.4 各个气候因子重要性分析

计算气候因子的滞后数据与黄鳍金枪鱼渔获量的 Spearman 相关系数, 根据其相关系数得出每个气候因子对黄鳍金枪鱼渔获量的相对重要性, 相对

重要性计算公式^[19]为:

$$D_i = \frac{|P_i|}{\sum_{i=m} |P_i|} \quad (5)$$

式中: D_i 表示气候因子 i 对渔获量的相对重要性; P_i 表示气候因子 i 和渔获量的 Spearman 相关系数; m 表示气候因子的总数。

1.2.5 黄鳍金枪鱼渔获量预测和验证

卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 结构主要由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成, 能够较好的抽取输入数据的高维特征, 同时还具有权重共享的特点^[20], 输入数据经过 4 个 CNN 层进行特征提取后, 能够得到高质量的特征序列。

长短期记忆网络 (LSTM) 是递归神经网络 (Recursive neural network, RNN) 改进后的产物, 有充分记忆和有效利用历史信息的特点^[21]。LSTM 是在其神经元内加入门的结构来更新细胞状态信息的保留情况, 能有效解决递归神经网络梯度消失的问题^[22], 每个 LSTM 单元都由遗忘门、输入门、输出门构成^[23]。计算公式^[22]为:

$$f_t = \alpha[W_f(h_{t-1}, x_t) + b_f] \quad (6)$$

$$i_t = \alpha[W_i(h_{t-1}, x_t) + b_i] \quad (7)$$

$$g_t = \tanh[W_g(h_{t-1}, x_t) + b_g] \quad (8)$$

$$o_t = \alpha[W_o(h_{t-1}, x_t) + b_o] \quad (9)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t g_t \quad (10)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t) \quad (11)$$

式中: f_t 为遗忘门的计算变量; α 和 $\tanh$ 分别为激活函数; h_{t-1} 、 h_t 为前一个向量对当前向量的输出; x_t 为 t 时刻输入; i_t 和 g_t 为输入门更新率; W_f 、 W_i 、 W_g 、 W_o 分别为遗忘门、输入门、输出门的权重; b_f 、 b_i 、 b_g 、 b_o 为相应门的偏置值; c_{t-1} 、 c_t 分别为 $t-1$ 、 t 时刻的状态记忆变量; g_t 为状态更新向量。

双向长短期记忆网络 (BiLSTM) 是在 LSTM 模型的基础上改进, 通过正序训练和逆序训练来捕捉过去和将来的信息^[24-25]。

本研究将气候因子的滞后数据作为训练数据, 黄鳍金枪鱼渔获量数据作为预测数据, 1960—2012 年数据作为训练集, 2013—2021 年数据作为测试集, 分别运用 BP、LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM 模型进行预测, 利用平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 来验证预测值的准确度对所用

模型进行对比分析。MAE 为预测值和实际值之间绝对误差的平均值, 其值越小则预测精度越高, RMSE 为预测值和实际值的样本标准差, RMSE 越小则离散程度越低, 根据 RMSE 和 MAE 取值结果绘制最优预测模型的预测效果图。BP、LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM 模型的预测使用 matlab R2023a 软件进行, 计算公式为^[26]:

$$X_{MAE} = \frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n |Y_t - W_t| \quad (12)$$

$$X_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n (Y_t - W_t)^2} \quad (13)$$

式中: X_{MAE} 为平均绝对误差; X_{RMSE} 为均方根误差; Y_t 为 t 年的黄鳍金枪鱼渔获量预测值; W_t 为 t 年黄鳍金枪鱼渔获量实际值; n 为测试集个数。

2 结果

2.1 气候变化表征因子相关性分析

由图 1 可见, 因子 Niño1+2、Niño3、Niño4 以及 Niño3.4 间除 Niño1+2 与 Niño4 相关系数为 0.603 外, 其余因子间相关系数绝对值均超过 0.7, 为高度相关。SOI 与 Niño3、Niño4 以及 Niño3.4 间的相关系数绝对值也均超过 0.7, 为高度相关, 与 Niño1+2 的相关系数绝对值为 0.678。NAO 与其他因子的相关性指标绝对值均在 0.2 以下, 为无相关关系。PDO 与其他因子的相关性指标绝对值除与 NAO 在 0.2 以下, 为无相关关系外, 其余均介于 0.4~0.6, 为中等强度相关关系。NPI 与其他因

