

DOI: 10.11964/jfc.20220713600

不同空间位置的中西太平洋鲹资源变动趋势及预测



王爽¹, 许振琦¹, 汪金涛^{1,2,3,4,5*}, 雷林^{1,2,3,4,5}, 吕泽华^{1,2,3,4,5}, 陈新军^{1,2,3,4,5}, 贺海平⁶, 贾海滨⁶, 陈炯杰⁶

1. 上海海洋大学海洋科学学院, 上海 201306; 2. 上海海洋大学, 农业农村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. 上海海洋大学, 农业农村部大洋渔业资源环境科学观测实验站, 上海 201306, 上海 201306; 6. 大洋世家(浙江)股份公司, 浙江舟山 316000

摘要:

【目的】分析基于空间位置的中西太平洋鲹资源丰度变化趋势, 并构建预测模型。

【方法】本实验以 $5^\circ \times 5^\circ$ 空间分辨率为 1 个研究网格, 分别计算 $130^\circ\text{E} \sim 140^\circ\text{W}$ 、 $20^\circ\text{N} \sim 20^\circ\text{S}$ 海域内总共 144 个网格 1990—2019 年内的渔获量总和, 选取渔获量前 10 个网格海区为分析对象 (占研究海域内总渔获量的 70%), 利用动态因子分析法将 10 个网格的资源量时间序列变化趋势降维为 2 个时间序列变化趋势, 计算载荷因子值, 确定 10 个网格分别对应的 2 个时间序列趋势, 利用相对重要分析法确定海表距平值、海表温度及混合层深度 3 个关键环境因子对鲹丰度 2 个趋势的贡献率, 并分别构建 2 个时间序列趋势的 SARIMA 模型, 预测中西太平洋鲹未来 3 年的资源丰度。

【结果】中西太平洋鲹高产海区范围为 $5^\circ\text{S} \sim 5^\circ\text{N}$ 、 $145^\circ \sim 180^\circ\text{E}$; 第一个时间序列变化趋势在空间上对应的海域是 $5^\circ\text{S} \sim 5^\circ\text{N}$ 和 $145^\circ \sim 160^\circ\text{E}$, 第二个时间序列变化趋势在空间上对应的海域是 $0^\circ \sim 5^\circ\text{S}$ 和 $160^\circ \sim 180^\circ\text{E}$, 两个共同趋势在空间上的分布是以 160°E 为分界线; 两个时间序列趋势的季节性变化明显, 上半年资源量高于下半年; 近年来, 第一时间序列趋势 (空间分布上对应赤道太平洋西部) 资源量不断减少, 第二时间序列趋势 (空间分布上对应赤道太平洋东部) 资源量不断增加; 海表面温度距平值对鲹资源量贡献率最大; 针对两个共同趋势, SARIMA (9,1,0) (1,0,1) [12] 和 SARIMA (2,1,1) (1,0,1) 的 AIC 和 RMSE 最小, 分别为 607.45 和 0.86、595.27 和 0.64, 模型预测拟合度较好, 预测精度较高。

【结论】2020—2023 年, 赤道太平洋东部的鲹资源量的增长呈上升趋势, 而赤道太平洋西部的鲹资源量将呈下降趋势。

关键词: 鲹; 动态因子分析; 相对重要分析; SARIMA 模型; 中西太平洋

第一作者: 王爽, 从事渔业资源学研究, E-mail: 13609348269@163.com



通信作者: 汪金涛, 从事渔业资源学研究, E-mail: jtwang@shou.edu.cn

资助项目: 国家重点研发计划 (2023YFD2401303)

收稿日期: 2022-07-12

修回日期: 2023-03-29

文章编号:

1000-0615(2025)04-049308-11

中图分类号: S 932.4

文献标志码: A

作者声明本文无利益冲突

©《水产学报》编辑部(CC BY-NC-ND 4.0)
Copyright © Editorial Office of Journal of Fisheries of China (CC BY-NC-ND 4.0)

鲹 (*Katsuwonus pelamis*) 属鲈形目 (Perciformes) 鲭科 (Scombridae) 鲹属 (*Katsuwonus*), 是一种重要的洄游物种, 广泛分布于太平洋、



大西洋、印度洋的热带、亚热带以及亚寒带海域^[1], 其中, 中西太平洋是鳀最重要的栖息海域, 在世界金枪鱼 (*Thunnus*) 渔业中占有极其重要的地位。2020年, 中西太平洋鳀的总渔获量约 274 万 t, 占全球鳀总渔获量的 65%^[2]。

鳀按集群特点一般可分为自由鱼群、人工集鱼装置鱼群和依附自然漂浮物鱼群 3 类, 其中人工集鱼装置鱼群又可分为锚定集鱼装置鱼群和漂移集鱼装置鱼群两个类型。与自由鱼群相比, 依附自然漂浮物鱼群较为稳定, 容易围捕, 因此围网渔船多以依附自然漂浮物鱼群为主要捕捞对象。这些船队通常在 10°N 至 10°S 的赤道水域作业, 此水域的渔获量占中西太总渔获量的 70% 以上^[3]。最近的资源评估显示中西太平洋鳀的开发程度适中, 但中西部太平洋金枪鱼渔业委员会 (Western and Central Fisheries Pacific Commission, WCPFC) 对鳀的管理措施却越来越严格^[2], 因此, 如何合理开发利用鳀资源, 如减少无效捕捞时间, 高性价比入渔, 是亟需解决的问题。

渔业资源丰度趋势预测是指基于渔业历史渔业数据利用统计模型等方法去外推未来资源丰度的变化趋势, 准确有效的资源丰度预测对指导和规划鳀的合理生产具有重要意义。国内外学者使用了不同的数学建模方法来分析预测鳀渔场重心和资源丰度的变化。例如, 汪金涛等^[4]利用 1990—2010 年这 21 年间中西太平洋鳀生产统计数据 and Nino3.4 区海表面温度异常数据, 使用一元线性方程和 BP 神经网络, 分别建立了基于 Nino3.4 区海表面温度距平值 (sea surface temperature anomaly, SSTA) 的鳀渔场重心的预测模型。结果显示, 当 Nino3.4 区海表面温度异常值从低到高变化时, 渔场重心也逐渐由西向东偏。陈洋洋等^[5]分别统计 SSTA、海表面温度 (sea surface temperature, SST) 与所对应的初值捕捞努力量的关系, 利用正态分布模型建立每个海区的入渔指数模型, 将 1995—2010 年中西太平洋鳀围网捕捞生产统计数据作为训练集, 2011 年和 2012 年的生产数据作为验证集, 预测值与实际值的相关系数表明模型预报精度较高。Mugo 等^[6]利用北太平洋西部 2004 年的周分辨率遥感统计数据, 以鳀单位努力渔获量 (catch per unit effort, CPUE) 为响应变量, 以海表面温度、海表面高度异常和涡旋动能为模型协变量, 构建了 15 个广义可加模型, 以评估环境对鳀单位努力渔获量 (金枪鱼丰度) 的影响, 并选

