

DOI: 10.12264/JFSC2024-0235

深海散射层在南印度洋长鳍金枪鱼栖息地研究中的应用

万树杰¹, 李国栋^{1,2}, 陈新军³

1. 中国水产科学研究院渔业机械仪器研究所, 上海 200092;

2. 三亚热带水产研究院, 海南 三亚 572000;

3. 上海海洋大学海洋生物资源与管理学院, 上海 201306

摘要: 为探究印度洋长鳍金枪鱼(*Thunnus alalunga*)栖息地与该海域深海散射层分布之间的关系, 基于 2011—2020 年间印度洋长鳍金枪鱼的产量数据、声学调查数据, 并选取海表温度、叶绿素 a 浓度等 2 个环境因子, 采用 GAM 模型与栖息地适宜性指数, 对比分析了深海散射层与不同环境因子组合对印度洋长鳍金枪鱼栖息地适宜性的影响。GAM 结果表明, 深海散射层、海表温度、叶绿素浓度 3 个因子组合的偏差解释率最高, 为 42.60%。不同因子组合的 HSI 模型的预测结果均表明, 长鳍金枪鱼栖息地的高适宜区域(HSI>0.6)基本分布在 20°S~35°S 之间。深海散射层、海表温度 2 个因子组合的高 HSI 等级(HSI>0.6)与 2021 年印度洋长鳍金枪鱼产量的相关性最高($r=0.542$, $P<0.001$), 深海散射层、海表温度、叶绿素浓度 3 个因子组合的相关系数 $r=0.400$ ($P<0.001$), 深海散射层、叶绿素浓度 2 个因子组合的相关系数 $r=0.015$ ($P<0.001$), 海表温度、叶绿素浓度 2 个因子组合的相关系数 $r=-0.009$ ($P<0.001$)。研究认为, 深海散射层能够提高环境因子对长鳍金枪鱼产量影响的解释率, 并与高渔获量海区有着较高的相关性, 可为印度洋长鳍金枪鱼资源分布研究提供新的参考。

关键词: 长鳍金枪鱼; 深海散射层; 栖息地指数; 南印度洋

中图分类号: S931

文献标志码: A

文章编号: 1005-8737-(2025)01-0074-10

长鳍金枪鱼(*Thunnus alalunga*)是主要的经济性金枪鱼鱼种之一, 印度洋海域是长鳍金枪鱼重要的产区^[1]。20 世纪 50 年代以来, 印度洋长鳍金枪鱼产量一直呈上升趋势, 到 20 世纪 80 年代中期, 由于流刺网的使用, 印度洋长鳍金枪鱼的产量达到历史高峰, 后续产量则连续下降^[2]。我国自 1995 年开始发展印度洋金枪鱼渔业, 现已成为我国远洋渔业的重要组成部分。随着世界范围内对公海及跨界洄游渔业资源的捕捞强度不断加大, 印度洋金枪鱼资源面临着过度捕捞的风险。掌握印度洋长鳍金枪鱼资源分布状况, 有利于养护和持续利用印度洋长鳍金枪鱼资源, 对维护我国金枪鱼渔业发展权益具有重要意义^[3]。

长鳍金枪鱼是大洋中上层高度洄游性鱼种, 其空间分布与环境因子存在着密切联系^[4]。以海表温度(sea surface temperature, SST)为代表的海洋环境因子已在金枪鱼资源变动和渔场预报领域中得到了较好的应用。如官文江等^[5]对影响印度洋长鳍金枪鱼资源评估的因素进行了分析, 张亚男等^[6]结合多个环境因子构建了印度洋长鳍金枪鱼的栖息地指数模型, 程懿麒等^[7]基于神经网络对印度洋长鳍金枪鱼的时空分布与海洋环境关系进行了研究, 谢笑艳等^[8]分析了南印度洋长鳍金枪鱼渔获率与水深温度之间的关系。

深海散射层(deep scattering layer, DSL)中蕴含着丰富的生物资源, 主要包括浮游动物、甲壳

收稿日期: 2024-07-15; 修订日期: 2024-10-18.

基金项目: 国家重点研发计划课题项目(2023YFD2401304); 海南省科技计划三亚崖州湾科技城科技创新联合项目(2021CXLH0004); 国家自然科学基金项目(32073026); 崂山实验室科技创新项目(LSKJ202201801).