子的相关性指标绝对值除与 PDO 在 0.674 外, 其余均在 0.5 以下, 为中等强度相关或弱相关关系。dT 指数与其他因子的相关性指标绝对值均在 0.4 以下, 为弱相关关系。从高度相关的气候因子集 Niño1+2、Niño3、Niño4、Niño3.4 间和 SOI、Niño3、Niño4、Niño3.4 间各选其一, 气候因子 Niño3、Niño4 以及 Niño3.4 在两个高度相关的气候因子集重复, 因此从因子的独立性角度看可得到 Niño1+2、SOI、NAO、PDO、NPI、dT 这 6 个相对独立的气候变化表征因子集。

2.2 气候因子与黄鳍金枪鱼渔获量互相关分析

由表 1 可知, 各个气候因子与黄鳍金枪鱼渔获量的互相关系数绝对值从大到小依次为 dT、PDO、NPI、NAO、Niño1+2, 其对应的互相关系数依次为 0.892、0.314、-0.203、-0.172、0.159。其中 dT 的相关程度远远大于其他气候变化表征因子。各个气候变化表征因子的最佳滞后年限也各不相同, Niño1+2、SOI、NAO、PDO、NPI、dT 的滞后年限依次为 6、11、0、5、15、0 年, 各个气候变化表征因子的最佳滞后年限最大相差 15 年。最大滞后年限时的互相关系数与 0 年时的互相关系数分别相差 3.1、2.1、1、1.3、3.9、1.0 倍, 最大为 NPI 的 3.1 倍, 最小为 NAO 和 dT 的 1.0 倍。

2.3 气候变化表征因子相对重要性

根据公式 (5) 计算可知, Niño1+2、SOI、NAO、PDO、NPI、dT 等气候变化表征因子对渔获量的相对重要性分别为 0.2130、0.2189、0.0235、0.1484、0.1449、0.2512。因此, 6 个气候表征因子

dT	1.000								
NPI	-0.102	1.000							
PDO	0.236	-0.674	1.000						
NAO	0.026	0.067	0.139	1.000					
SOI	-0.099	0.408	-0.586	-0.145	1.000				
Niño3.4	0.158	-0.300	0.492	0.124	-0.928	1.000			
Niño4	0.368	-0.307	0.547	0.135	-0.868	0.912	1.000		
Niño3	0.220	-0.312	0.467	0.132	-0.837	0.948	0.810	1.000	
Niño1+2	0.185	-0.297	0.405	0.179	-0.678	0.783	0.603	0.912	1.000
	dT	NPI	PDO	NAO	SOI	Niño3.4	Niño4	Niño3	Niño1+2

图1 Spearman 秩相关系数表

注: dT. 全球海气温度异常指标; NPI. 北太平洋指数; PDO. 太平洋年代际涛动; NAO. 北大西洋涛动; SOI. 南方涛动指数; Niño1+2, Niño3, Niño4, Niño3.4. 厄尔尼诺相关指标。表 1、图 2 同此。

Fig. 1 Spearman rank correlation coefficient of characterization factors

Note: dT. Global sea-air temperature anomaly index; NPI. North Pacific Index; PDO. Pacific Decadal Oscillation; NAO. North Atlantic Oscillation; SOI. Southern Oscillation Index; Niño1+2, Niño3, Niño4, Niño3.4. El Niño-related indexes. The same case in Table 1 and Fig. 2.