择最优模型用于预测鳀的单位努力渔获量。Zainuddin 等^[7]利用骨湾-弗洛雷斯海 2012 年东南季风期间 (4—8 月) 的统计数据, 选择最佳广义可加模型来评估海洋环境变量 (海洋表面温度和叶绿素 *a* 浓度) 对鳀单位努力渔获量的影响, 然后构建广义可加模型预测鳀在整个研究区域的丰度及其空间分布格局。Hsu 等^[8]基于 2021—2015 年全球渔业活动和遥感数据, 采用生境适宜度指数 (HSI) 对鳀的渔场进行了模拟预测。以上研究表明中西太平洋鳀的资源丰度变化和渔场重心分布受到众多海洋环境变化的影响, 包括厄尔尼诺-南方涛动 (El-Nino Southern Oscillation, ENSO)、海表温度距平值、海表温度、海表高度、混合层深度 (mixed layer depth, MLD)、海表盐度、叶绿素 *a* 浓度以及溶解氧。

现有文献均是对中西太平洋鳀资源丰度变化进行回顾性分析或近实时的中心渔场位置预测, 缺乏考虑不同地理位置上的鳀资源丰度中长期变化趋势分析与预测。本研究根据 1990—2019 年中西太平洋鳀生产统计数据, 选取海表面温度距平值、海表面温度和混合层深度 3 个环境因子, 试图构建统计模型, 分析基于空间位置的中西太平洋鳀资源丰度变化趋势及其显著影响环境因子, 并对其进行预测, 为鳀资源的合理开发提供决策依据。

1 材料与方法

1.1 实验材料

中西太平洋鳀渔获生产统计数据来源于中西部太平洋渔业委员会, 数据内容有时间 (年、月)、作业经纬度、作业次数、渔获量 (t) 等, 空间范围为 130°E~140°W、20°N~20°S, 空间分辨率为 5°×5°, 时间范围为 1990—2019 年, 时间分辨率为月。

ENSO 事件采用 Nino3.4 区海表面温度距平值表示, SSTA、SST、MLD 等数据来自美国 NOAA 气候预报中心 (<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/>), 时间单位为月。

1.2 研究方法

基于空间的鳀资源丰度计算 以 5°×5° 的网格为一个研究单元, 计算 130°E~140°W、20°N~20°S 海域内总共 144 个网格 30 年内每个网格的渔获量总和, 进行降序, 选取前十个网

格海区为分析对象, 此十个网格的产量占研究海域内总渔获量的 70%, 称为中西太平洋鲣主要分布区域。

单位捕捞努力量渔获量 (CPUE) 通常能够反映渔业资源丰度^[9]。由于中西太平洋鲣的作业方式有 5 种, 采用产量加权的方法来标准化每个网格的 CPUE^[10]:

$$\widehat{CPUE}_{i,j} = \frac{\text{una Catch}_{i,j}}{\text{una Effort}_{i,j}} \times \text{una Per_Catch}_{i,j} + \frac{\log \text{Catch}_{i,j}}{\log \text{Effort}_{i,j}} \times \log \text{Per_Catch}_{i,j} + \frac{\text{dfad Catch}_{i,j}}{\text{dfad Effort}_{i,j}} \times \text{dfad Per_Catch}_{i,j} + \frac{\text{afad Catch}_{i,j}}{\text{afad Effort}_{i,j}} \times \text{afad Per_Catch}_{i,j} + \frac{\text{oth Catch}_{i,j}}{\text{oth Effort}_{i,j}} \times \text{oth Per_Catch}_{i,j} \quad (1)$$

式 (1) 中, $\widehat{CPUE}_{i,j}$ 表示鲣在 i, j 网格的标准化后的 CPUE; $\text{Catch}_{i,j}$ 、 $\text{Effort}_{i,j}$ 、 $\text{Per_Catch}_{i,j}$ 分别表示 i, j 网格的渔获率、捕捞努力量、渔获量占比; una 、 \log 、 dfad 、 afad 和 oth 分别表示自由鱼群、自然流木鱼群、漂浮人工集鱼装置鱼群、锚定集鱼装置鱼群及其他 5 种作业方式。

鲣主要分布区域 CPUE 趋势分析 动态因子分析法 (dynamic factor analysis, DFA) 是一种专门应用于时间序列的降维技术法, 用来评估多项时间序列里潜在的共同趋势, 比如共同的季节效应、共同的周期等^[11]。利用该方法将中西太平洋鲣主要分布区域十个网格的 CPUE 进行资源丰度趋势降维, 聚合成若干个共同变化趋势, DFA 模型公式:

$$y_t = Z\alpha_t + c + Dx_t + e_t \quad (2)$$

$$\alpha_t = \alpha_{t-1} + f_t \quad (3)$$

式 (2)、(3) 中, y_t 表示 t 时刻 $N \times 1$ 维的观测数据; α_t 表示 t 时刻 $M \times 1$ 维的观测数据的潜在趋势; 矩阵 Z 表示观测数据序列在各趋势的载荷; 矩阵 D 表示观测数据序列与解释效应的载荷; x_t 表示 t 时刻 $P \times 1$ 维观测数据的解释变量; e_t 表示 t 时刻 $P \times 1$ 维观测数据的误差; f_t 表示 t 时刻的过程误差向量。

影响鲣 CPUE 趋势的环境因素分析

LMG 方法是一种用于评估线性回归和逻辑回归模型中多个输入变量相对重要性的方法。使用 LMG 方法时, 首先将输入变量的所有可能排列

组合考虑在内。对于每个排列, 计算每个输入变量对模型预测能力的边际贡献, 即在考虑先前变量的情况下, 新添加变量对预测能力的提升。然后, 将每个输入变量在所有排列中的平均边际贡献计算出来, 作为该输入变量的 LMG 分数。由于 LMG 方法同时考虑了所有可能的变量排列, 因此可以更好地处理相关输入变量。这种方法可以公平地分配每个输入变量对模型预测能力的贡献, 从而能够更准确地评估每个变量的相对重要性^[12]。将鲣资源丰度作为响应变量, 海表温度距平值 (SSTA)、海表温度 (SST)、混合层深度 (MLD) 作为解释变量, 计算三个解释变量分别对共同趋势的重要性的贡献率。重要性大小可以表示:

$$\text{lmg}(x_k) = \frac{1}{p!} \sum_{r \text{ permutation}} \text{seq}R^2[\{x_k\}|S_k(r)] \quad (4)$$

$$\text{seq}R^2[\{x_k\}|S_k(r)] = R^2[\{x_k\} \cup S_k(r)] - R^2[S_k(r)] \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{\text{回归平方和}}{\text{总平方和}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