作者简介: 万树杰(1994-), 男, 助理研究员, 研究方向为渔业声学. E-mail: wanshujie@fmiri.ac.cn

通信作者: 李国栋, 研究员, 研究方向为海洋生物声学探测、渔业信息化. E-mail: liguodong@fmiri.ac.cn

类、头足类和鱼类等^[9]。Lebourges-Dhaussy 等^[10]的研究发现, 金枪鱼渔场的形成与该海域深海散射层中金枪鱼主要摄食鱼类的分布有关。深海散射层中的鱼类是金枪鱼的重要食物来源之一, 对指示金枪鱼栖息地分布有着重要作用。然而, 不同于传统环境因子在金枪鱼栖息地研究中的广泛应用, 关于鱼类及多种浮游生物聚集形成的深海散射层的空间分布及其与金枪鱼栖息地之间的关系的研究仍然较少。基于此, 本研究利用 2011—2020 年间南印度洋海域的声学调查数据、海表温度和叶绿素浓度(chlorophyll concentration, Chl)等环境数据以及印度洋金枪鱼渔业委员会(Indian Ocean Tuna Commission, IOTC)长鳍金枪鱼渔获数据等多种类型数据, 采用广义可加模型(generalized additive model, GAM), 分析了长鳍金枪鱼产量与深海散射层等因子的关系, 建立了深海散射层的适宜性指数(suitability index, SI), 并进一步结合 SST 和 Chl 两个环境变量构建了多因子的印度洋长鳍金枪鱼栖息地指数(habitat suitability index, HSI)模型, 以对比分析深海散射层分布与环境因子的结合对印度洋长鳍金枪鱼适宜栖息地的影响。本研究可为印度洋长鳍金枪鱼资源分布研究提供新的参考。

1 材料与方法

1.1 数据来源与处理

1.1.1 声学数据 本研究所采用的声学数据来自澳大利亚海洋综合观测系统(Australia's Integrated Marine Observing System, IMOS)中的生物声学观测计划(<https://portal.aodn.org.au/>)^[11]。该数据集包含不同商船、渔船及科考船上装备的 SIMARD 系列鱼探仪的 38 kHz 声学数据, 包括 ES60 及 EK60 型号, 且相关鱼探仪均完成了科学校准工作。声学数据的处理基于 MATLAB R2020a 完成, 数据处理流程参考 Ryan 等^[12]制定的声学数据处理框架, 主要通过滤波的方式剔除海洋环境中的间歇性噪声尖峰、持续的间歇性噪声、衰减脉冲和最终的背景噪声。通过对数据的分析处理, 最终的数据输出单元为水平距离(1000 m)×垂直距离(10 m)的水体体积后向散射强度(mean volume backscattering

strength, MVBS, S_v), 单位: dB, 其中垂直水体的水深范围为 20~1000 m。相关研究认为, 海里面积散射系数(nautical area scattering coefficient, NASC, S_A), 单位: m^2/nmi^2 , 可作为表征 DSL 中生物资源的丰度指标^[13], 因此在得到 S_v 的基础上, 进一步计算相应 NASC 值作为本研究中 DSL 的相对资源丰度值。

研究选取了 2011—2020 年间在南印度洋海域(13°S~54°S, 44°E~111°E)的 56 个航次的声学调查数据, 调查期间为不间断走航调查。所选取的 NASC 的空间分布如图 1 所示。

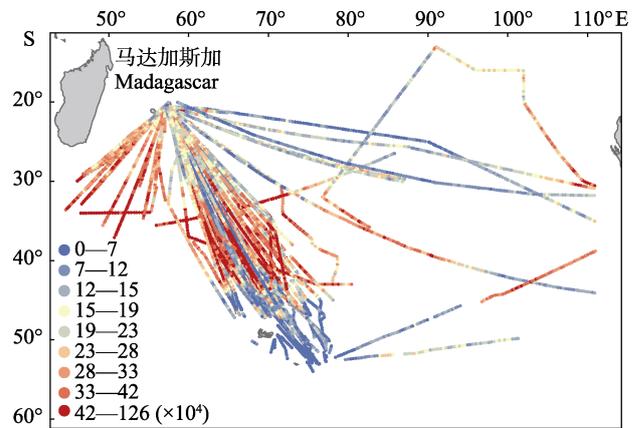


图 1 深海散射层海里面积散射系数 NASC 值的空间分布

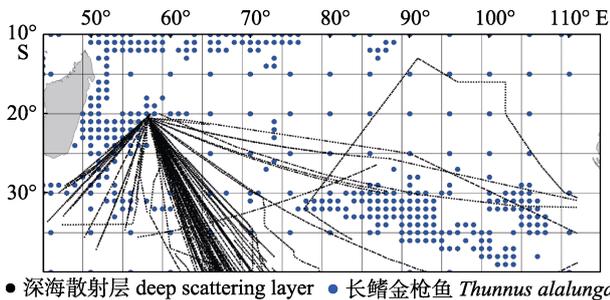
Fig. 1 The spatial distribution of NASC values of deep scattering layer