表1 气候表征因子与黄鳍金枪鱼互相关关系

Table 1 Cross-correlation between climate change characterization factors and *T. albacares*

滞后年限 Lagging year	Niño1+2	SOI	NAO	PDO	NPI	dT
0	0.051	-0.078	-0.172	0.25	-0.052	0.892
1	0.065	-0.087	0.03	0.291	-0.101	0.845
2	0.08	-0.085	0.016	0.312	-0.12	0.794
3	0.117	-0.081	0.032	0.301	-0.129	0.743
4	0.135	-0.079	0.015	0.298	-0.145	0.69
5	0.147	-0.087	0.005	0.314	-0.179	0.638
6	0.159	-0.104	-0.006	0.299	-0.177	0.582
7	0.115	-0.101	-0.024	0.266	-0.189	0.52
8	0.063	-0.091	-0.028	0.226	-0.142	0.457
9	0.054	-0.109	-0.033	0.23	-0.17	0.41
10	0.065	-0.112	-0.011	0.248	-0.191	0.371
11	0.07	-0.164	-0.008	0.274	-0.189	0.335
12	0.062	-0.161	0.037	0.261	-0.186	0.281
13	0.035	-0.128	0.038	0.246	-0.19	0.244
14	0.042	-0.143	0.047	0.263	-0.193	0.209
15	0.068	-0.126	0.048	0.278	-0.203	0.164

注：加粗字体表示气候变化表征因子的最佳互相关系数。

Note: Bold fonts represent the optimal cross-correlations coefficients of climate change characterization factors.

对黄鳍金枪鱼渔获量的影响，从大到小依次为 dT、SOI、Niño1+2、PDO、NPI、NAO。从图 2 中可以看出，Niño1+2、dT、SOI 与 NPI、NAO、PDO 有明显差距。前 3 个气候表征因子的重要性约占 70%，因此气候表征因子 Niño1+2、dT、SOI 可作为影响黄鳍金枪鱼渔获量的关键气候因子。

2.4 黄鳍金枪鱼渔获量预测验证及模型对比

由图 3 预报误差统计结果可知，BP 模型的 RMSE 和 MAE 均最高，分别为 0.3 和 0.236。其次

从大到小依次为 LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM 模型，这 3 个模型的 RMSE 分别为 0.236、0.209、0.154，MAE 分别为 0.167、0.134、0.125。CNN-BiLSTM 模型的预测结果相较于 BiLSTM 模型的 RMSE 和 MAE 分别降低了 0.055 和 0.009，相较于 LSTM 模型分别降低了 0.082 和 0.041，相较于 BP 模型分别降低了 0.146 和 0.11，CNN-BiLSTM 模型的 RMSE 和 MAE 均最低。综上，CNN-BiLSTM 模型的预测效果更好，能够更精准地预测黄鳍金枪鱼的渔获量。

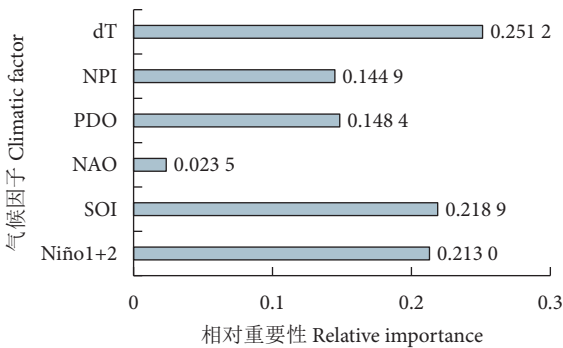


图2 气候变化表征因子相对重要性

Fig. 2 Relative importance of climate change characterization factors

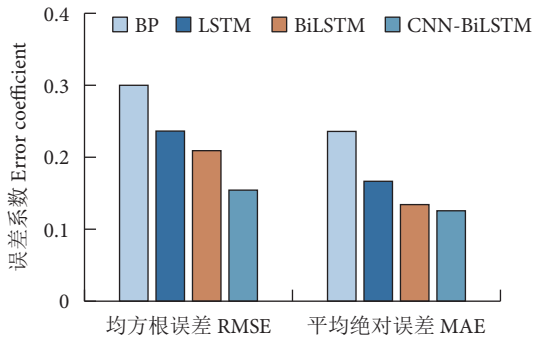


图3 4 种模型预报误差统计结果

Fig. 3 Forecast error statistics of four models

图4为CNN-BiLSTM模型预测的黄鳍金枪鱼渔获量与实际值对比,可以看出,预测值与实际值均随时间的变化呈现递增趋势,变化趋势也基本一致,1990年后的预测值和实际值相较于1990年前更为接近。对渔获量的实际值与预测值线性拟合(图5), R^2 为0.8872,表明线性拟合的拟合优度好;显著性小于0.001,表明线性拟合具有显著性;回归方程为 $y=0.861x+151\ 996.2$,线性拟合结果表明CNN-BiLSTM模型对黄鳍金枪鱼渔获量的预测值与实际值的线性拟合效果良好。