式 (4)、(5) 中, $S_k(r)$ 表示排在解释变量 x_k 之前且排序方式为 r 的解释变量集合, $r=(r_1 \cdots r_p)$ 表示所有解释变量的一种可能排序方式, lmg 表示对 x_k 的解释变量在所有排列下的平均值的极限; $p!$ 表示所有解释变量可能的排序方式总数; seq 表示按变量顺序分段的 R^2 的贡献; 式 (6) 中 R^2 为判定系数。

鲣主要分布区域 CPUE 共同趋势预测模型构建

季节性差分自回归滑动平均模型 (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, SARIMA) 是传统自回归集成移动平均模型 (Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA) 的扩展, 可根据变量自身过去值预测变量未来值^[13]。SARIMA 模型的基本结构为 $\text{ARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)_s$, 其中参数 d 为非季节差分的次数, p, q 分别为自回归和移动平均阶数, 而 P, Q 则为季节性自回归和移动平均阶数, D 为季节性差分次数, s 为季节差分步长^[14]。主要建模步骤见图 1。

将 1990—2018 年数据作为训练集, 2015—2019 年数据作为验证集, 2020—2023 年数据作为测试集, 利用 adf.test 函数对训练集数据进行平稳性检验, 若 $P < 0.05$, 则通过平稳性检验,

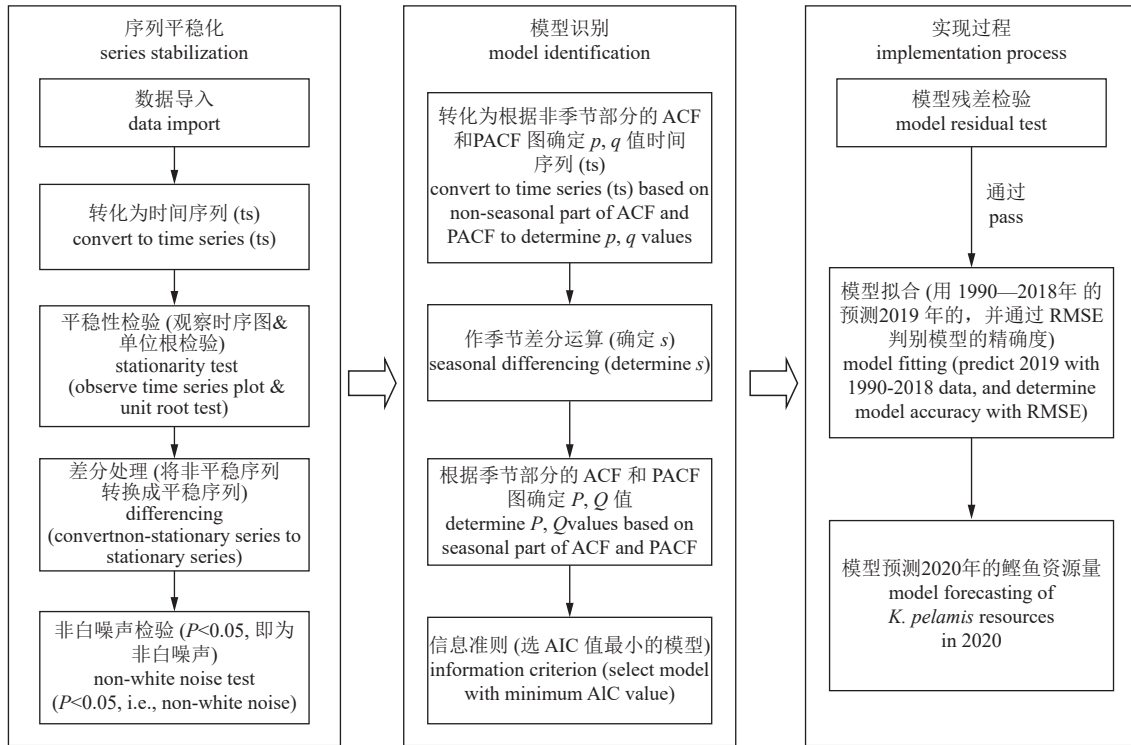


图 1 SARIMA 模型建模步骤

Fig. 1 The flowchart of SARIMA modeling

之后做白噪声检验, 若 $P <$ 显著性检验水平 0.05 则为非白噪声, 即过去的值对未来的值有影响。通过检验后, 对差分后的鲑资源量作自相关 (autocorrelation function, ACF) 图和偏自相关 (partial autocorrelation function, PACF) 图, 利用拖尾和截尾原则确定 p 、 q 值; 进一步进行季节差分运算, 对季节差分后的资源量数据作自相关图和偏自相关图, 确定 P 、 Q 值; 不同的参数值可组合成不同的模型, 为了确保模型最优, 可利用自动确定参数函数 auto.arima 计算模型的 AIC (Akaike information criterion) 值, AIC 越小, 即模型解释性较好, 若 $P > 0.05$ 说明通过残差检验; 2019 年数据作为验证集, 计算均方根误差 (root mean square error, RMSE), RMSE 越小, 模型预测的精确度越高, 结合 AIC 值和 RMSE 值选出最优模型; 最后, 利用最优模型预测中西太平洋鲑 2020—2023 年资源量的变化趋势。

2 结果

2.1 中西太平洋鲑主要分布区域及其资源丰度变化趋势

统计发现高产量的海域范围为 $10^{\circ}\text{S} \sim 20^{\circ}\text{N}$, $145^{\circ}\text{E} \sim 180^{\circ}\text{E}$, 占研究领域内总产量的 70%,

渔获量最高的前 10 个网格分别为 Grid_{155E5S}、Grid_{145E5S}、Grid_{150E5S}、Grid_{145E0}、Grid_{155E0}、Grid_{170E5S}、Grid_{165E5S}、Grid_{175E5S}、Grid_{160E5S}、Grid_{150E0} (图 2-a)。