1.1.2 印度洋长鳍金枪鱼产量数据 长鳍金枪鱼的产量数据来自于 IOTC (<http://www.iotc.org/>)的长鳍金枪鱼生产统计数据, 根据声学数据的时间和空间分布范围, 选取了 2011—2021 年间印度洋海域(0°S~40°S, 20°E~115°E)的长鳍金枪鱼相关数据。数据集包括经纬度、作业日期、渔获尾数与渔获产量等要素。该数据集的空间分辨率包括 $1^\circ \times 1^\circ$ 和 $5^\circ \times 5^\circ$ 两种。

1.1.3 环境数据 研究选取了 SST 和 Chl 等 2 个海表环境因子, 数据来自哥白尼海洋数据网站(<https://data.marine.copernicus.eu/>)。空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$, 时间分辨率为月平均。

1.1.4 数据重采样 本研究共选取了声学数据、产量数据、环境数据等 3 种不同空间分辨率的数据源。综合考虑声学数据与长鳍金枪鱼产量数

据的空间分布情况,选取 13°S~40°S、44°E~110°E 的空间范围作为研究区域,5°×5°为空间分辨率。本研究仅选择既有产量数据又有声学数据分布的网格作为研究对象。如图 2 所示,首先以声学数据的采样点为基础,将环境数据与声学数据进行时间和空间的匹配。然后,对同一个网格内的长鳍金枪鱼产量数据进行累加,声学数据和环境数据则求取平均值。最终得到有效的 5°×5°的渔区网格 53 个。数据重采样的过程均基于 ArcGIS 10.8 软件完成。



● 深海散射层 deep scattering layer ● 长鳍金枪鱼 *Thunnus alalunga*

图 2 深海散射层与长鳍金枪鱼产量重采样的空间分布
Fig. 2 The spatial distribution of resampled deep scattering layer and albacore tuna yield

1.2 分析方法

1.2.1 GAM 分析 GAM 利用非参数的方法灵活处理数据间的复杂联系,通过样条平滑函数反映响应变量与解释变量之间的关系^[14]。其表达式为:

$$g(Y) = \alpha + \sum_{j=1}^n f_i(x_j) + \varepsilon$$

式中, Y 为长鳍金枪鱼的产量值; $g(Y)$ 为联系函数; x_j 为解释变量,即长鳍金枪鱼产量值对应的环境因子; α 为截距; $f_i(x_j)$ 为平滑函数; ε 表示随机误差。

在进行 GAM 分析前,为了避免环境变量之间的共线性,通过方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)函数检验环境变量之间的关系,筛选出适合加入模型的因子。本研究中,当 $VIF > 10$ 时,认为变量存在共线性^[15]。在建模前去除导致共线性的环境变量。共线性检验和 GAM 分析基于 R Studio 4.2 中 mgcv 包完成。

1.2.2 栖息地指数模型构建 利用 2011—2020 年

的各月渔获产量数据分别与相应时期的 SST 和 Chl 数据构建单一因子的 SI 模型。将 lnNASC 按 0.5, SST 按 2 °C, Chl 按 0.1 mg/m³ 组距进行分类,每个组距间隔统计其对应的长鳍金枪鱼总产量。然后按照公式(1)计算各月单因子栖息地指数 I_{SI} ^[16]。

$$I_{SI} = C_i / C_{max}$$

式中, I_{SI} 为各环境因子的适应性指数; C_i 为分类间隔的捕捞产量; C_{max} 为各分类间隔中的最大捕捞产量。这里假定分类间隔中最高渔获产量 C_{max} 为长鳍金枪鱼资源最适宜的因子区间,认定其 I_{SI} 为 1; 当分类间隔渔获量为 0 时,则认定长鳍金枪鱼资源最不适宜的因子区间,其 I_{SI} 为 0^[17]。使用 lnNASC、SSS、Chl 等因子各分类间隔的中间值与各间隔相应 I_{SI} 之间的关系构建一元非线性模型,运用 SPSS 软件求解一元非线性回归方程参数。一元非线性模型公式为:

$$I_{SI} = e^{-a(X-b)^2}$$

式中, I_{SI} 为各因子的适应性指数; X 为各因子分类间隔所对应中间值; a 、 b 为估算参数。当针对 lnNASC、SST 和 Chl 等 3 种因子分别构建单一因子适应性指数模型后,采用算术平均法构建 HSI 模型^[18], HSI 在 0~1 即不适宜到最适宜之间变化。计算公式为:

$$HSI = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n I_{SIj}$$

式中, HSI 为综合栖息地适宜性指数, I_{SIj} 分别代表基于 lnNASC、SSS、Chl 等因子构建的 I_{SI} , n 为因子的个数。利用算数平均法,本研究中将分别计算两个因子和 3 个因子的 HSI。综合栖息地适宜性指数范围在 0~1,将适宜度划分为 5 个等级^[19]: 非适宜(0~0.2)、低适宜(0.2~0.4)、中适宜(0.4~0.6)、高适宜(0.6~0.8)和非常适宜(0.8~1.0)。

为进一步分析栖息地模型的准确性,根据上述印度洋长鳍金枪鱼 HSI 的分布等级,选取 $HSI > 0.6$ 的渔区,将 HSI 值与该渔区相应的 2021 年长鳍金枪鱼产量进行关联性分析,通过对比不同因子组合得到的高 HSI 等级与产量相关性的高低,检验深海散射层数据对长鳍金枪鱼栖息地构建的影响。

2 结果与分析

2.1 GAM 结果

如表 1 所示, 根据 VIF 检验的结果, 研究中所选取 3 个因子的 VIF 均小于 10, 都可参与模型的构建。根据赤池信息准则(Akaike's Information Criterion, AIC)^[20], 以长鳍金枪鱼的产量为响应变量, 依次选取单个因子、两个因子和 3 个因子进行 GAM 分析, 结果如表 2 所示。其中, 单个因子 GAM 模型中, Chl 的累计偏差解释率最大(27.40%), SST 的 AIC 值最小(773.90), 表明单因子建模时, Chl 和 SST 的表现均优于 lnNASC。两个因子的 GAM 模型中, lnNASC 和 SST 组合的累计偏差解释率最大(36.50%), lnNASC 和 Chl 组合的累计偏差解释率最小(30.20%), 表明 lnNASC 与 SST 组合优于其他两个因子组合的 GAM 分析。3 个因子的 GAM 模型的累计偏差解释率为 42.60%, 为所有模型中最高的, 表明 lnNASC 作为新的变量的加入, 提高了环境因子对长鳍金枪鱼产量影响的解释率。

长鳍金枪鱼产量值的 GAM 结果显示(图 3), 散射层声学密度和叶绿素 a 对长鳍金枪鱼的产量的影响趋势相同, 即产量值随两个因子的增加先

上升后下降, 而随着 SST 的增加, 产量值呈现持续下降的情况。

表 1 长鳍金枪鱼产量 GAM 模型变量筛选

Tab. 1 Albacore tuna yield GAM variable selection evaluation

模型因子 model variable	AIC 值 AIC values	偏差解释率 deviance explanation	R^2	P	方差膨胀 因子 VIF
Chl	775.338	27.400	0.216	0.012	6.989
SST	773.901	26.900	0.225	0.006	6.085
ln NASC	783.779	7.820	0.046	0.232	1.452
Chl+SST	770.123	35.200	0.268	-	-
Chl+ln NASC	776.420	30.200	0.220	-	-
SST+ln NASC	771.153	36.500	0.293	-	-
Chl+SST+ln NASC	770.123	42.600	0.330	-	-

表 2 2021 年长鳍金枪鱼产量在不同栖息地指数等级渔区的分布

Tab. 2 Distribution of albacore tuna yield in 2021 under fishings areas with different HSI grades

HSI	渔获产量占比/% proportions of fishing yield				
	1	2	3	4	5
HSI _{SST+Chl}	2.46	0.52	3.83	46.76	46.43
HSI _{lnNASC+SST}	-	9.72	7.52	33.55	49.21
HSI _{lnNASC+Chl}	0.78	1.84	11.59	46.59	39.18
HSI _{lnNASC+SST+Chl}	0.78	1.68	8.88	52.38	36.29