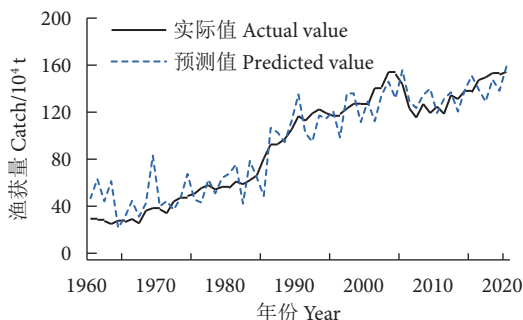


图4 黄鳍金枪鱼渔获量实际值与预测值对比

Fig. 4 Comparison of actual and predicted catches of *T. albacares*

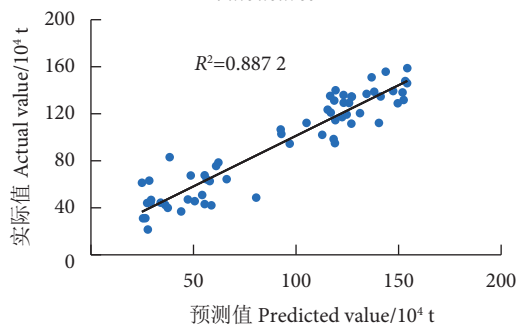


图5 黄鳍金枪鱼渔获量实际值与预测值线性关系

Fig. 5 Linear relationship between actual and predicted catches of *T. albacares*

3 讨论

越来越多的研究发现,在渔业研究中气候因子起了不可忽视的作用,大范围的气候波动将导致黄鳍金枪鱼种群分布及洄游移动的变化,海洋渔业资源也将重新分配,高纬度海域的捕捞潜力将增加30%~70%,低纬度海域的捕捞潜力将降低40%^[27-30]。本文通过Spearman秩相关分析得到NAO、PDO、NPI、Niño1+2、dT、SOI这6个独立的气候因子,其对应的最佳滞后年限分别为0、5、15、6、0、11年,而影响黄鳍金枪鱼渔获量最主要的是dT、Niño1+2、SOI这3个气候变化表征

因子,其重要性约占6个气候变化表征因子的70%。本研究结果与其他学者^[2-13,31]的研究结果基本一致,厄尔尼诺-南方涛动现象对黄鳍金枪鱼渔业有显著影响,可能因为黄鳍金枪鱼属于暖水性鱼类,受温度的影响程度较大,其栖息和产卵期间对水温都有一定的要求。而厄尔尼诺期间温跃层的上界深度较拉尼娜期间浅,强度也相应减弱,导致黄鳍金枪鱼的适宜生存区间减小,因此其渔获量在拉尼娜年比厄尔尼诺年高。同时厄尔尼诺年间浮游生物的繁殖减少从而降低了水层养分^[4],导致黄鳍金枪鱼获得的养分更少,其渔获量也相应降低;而在拉尼娜年,浮游生物繁殖提高,水层养分也随之升高,黄鳍金枪鱼获得更多养分,其渔获量相应上升。CNN-BiLSTM模型对1990年后黄鳍金枪鱼的预测效果相较于1990年前更好,可能是由于早年的渔业数据收集不完整,这与官文江等^[32]研究认为的部分渔业数据缺失,从而导致模型预测精度下降相呼应。