动态因子分析法将 10 个网格的资源丰度 CPUE 时间序列趋势降维为两个具有相同变化趋势的时间序列: 趋势 1 和趋势 2, 根据因子载荷表, Grid_{145E0}、Grid_{150E0}、Grid_{155E0}、Grid_{145E5s}、Grid_{150E5s}、Grid_{150E5s} 与趋势 1 的因子载荷值大于与趋势 2 的载荷, Grid_{170E5S}、Grid_{165E5S}、Grid_{175E5S}、Grid_{160E5S} 与趋势 2 的因子载荷值大于与趋势 1 的载荷 (图 3), 趋势 1 在空间分布为 $5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}$ 、 $145^{\circ}\text{E} \sim 160^{\circ}\text{E}$, 对应的 6 个海区分别是 Grid_{155E5S}、Grid_{145E5S}、Grid_{150E5S}、Grid_{145E0}、Grid_{155E0} (图 2-a, 绿色部分), 趋势 2 空间分布为 $0^{\circ} \sim 5^{\circ}\text{S}$ 、 $160^{\circ} \sim 180^{\circ}\text{E}$, 对应的 4 个海区分别是 Grid_{170E5S}、Grid_{165E5S}、Grid_{175E5S}、Grid_{160E5S} (图 2-a, 红色部分)。两个趋势对应的空间分布的界限是 160°E (图 2-a)。趋势 1 的资源量整体呈下降趋势 (图 2-b), 趋势 2 资源丰度总体呈上升趋势 (图 2-c)。

2.2 环境因子对鲑两个共同趋势的贡献率分析

在三个环境影响因子中, SSTA 对两个趋

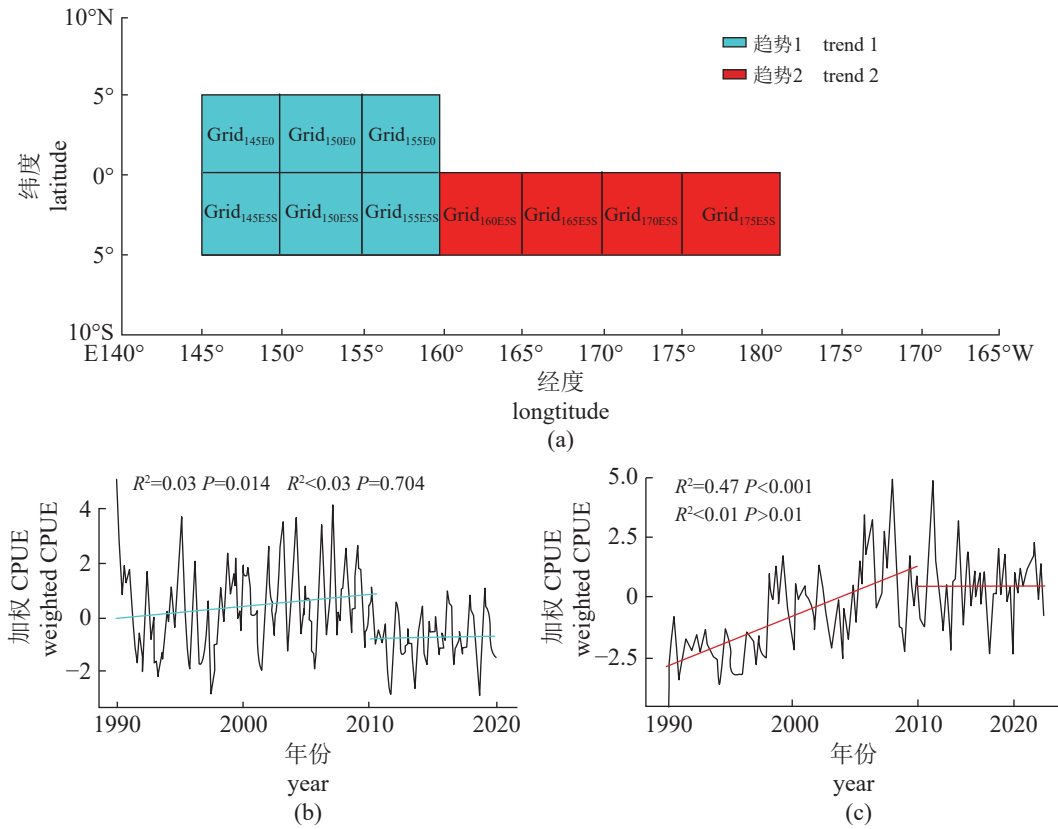


图 2 中西太平洋鲣主要海区鲣加权 CPUE 的结果

(a) 两个趋势的空间分布图, (b) (c) 分别表示趋势 1 和趋势 2 的资源丰度变化。

Fig. 2 The results of the weighted CPUE of *K. pelamis* in the main sea areas of the Central and Western Pacific Ocean

(a) the spatial distribution of the two trends, (b) (c) the change in resource abundance for trend 1 and trend 2, respectively.

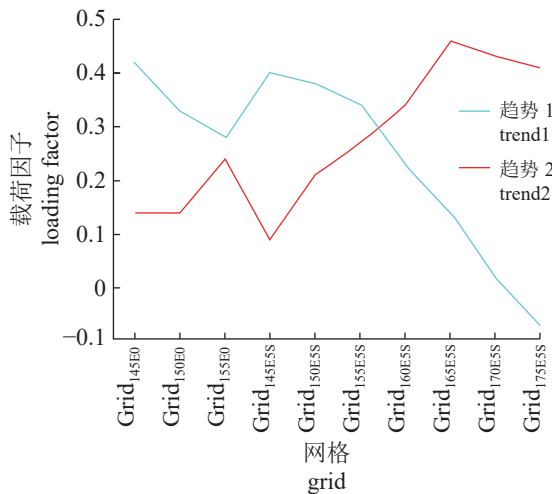


图 3 趋势 1 和趋势 2 的因子载荷图

Fig. 3 Factor loadings table for trends 1 and trend 2

势的鲣资源丰度变化贡献率最大, 分别为 46% 和 61%; 混合层深度和 SST 对趋势 1 的贡献率分别为 28% 和 26%, 而在趋势 2 中的贡献率分

别为 6% 和 33% (图 4)。

2.3 中西太平洋鲣资源趋势预测

数据的平稳性处理 使用 tseries 包中的 `adf.test()` 函数对两个趋势的训练集进行单位根检验 ($P < 0.05$), 两个序列为平稳序列, 数据具有长期趋势, 对其进行差分处理, $d=1$ 时序列平稳; 对一阶差分后的两个序列通过白噪声检验 ($P < 0.05$)。

候选模型识别 根据一阶差分后的自相关图和偏自相关图初步判断拖尾和截尾情况, 来确定参数 p 、 q 值, 趋势 1 的 ARIMA 模型的各项参数估计为 $p=8、9, q=0、1$ (图 5), 趋势 2 的 ARIMA 模型的参数估计为 $p=1、2、3、4, q=1、3、4$ (图 6)。月 CPUE 尺度的数据具有周期性, 按周期数再进行 12 阶差分, 偏自相关图呈现拖尾, 自相关属于不明显的 1 阶截尾。利用网格调参法, 分别筛选出了 5 个候选模型,