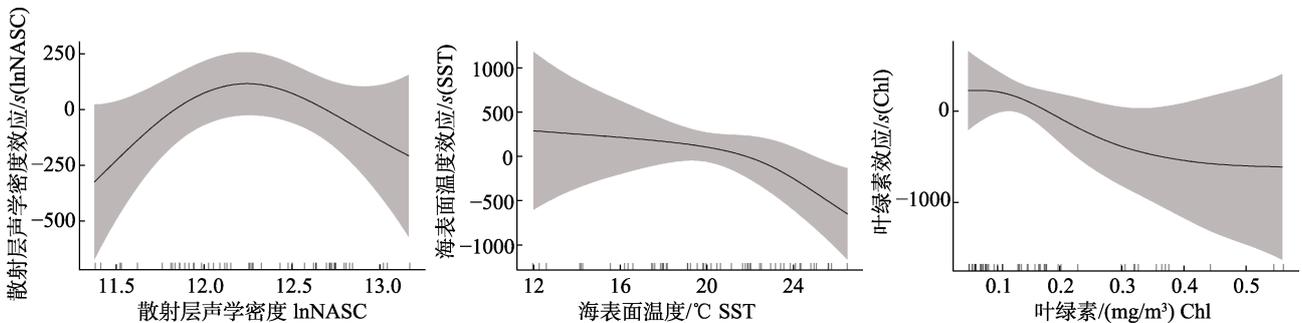


图 3 不同因子对长鳍金枪鱼产量的影响效应
Fig. 3 The effects of different factors on albacore tuna yield

2.2 SI 模型

将 lnNASC、SSS、Chl 数值区间设置为 0.5、2 °C、0.1 mg/m³, 利用正态和偏正态函数拟合基于产量值和 lnNASC、SSS、Chl 统计关系的 SI 曲线。求解的 SI 模型参数、曲线以及统计结果见图 4。结果显示, 所有的 SI 模型各参数变量均通过显著性检验, 环境变量和产量分布具有很高的

相关性, 相关性最高的为 Chl ($R^2=0.978$), 最低的为 SST ($R^2=0.874$)。其中, 印度洋长鳍金枪鱼最适 SST 范围 18~20 °C, 最适散射层的声学密度范围 (lnNASC) 为 11.5~12.5, 最适 Chl 的范围为 0.107~0.197 mg/m³。

2.3 HSI 模型与验证

采用算术平均法构建了两个因子的 HSI 模型

和 3 个因子的 HSI 模型, 即 $HSI_{SST+Chl}$ 、 $HSI_{lnNASC+SST}$ 、 $HSI_{lnNASC+Chl}$ 、 $HSI_{lnNASC+SST+Chl}$ 。HSI 模型的预测结果如图 5 所示, 长鳍金枪鱼栖息地的高适宜区域($HSI>0.6$)基本分布在 $20^{\circ}S\sim 35^{\circ}S$ 之间, 其中非常适宜区域($HSI>0.8$)基本分布在 $25^{\circ}S\sim 35^{\circ}S$ 之间。

通过叠加 2021 年研究海域的长鳍金枪鱼产量值, 共得到数据相吻合的渔区 41 个。为了对比 4 个栖息地模型与金枪鱼产量的匹配程度, 统计分析了一同一渔区、不同 HSI 等级的渔获产量占比, 结果表明(表 2), 高 HSI 等级(等级 4~5, $HSI>0.6$)下的渔获产量占全年总渔获产量均在 80%及以上, 其中最高值对应的模型为 $HSI_{SST+Chl}$, 为 93.19%; 其次是 $HSI_{lnNASC+SST+Chl}$, 为 88.67%; $HSI_{lnNASC+Chl}$ 和

$HSI_{lnNASC+SST}$ 则分别为 85.77%和 82.76%。基于此, 进一步分析了高 HSI 等级渔区内, HSI 值与 2021 年长鳍金枪鱼产量之间的相关性, 结果表明(图 6), $NASC$ 与 SST 构建的高 HSI 渔区共 28 个, $HSI_{lnNASC+SST}$ 与 2021 年长鳍金枪鱼产量的相关系数最高为 0.542 ($P<0.001$); 其次, $NASC$ 、 SST 、 Chl 共同构建的高 HSI 渔区共 29 个, $HSI_{lnNASC+SST+Chl}$ 与 2021 年长鳍金枪鱼产量的相关系数为 0.400 ($P<0.001$); $NASC$ 与 Chl 构建的高 HSI 渔区共 31 个, $HSI_{lnNASC+Chl}$ 与 2021 年长鳍金枪鱼产量的相关系数为 0.105 ($P<0.001$); 而 SST 与 Chl 构建的高 HSI 渔区共 26 个, $HSI_{SST+Chl}$ 与 2021 年长鳍金枪鱼产量的相关系数为 -0.009 ($P<0.001$), 为负相关关系。