本研究使用BP、LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM 4种模型对黄鳍金枪鱼渔获量进行预测,结果显示CNN-BiLSTM模型的预测精度最好。这与其他学者所使用传统预测模型有别,如BP神经网络模型^[33-35],在预测中缺乏记忆单元,只能凭借经验反复调整神经元间的权值及增加隐含层的层数来达到预测的目的。随机森林模型^[36],在结合多种气候因子对渔获量进行预测时存在预报误差偏大的现象,且在高维数据处理方面存在短板。而本研究所使用的LSTM神经网络模型,通过增加的4个门来避免梯度消失的问题,同时具有记忆信息的特点,并且能够更好地应对数据间的差异^[26]。而BiLSTM模型^[37-38],利用LSTM模型对数据进行正向和逆向两种方向的预测,减少了单方向预测的误差。在此基础上,增加了CNN层,能够对所输入的序列提取高维的特征序列,进一步减少了预测误差。本研究构建了基于CNN-BiLSTM模型的黄鳍金枪鱼渔获量预测的新模型,该模型能够有效降低渔获量的波动性与无序性对结果的影响,利用BiLSTM记忆信息的特点,减少了预报误差,弥补了传统模型的不足。CNN-BiLSTM模型对黄鳍金枪鱼渔获量预测结果的拟合优度为0.8872,显著性小于0.001,回归方程为 $y=0.861x+151\ 996.2$,这表明CNN-BiLSTM模型能够很好地在渔业预报中使

用, 并且预测效果良好。

对于本研究提出的影响黄鳍金枪鱼渔获量的气候变化表征因子, 已有众多研究表明其对渔业的影响。在厄尔尼诺-南方涛动方面, 鱼类种群分布^[39-40]、繁殖^[41]、渔获量^[42-43]、渔场空间分布^[44]等均与之密切相关; 在全球海气温度异常指标方面, 气候通过影响海水温度进而影响鱼类种群的补充量^[45-46]; 在 NAO 方面, Wu 等^[47]发现北太平洋的海气耦合作用通过 NAO 等气候因子调节全球的气候变化, 肖启华^[16]认为, NAO 调节着 40°N—60°N 之间西风的强弱, 正 NAO 时西风增强且北移, 温度升高, 负 NAO 时则相反; 在 PDO 方面, 分为暖冷两个阶段^[18], 暖期时热带东太平洋海温偏高, 北太平洋海温则显著降低, 冷期时相反。对于气候变化对渔业产量的影响^[18], 主要通过调节海水温度、上层洋流、海洋密度层结等过程, 影响海水 pH、营养盐分等, 进一步对金枪鱼渔业资源产生影响。本研究所探讨的 Niño1+2、SOI、dT、NAO、PDO、NPI 等气候因子对黄鳍金枪鱼的影响机理尚未完全清晰, 后续需要进一步研究。

本研究将气候变化因子作为唯一影响因素对黄鳍金枪鱼渔获量进行研究, 凸显了气候因子在黄鳍金枪鱼资源量和渔场变化等方面的作用, 这有别于将气候变化表征因子当作影响因素之一或者在气候发生转换的时候进行探讨, 采取长时间序列的低频气候变化参数对黄鳍金枪鱼的影响也有别于采用短期海洋环境因素进行的研究。研究结果可为我国黄鳍金枪鱼渔业管理决策提供参考依据。

参考文献:

- [1] 石肖飞, 王啸, 王佚兮, 等. 热带中西太平洋海域黄鳍金枪鱼的摄食生物学特性[J]. 南方水产科学, 2022, 18(1): 43-51.
- [2] 郭爱, 陈新军. ENSO 与中西太平洋金枪鱼围网资源丰度及其渔场变动的关系[J]. 海洋渔业, 2005(4): 338-342.
- [3] 林泓羽, 汪金涛, 陈新军, 等. 中西太平洋暖池时空变动及其对鳀分布的影响[J]. 南方水产科学, 2023, 19(3): 173-180.
- [4] 周为峰, 陈亮亮, 崔雪森, 等. 异常气候下温跃层及时空因子对中西太平洋黄鳍金枪鱼渔场分布的影响[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(10): 192-201.
- [5] 王啸, 刘文俊, 张健. 基于 ARIMA 的海洋尼诺指数对中西太平洋黄鳍金枪鱼年际 CPUE 的影响[J]. 南方水产科学, 2023, 19(4): 10-20.
- [6] 沈建华, 陈雪冬, 崔雪森. 中西太平洋金枪鱼围网鳀鱼渔获量时空分布分析[J]. 海洋渔业, 2006(1): 13-19.
- [7] 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]. Fish Sci, 2001, 67(6): 1046-1052.
- [8] 李鹏, 许柳雄, 周成, 等. 中西太平洋金枪鱼围网自由鱼群渔场重心变动及其与南方涛动指数的关系[J]. 南方水产科学, 2020, 16(2): 70-76.
- [9] KLYASHTORIN L B. Long-term climate change and main commercial fish production in the Atlantic and Pacific[J]. Fish Res, 1998, 37(1/2/3): 115-125.
- [10] SOYKAN C U, EGUCHI T, KOHIN S, et al. Prediction of fishing effort distributions using boosted regression trees[J]. Ecol Appl, 2014, 24(1): 71-83.
- [11] CHEUNG W W L, LAN V, SARMIENTO J, et al. Large-scale redistribution of maximum fisheries catch potential in the global ocean under climate change[J]. Glob Change Biol, 2010(16): 24-35.
- [12] 王少琴, 许柳雄, 朱国平, 等. 中西太平洋金枪鱼围网的黄鳍金枪鱼 CPUE 时空分布及其与环境因子的关系[J]. 大连海洋大学学报, 2014, 29(3): 303-308.
- [13] 唐峰华, 崔雪森, 杨胜龙, 等. 海洋环境对中西太平洋金枪鱼围网渔场影响的 GIS 时空分析[J]. 南方水产科学, 2014, 10(2): 18-26.
- [14] 肖启华, 黄硕琳. 气候变化对东南太平洋智利竹筴鱼渔获量的影响[J]. 中国水产科学, 2021, 28(8): 1020-1029.
- [15] 周永江, 姚宜斌, 熊永良, 等. 基于 Spearman 秩相关系数的 PWV 与 PM_{2.5} 相关性研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2020, 40(3): 236-241.
- [16] 肖启华. 气候变化背景下东南太平洋智利竹筴鱼资源评估模型研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2021: 16-42.
- [17] 肖启华, 黄硕琳. 气候变化对海洋渔业资源的影响[J]. 水产学报, 2016, 40(7): 1089-1098.
- [18] 徐策, 张力, 余静, 等. 气候变化对中国近海捕捞渔业的影响: 以太平洋年代际涛动为例[J]. 资源科学, 2022, 44(2): 386-400.
- [19] 宋利明, 任士雨, 张敏, 等. 基于集成学习的大西洋热带水域大眼金枪鱼渔情预报[J]. 水产学报, 2023, 47(4): 64-76.
- [20] 刘佳翰, 陈克绪, 马建, 等. 基于卷积神经网络和随机森林的三相电压暂降分类[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(20): 112-118.
- [21] 许回. 不同空间分辨率对 LSTM 渔场预报精度的影响及在最佳空间分辨率下其预报结果与 QRM 结果的比较[D]. 上海: 上海海洋大学, 2023: 18-21.
- [22] 周凯, 焦龄霄, 胡志坚, 等. 基于注意力机制的 CNN-BiLSTM 操作票自动校核方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(9): 1114-1123.
- [23] 陈纬楠, 胡志坚, 岳菁鹏, 等. 基于长短期记忆网络和 LightGBM 组合模型的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(4): 91-97.
- [24] 范宇雪, 王江文, 梅桂明, 等. 基于 BI-LSTM 的小样本滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(4): 103-108.