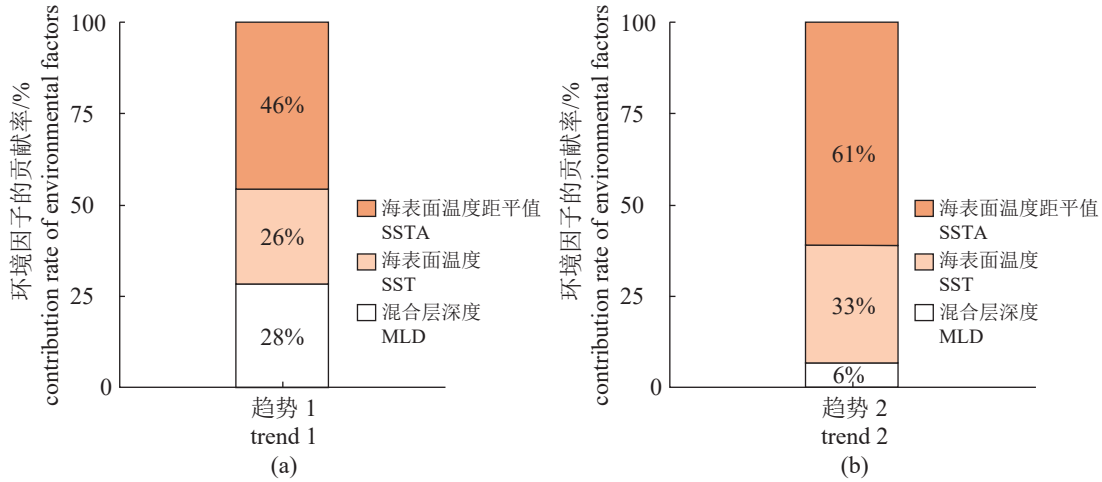


图 4 环境因子 SSTA、SST、MLD 对趋势 1 (a) 和趋势 2 (b) 的贡献率

Fig. 4 Contribution of environmental factors SSTA, SST, MLD to trend 1 (a) and trend 2 (b)

其中, SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12] 模型和 SARIMA(3,1,4)(1,0,1)[12] 具有最高的精度, AIC 值分别为 607.45 和 594.1(表 1, 表 2)。

模型拟合与验证 基于验证集上计算, 趋势 1 的 SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12] 模型和趋势 2 的 SARIMA(2,1,1)(1,0,1)[12] 模型的具有最低的 RMSE 值。综合 AIC 值和 RMSE 值, 趋势 1

和趋势 2 对应的最优模型分别为 SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12] 和 (2,1,1)(1,0,1)[12](表 1, 表 2)。

模型的预测 利用最优模型预测发现: 160°E 以西的资源丰度在 2020—2023 年相比 2019 年呈下降趋势, 总体资源丰度在中长期平均值以下(图 7-a); 160°E 以东的资源丰度在 2020—2023 年呈上升趋势, 在 2021 年后增加缓慢,

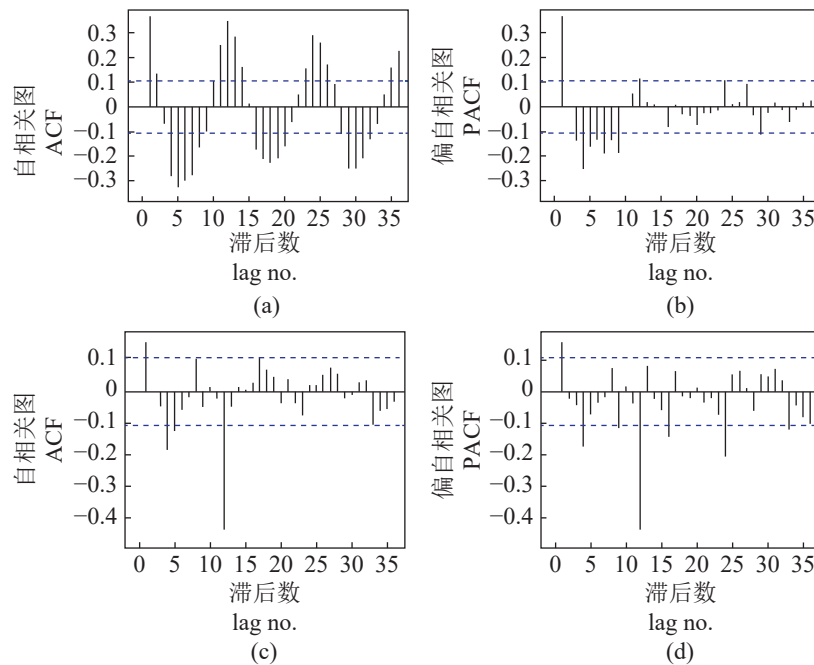


图 5 趋势 1 上一阶差分 and 季节差分的自相关图和偏自相关图

(a) (b) 分别表示 trend 1 一阶差分的自相关图和偏自相关图; (c) (d) 分别表示 trend 1 季节差分的自相关图和偏自相关图。

Fig. 5 Autocorrelation and partial autocorrelation plots of the first-order differential and seasonal differential on trend 1

(a) (b) show ACF and PACF of trend1 first-order differences, respectively; (c) (d) show ACF and PACF of trend1 seasonal differences, respectively.

表 1 Trend1 中 5 个模型的拟合值

Tab. 1 Fitting values of five models in trend 1

模型类型 model type	赤池信息准则 AIC	均方根误差 RMSE	残差检验 residual test	白噪声检验 white noise test
SARIMA(9,1,0)(1,1,1)[12]	610.01	1.02	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(2,1,2)(1,0,0)[12]	617.13	0.88	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12]	607.45	0.86	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(9,1,0)(1,0,0)[12]	617.06	0.72	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(8,1,0)(1,0,1)[12]	617.99	0.91	$P>0.05$	$P>0.05$

表 2 Trend2 中 5 个模型的拟合值

Tab. 2 Fitting values of five models in trend 2

模型类型 model type	赤池信息准则 AIC	均方根误差 RMSE	残差检验 residual test	白噪声检验 white noise test
SARIMA(2,1,1)(1,0,2)[12]	595.72	0.65	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(2,1,1)(1,0,1)[12]	595.27	0.64	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(3,1,4)(1,0,1)[12]	594.1	0.72	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(1,1,4)(1,0,1)[12]	596.87	0.64	$P>0.05$	$P>0.05$
SARIMA(3,1,4)(1,0,2)[12]	594.12	0.69	$P>0.05$	$P>0.05$