- [25] 郭力, 郑良瑞, 冯浪. 基于相关性分析与 CNN-BiLSTM 神经网络的 PSZ 陶瓷磨削表面粗糙度智能预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(3): 401-409.
- [26] 袁红春, 张永, 张天蛟. 基于 EMD-BiLSTM 的太平洋大眼枪鱼渔场预报模型研究[J]. 渔业现代化, 2021, 48(1): 87-96.
- [27] LIN D M, CHEN X J, CHEN Y, et al. Ovarian development in Argentinean shortfin squid *Illex argentinus*: group-synchrony for corroboration of intermittent spawning strategy[J]. Hydrobiologia, 2017, 795(1): 327-339.
- [28] RODHOUSE P G. Managing and forecasting squid fisheries in variable environments[J]. Fish Res, 2001, 54(1): 3-8.
- [29] 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.
- [30] 陈丙见, 冯志萍, 余为. 厄尔尼诺和拉尼娜发生期太平洋褶柔鱼秋生群资源丰度的响应研究[J]. 中国水产科学, 2022, 29(11): 1636-1646.
- [31] 周甦芳. 厄尔尼诺-南方涛动现象对中西太平洋鲣鱼围网渔场的影响[J]. 中国水产科学, 2005, 12(6): 73-78.
- [32] 官文江, 朱江峰, 高峰. 印度洋长鳍金枪鱼资源评估的影响因素分析[J]. 中国水产科学, 2018, 25(5): 1102-1114.
- [33] 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[J]. 广东海洋大学学报, 2017, 37(1): 65-71.
- [34] 丁鹏, 邹晓荣, 白思琦, 等. 东南太平洋智利竹筴鱼渔场时空分析与资源丰度的预测[J]. 大连海洋大学学报, 2021, 36(4): 629-636.
- [35] 丁鹏, 邹晓荣, 冯超, 等. 东南太平洋智利竹筴鱼的洄游路线[J]. 大连海洋大学学报, 2021, 36(6): 1027-1034.
- [36] 陈雪忠, 樊伟, 崔雪森, 等. 基于随机森林的印度洋长鳍金枪鱼渔场预报[J]. 海洋学报(中文版), 2013, 35(1): 158-164.
- [37] 房崇鑫, 盛震宇, 夏明, 等. 基于 CNN-BiLSTM 混合神经网络的雷达信号调制方式识别[J/OL]. 无线电工程: 1-10. [2023-09-28].
- [38] 国显达, 那日萨, 崔少泽. 基于 CNN-BiLSTM 的消费者网络评论情感分析[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(3): 653-663.
- [39] HAMPTON J, LEWIS A, WILLIAMS P. The western and central Pacific tuna fishery: overview and status of stocks [M]// New Caledonia: Secretariat of the Pacific Community, 1999: 8-12.
- [40] HAMPTON J. Estimates of tag-reporting and tag-shedding rates in a large-scale tuna tagging experiment in the western tropical Pacific Ocean[J]. Oceanogr Lit Rev, 1997, 95(1): 68-79.
- [41] BAKUN A, PARRISH R H. Comparative studies of coastal pelagic fish reproductive habitats: the Brazilian sardine (*Sardinella aurita*) [J]. ICES J Mar Sci, 1990, 46(3): 269-283.
- [42] DEARY A L, MORET-FERGUSON S, ENGELS M, et al. Influence of Central Pacific oceanographic conditions on the potential vertical habitat of four tropical tuna species[J]. Pac Sci, 2015, 69(4): 461-476.
- [43] ERNESTO T O, ARTURO M M, ARMANDO T, et al. Variation in yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) catches related to El Niño-Southern Oscillation events at the entrance to the Gulf of California[J]. Fish Bull, 2006, 104(2): 197-203.
- [44] WILLIAMS P, RUAIA T. Overview of tuna fisheries in the western and central Pacific Ocean, including economic conditions—2019[C]//16th WCPFC Scientific Committee Meeting (SC16). Pohnpei State, Federated States of Micronesia: WCPFC, 2020: 7.
- [45] SIRABELLA P, GIULIANI A, COLOSIMO A, DIPPNER J W. Breaking down the climate effects on cod recruitment by principal component analysis and canonical correlation[J]. Mar Ecol Prog Ser, 2001(216): 213-222.
- [46] OTTERSEN G, STENSETH N C. Atlantic climate governs oceanographic and ecological variability in the Barents Sea[J]. Limnol Oceanogr, 2001, 46(7): 1774-1780.
- [47] WU L X, LIU Z Y, LIU Y, et al. Potential global climatic impacts of the North Pacific Ocean[J]. Geophys Res Lett, 2005, 32(24): L24710.