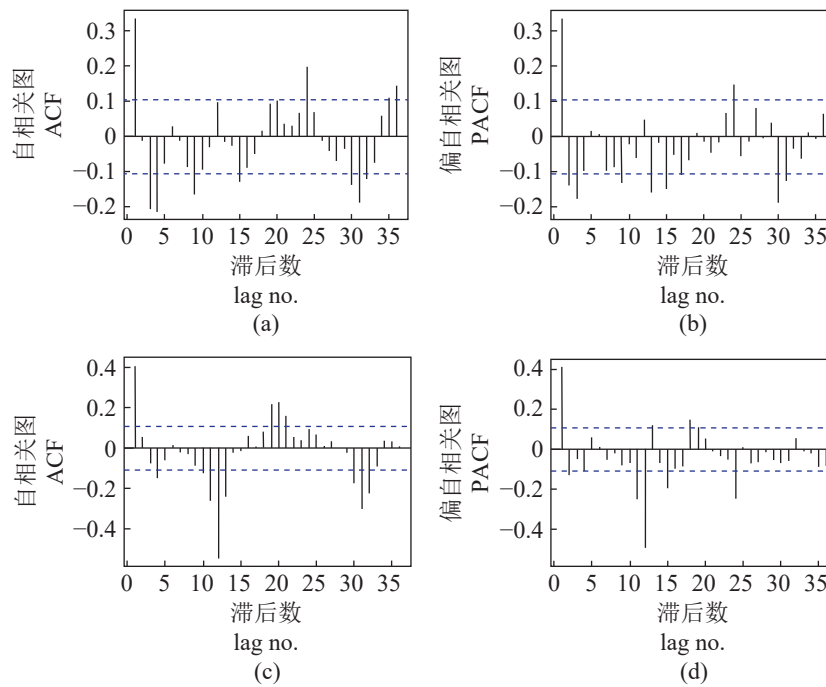


图 6 趋势 2 一阶差分 and 季节差分的自相关图和偏自相关图

(a) (b) 分别表示 trend 2 一阶差分的自相关图和偏自相关图; (c) (d) 分别表示 trend 2 季节差分的自相关图和偏自相关图。

Fig. 6 Autocorrelation and partial autocorrelation plots of trend 2 first-order difference and seasonal difference

(a) (b) show ACF and PACF of trend 2 first-order differences, respectively; (c) (d) show ACF and PACF of trend 2 seasonal differences, respectively.

总体在中长期平均值以上 (图 7-b)。

3 讨论

本研究发现, 中西太平洋鳕的主要渔获区

集中在 5°S~5°N 和 145°~180°E, 该区域的渔获量占整个中西太平洋海域内总渔获量的 70% 以上。陈洋洋等^[5]认为, 中西太平洋鳕高产渔区在空间上主要集中在 5°S~5°N、130°~175°E。方舟等^[15]认为中西太平洋鳕渔获量主要分布在

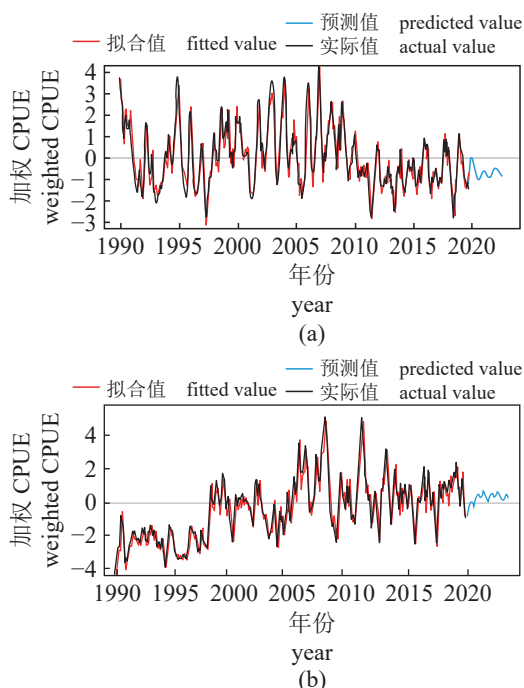


图7 SARIMA模型预测两个趋势2020—2023年资源量变化结果

(a) 利用 SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12] 模型预测趋势 1 中 2020—2023 年资源量变化趋势, (b) 利用 SARIMA(2,1,1)(1,0,2)[12] 预测趋势 2 在 2020—2023 年资源量变化趋势。

Fig. 7 SARIMA model predicts the changes of *K. pelamis* resources in the Central and Western Pacific during 2020-2023

(a) SARIMA(9,1,0)(1,0,1)[12] model was used to predict the resource variation trend of *K. pelamis* in the Central Western Pacific during 2020-2023 in trend 1, (b) SARIMA(2,1,1)(1,0,2)[12] model was used to predict the resource variation trend of skipjack bonito in the Central and Western Pacific during 2020-2023 in trend 2.

5°S~5°N, 120°~175°E, 与本研究的結果大致相符, 经度方向上鯉的漁获量空间分布的差异可能是由于研究的时间跨度不一样造成的, 本研究采用的是长时间序列, 也可能是由于鯉作业渔场会随着暖池边缘 29 °C 等温线在经向上发生偏移而造成的^[9]。

两个时间序列趋势在空间分布上存在差异。第一个时间序列变化趋势在空间上对应的海域 5°N~5°S, 第二个时间序列变化趋势在空间上对应的海域是 0°~5°S, 160~180°E, 两个共同趋势在空间上的分布是以 160°E 为分界线。陈洋洋^[16]通过广义相加模型得出经度是对空间因子中对 CPUE 具有最大影响力的因子。

两个趋势的鯉资源丰度变化均具有明显的

季节性变化, 上半年的资源丰度要多于下半年的, 方舟等^[17]认为鯉的高产月份主要集中在上半年, 是因为上半年主要作业区域位于中西太平洋暖池的中心, 该海域的温度适宜鯉的生长, 鯉产量也相对较高, 而下半年作业区域相对偏西远离暖池中心, 鯉资源丰度相对较低与本研究结果相一致。

两个趋势资源丰度变化也存在差异, 1990—2010 年 20 年内, 鯉的资源丰度在 160°E 以西最多, 然而, 2010—2019 年近 10 年来, 鯉在 160°E 以西的资源丰度减少, 在 160°E 以东的海域增加, 可见资源丰度在经度方向上发生右移, 推测, 导致这种变化原因, 一方面是由于厄尔尼诺-南方涛动 (ENSO) 现象所造成的暖池移动引起的, 当厄尔尼诺发生时, 鯉的资源丰度会随暖池的东扩而东移, 拉尼娜发生时则随暖池向西收缩而西移^[18]。同时, Lehodey 等^[19]认为, 近些年来太平洋东部的摄食和产卵生境逐渐变得更加有利, 而西赤道暖池可能将变得不太适合鯉产卵。另一方面, 近几年来随着新技术发展的影响, 如使用卫星浮标跟踪和定位, 以及使用回声探测卫星浮标来估计和远程传输关于其下方聚集的金枪鱼数量信息, 人工集鱼装置部署数量不断增加, 成了鯉主要的捕捞方式, 它大大提高了鯉的捕捞效率, 大部分部署发生在吉尔伯特群岛南部的基里巴斯、图瓦卢和瑙鲁专属经济区北部以及菲尼克斯群岛东部的基里巴斯专属经济区^[20]。

根据相对重要分析法结果, SST 和 SSTA 对鯉资源量贡献率大, 其中 SSTA 对鯉资源量贡献率最大。在中西太平洋中, 鯉的洄游、分布和丰度都受海洋条件的影响, 从拉尼娜事件到厄尔尼诺事件, 渔场逐渐东移与暖池事件具有相同的变化趋势, 暖池较正常年份向西偏移, 鯉栖息位置偏西, 同时赤道的上升流海域丰富的饵料生物会随着季风向西输送^[21], 表明厄尔尼诺事件对中西太平洋鯉渔场分布的影响显著^[22]。1990—2019 年内赤道太平洋西部资源丰度量最高和最低时分别为 2007 和 2008 年。2007 年, 当资源量丰度最高时暖池延长, 这是厄尔尼诺时期的特征, 尽管 ENSO 指数显示 2007 年下半年有一个强劲的拉尼娜时期, 暖池的延伸使太平洋西部的温度降低、盐度升高, 但 2007 年太平洋西部出现了正温度异常和负盐

度异常。太平洋西部与东部的资源量丰度呈负相关, 说明太平洋西部的资源量减少(增加)时, 太平洋东部的资源量增加(减少), 这是因为西赤道太平洋暖池的扩大会导致鳀栖息地向东转移, 从而导致太平洋东部资源量增加, 同时太平洋西部资源量减少^[23]。鳀资源量与混合层深度有关, 鳀主要分布在混合层或温跃层以上的层中^[24]。混合层的加深可以增加垂直空间的栖息地范围, 从而降低捕获大量鳀的可能性。

中西太平洋是鳀的主要作业渔场, 利用 SARIMA 模型对鳀两个趋势的资源量分别进行预测, 不仅可以为相关部门提供指导意义, 还可以减少捕鱼成本和时间从而提高捕鱼效率。本研究显示, 趋势 1(中西太平洋西部)的资源丰度在未来 3 年内呈下降趋势, 趋势 2(中西太平洋东部)的资源丰度在未来 3 年内呈上升趋势, 这与暖池的东扩有关, 因此, 捕鱼者在未来可以将捕鱼行为集中在 160E° 以东的海域。

4 结论

本实验利用 SARIMA 模型对中西太平洋赤道西部和东部 2020—2023 年鳀资源量的变化趋势进行了预测。为了进一步提高预测的精确度, 应该在模型中引入温跃层、营养盐、海表面高度等更多环境因子, 以建立多元的时间序列预测模型。同时, 不同捕捞方式的鳀在捕捞效率、空间分布、资源量变化上均存在差异, 应该对每种捕捞方式分别研究, 有利于分析鳀种群结构, 降低捕捞副渔获量, 进而实现鳀资源可持续利用。

参考文献 (References):

- [1] Collette B B, Nauen C E. FAO species catalogue. Vol. 2 scombrids of the world - an annotated and illustrated catalogue of tunas, mackerels, bonitos and related species known to date[R]. Rome: FAO Fisheries Synopsis, 1983.
- [2] WCPFC. Western and Central Pacific fisheries commission tuna fishery yearbook 2020[M]. Pohnpei: WCPFC, 2021.
- [3] Moore B R, Bell J D, Evans K, *et al.* Defining the stock structures of key commercial tunas in the Pacific Ocean I: current knowledge and main uncertainties[J]. *Fisheries Research*, 2020, 230: 105525.
- [4] 汪金涛, 陈新军. 中西太平洋鳀渔场的重心变化及其预测模型建立 [J]. *中国海洋大学学报*, 2013, 43(8): 44-48.
- [5] Wang J T, Chen X J. Changes and prediction of the fishing ground gravity of skipjack (*Katsuwonus pelamis*) in Western-Central Pacific[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2013, 43(8): 44-48 (in Chinese).
- [5] 陈洋洋, 陈新军, 郭立新, 等. 基于捕捞努力量的中西太平洋鳀网渔入渔预测分析 [J]. *海洋学报*, 2017, 39(10): 32-45.
- [6] Chen Y Y, Chen X J, Guo L X, *et al.* Preliminary analysis of predict model of fishing effort spatial distribution for skipjack tuna catches by purse seine in the west-central Pacific Ocean[J]. *Haiyang Xuebao*, 2017, 39(10): 32-45 (in Chinese).
- [6] Mugo R, Saitoh S I, Nihira A, *et al.* Habitat characteristics of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in the western North Pacific: a remote sensing perspective[J]. *Fisheries Oceanography*, 2010, 19(5): 382-396.
- [7] Zainuddin M, Nelwan A, Farhum S A, *et al.* Characterizing potential fishing zone of skipjack tuna during the southeast monsoon in the Bone Bay-Flores Sea using remotely sensed oceanographic data[J]. *International Journal of Geosciences*, 2013, 4(1A): 259-266.
- [8] Hsu T Y, Chang Y, Lee M A, *et al.* Predicting skipjack tuna fishing grounds in the Western and Central Pacific Ocean based on high-spatial-temporal-resolution satellite data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5): 861.
- [9] Lehodey P, Bertignac M, Hampton J, *et al.* El Niño Southern Oscillation and tuna in the western Pacific[J]. *Nature*, 1997, 389(6652): 715-718.
- [10] Maunder M N, Punt A E. Standardizing catch and effort data: a review of recent approaches[J]. *Fisheries Research*, 2004, 70(2-3): 141-159.
- [11] Zuur A F, Tuck I D, Bailey N. Dynamic factor analysis to estimate common trends in fisheries time series[J]. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2003, 60(5): 542-552.
- [12] Groemping U. Relative importance for linear regression in R: the package relaimpo[J]. *Journal of Statistical Software*, 2006, 17(1): 1-27.
- [13] Alabdulrazzaq H, Alenezi M N, Rawajfih Y, *et al.* On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread[J]. *Results in Physics*, 2021, 27: 104509.
- [14] 陈宝, 丘美娇, 林尤斌, 等. SARIMA 模型在海南某医院流感样病例预测中的可行性分析 [J]. *南昌大学学报 (医学版)*, 2022, 62(2): 75-78,99.

- Chen B, Qiu M J, Lin Y B, *et al.* Feasibility of SARIMA model in predicting influenza-like illness cases in a tertiary hospital in Hainan[J]. *Journal of Nanchang University (Medical Sciences)*, 2022, 62(2): 75-78,99,
- [15] 方舟, 陈洋洋, 陈新军, 等. 基于不同环境因子的中西太平洋鳀资源丰度灰色预测模型构建 [J]. *海洋学研究*, 2018, 36(4): 60-67.
- Fang Z, Chen Y Y, Chen X J, *et al.* The grey predict model construction of abundance forecasting for skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in the Western and Central Pacific Ocean based on different environmental factors[J]. *Journal of Oceanographic Research*, 2018, 36(4): 60-67 (in Chinese).
- [16] 陈洋洋. 中西太平洋鳀渔情预报研究 [D]. 上海: 上海海洋大学, 2018.
- Chen Y Y. Forecasting skipjack (*Katsuwonus pelamis*) fishery status in central-west Pacific Ocean[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2018 (in Chinese).
- [17] 方舟, 陈洋洋, 陈新军, 等. 中西太平洋鳀渔场时空分布研究 [J]. *海洋渔业*, 2019, 41(2): 149-159,
- Fang Z, Chen Y Y, Chen X J, *et al.* Spatial and temporal distribution analysis of high catch fishing ground for *Katsuwonus pelamis* in the Western and Central Pacific[J]. *Marine Fisheries*, 2019, 41(2): 149-159,
- [18] 杨胜龙, 周甦芳, 周为峰, 等. 基于 Argo 数据的中西太平洋鳀渔获量与水温、表层盐度关系的初步研究 [J]. *大连水产学院学报*, 2010, 25(1): 34-40.
- Yang S L, Zhou S F, Zhou W F, *et al.* The relationship between skipjack *Katsuwonus pelamis* catch and water temperature and surface salinity in the west-central Pacific Ocean based on Argo data[J]. *Journal of Dalian Fisheries University*, 2010, 25(1): 34-40 (in Chinese).
- [19] Lehodey P, Senina I, Calmettes B, *et al.* Modelling the impact of climate change on Pacific skipjack tuna population and fisheries[J]. *Climatic Change*, 2013, 119(1): 95-109.
- [20] Escalle L, Brownjohn M, Brouwer S, *et al.* Recently available dFAD tracking data in the WCPO: challenges, new research areas and potential useful tool to guide management[C]//2nd Meeting of the Joint Tuna RFMOs Working Group on FADs. San Diego, 2019.
- [21] 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, 27(4): 338-342.
- Guo A, Chen X J. The relationship between ENSO and tuna purse - seine resource abundance and fishing grounds distribution in the Western and Central Pacific Ocean[J]. *Marine Fisheries*, 2005, 27(4): 338-342 (in Chinese).
- [22] Wang J T, Chen X J, Chen Y. Spatio-temporal distribution of skipjack in relation to oceanographic conditions in the west-central Pacific Ocean[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(24): 6149-6164.
- [23] Kim J, Na H, Park Y G, *et al.* Potential predictability of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) catches in the Western Central Pacific[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 3193.
- [24] Matsumoto T, Satoh K, Toyonaga M. Behavior of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) associated with a drifting FAD monitored with ultrasonic transmitters in the equatorial central Pacific Ocean[J]. *Fisheries Research*, 2014, 157: 78-85.

Analysis of trends of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) resources in different spatial locations in the Central and Western Pacific

WANG Shuang¹, XU Zhenqi¹, WANG Jintao^{1,2,3,4,5*}, LEI Lin^{1,2,3,4,5}, LÜ Zehua^{1,2,3,4,5},
CHEN Xinjun^{1,2,3,4,5}, HE Haiping⁶, JIA Haibin⁶, CHEN Jiongjie⁶

1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

2. Key Laboratory of Oceanic Fisheries Exploration, Ministry of Agriculture and Rural Affairs,
Shanghai Ocean University, 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 and Rural Affairs, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

6. Dayangshijia (Zhejiang) Co., Ltd., Zhoushan 316000, China

Abstract: This research took $5^{\circ} \times 5^{\circ}$ spatial resolution as a research grid to analyze the trends in abundance of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) resources in the Central and Western Pacific Ocean based on spatial location and to construct a prediction model. Meanwhile, the total catch sum of 144 grids within 130°E - 140°W and 20°N - 20°S sea areas from 1990 to 2019 were calculated, the top ten grids sea areas for analysis (accounting for 70% of the total catch in the study sea area) were selected, and the dynamic factor analysis method to reduce the 10 grids were used. We used dynamic factor analysis to downscale the time series trends of the 10 grids into two time series trends, determined the two time series trends corresponding to each of the 10 grids according to the factor loadings, explored the contribution of three key environmental factors, namely sea surface spacing, sea surface temperature and mixed layer depth, to the two trends of *K. pelamis* abundance using relative importance analysis, and constructed SARIMA models for each of the two time series trends to predict the abundance of *K. pelamis* in the Central and Western. The SARIMA model was constructed to predict the resource abundance of *K. pelamis* in the Central and Western Pacific Ocean in the next three years. The range of the highly productive sea area of bonito in the Central and Western Pacific Ocean was 5°S - 5°N , 145° - 180°E ; the first time series trend spatially corresponded to the sea area of 5°S - 5°N , 145° - 160°E and the second time series trend spatially corresponded to the sea area of 0° - 5°S , 160° - 180°E . The distribution of the two common trends in space was with 160°E as the dividing line. The seasonal variation of the two time series trends was obvious, with higher resources in the first half of the year than in the second half of the year. In recent years, the first time series trend (spatially distributed corresponding to the western equatorial Pacific Ocean) had been decreasing and the second time series trend (spatially distributed corresponding to the eastern equatorial Pacific Ocean) had been increasing. Sea surface temperature anomalies had contributed the most to bonito resources. For two common trends, SARIMA(9,1,0)(1,0,1) [12] and SARIMA(2,1,1)(1,0,1) had the smallest AIC and RMSE with good model prediction fit and high prediction accuracy, which were 607.45 and 0.86, 595.27 and 0.64, respectively. From 2020 to 2023, the growth of *K. pelamis* resources in the eastern equatorial Pacific Ocean was on an upward trend, while *K. pelamis* resources in the western equatorial Pacific Ocean would be downward. The study results provides a decision basis for corporate decisions, such as annual production arrangements, fishing entry decisions and sustainable development of bonito resources.

Key words: *Katsuwonus pelamis*; dynamic factor analysis; relative importance analysis; SARIMA model; Central and Western Pacific

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

Funding projects: National Key Research and Development Program of China (2023YFD2401303)