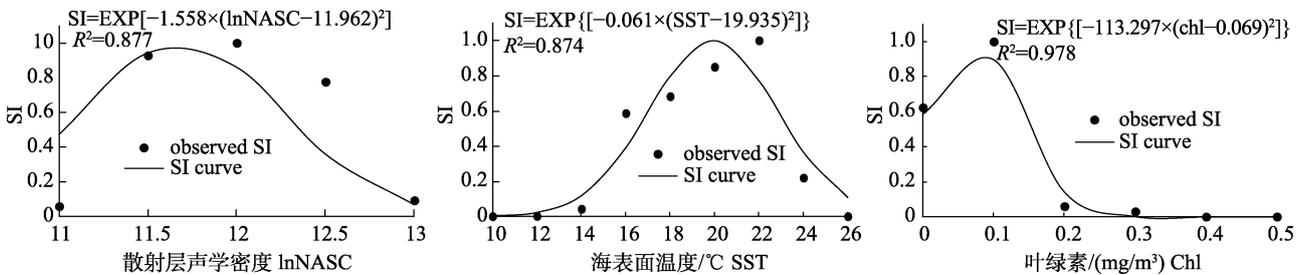


图 4 Ln NASC、SST、Chl 因子与鳍金枪鱼产量适应性曲线
Fig. 4 Suitability index fitting curves of albacore tuna yield to lnNASC, SST and Chl

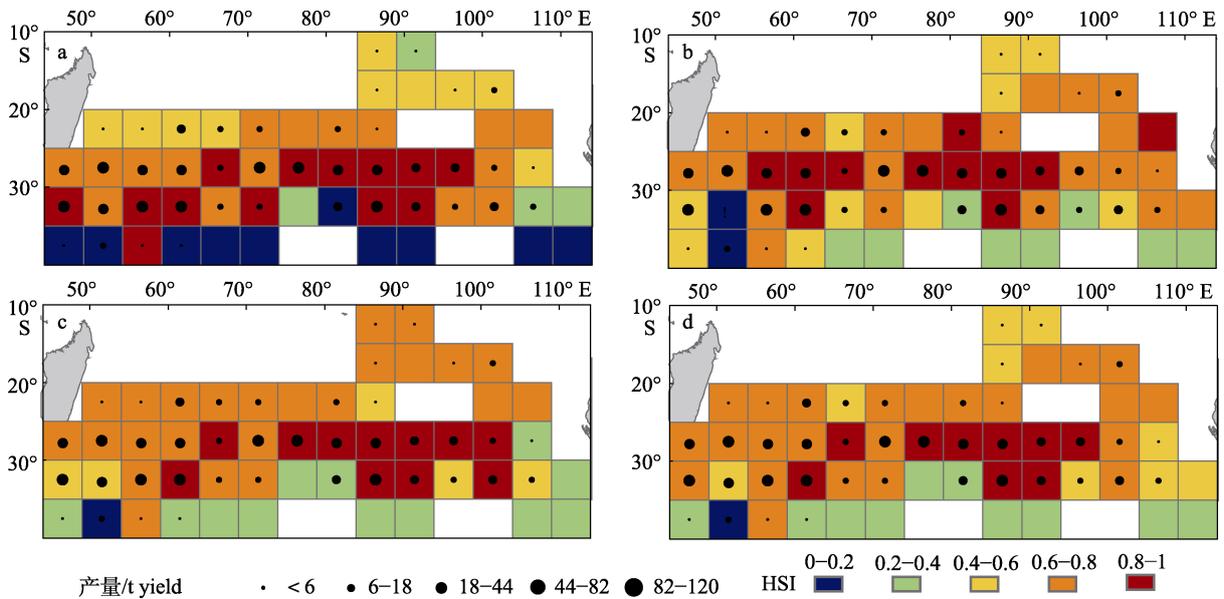


图 5 2011-2020 年印度洋长鳍金枪鱼栖息地指数及 2021 年产量分布
Fig. 5 Distribution of Indian Ocean albacore tuna HSI from 2011 to 2020 and its actual yield in 2021
a. $HSI_{SST+Chl}$; b. $HSI_{lnNASC+SST}$; c. $HSI_{lnNASC+Chl}$; d. $HSI_{lnNASC+SST+Chl}$.

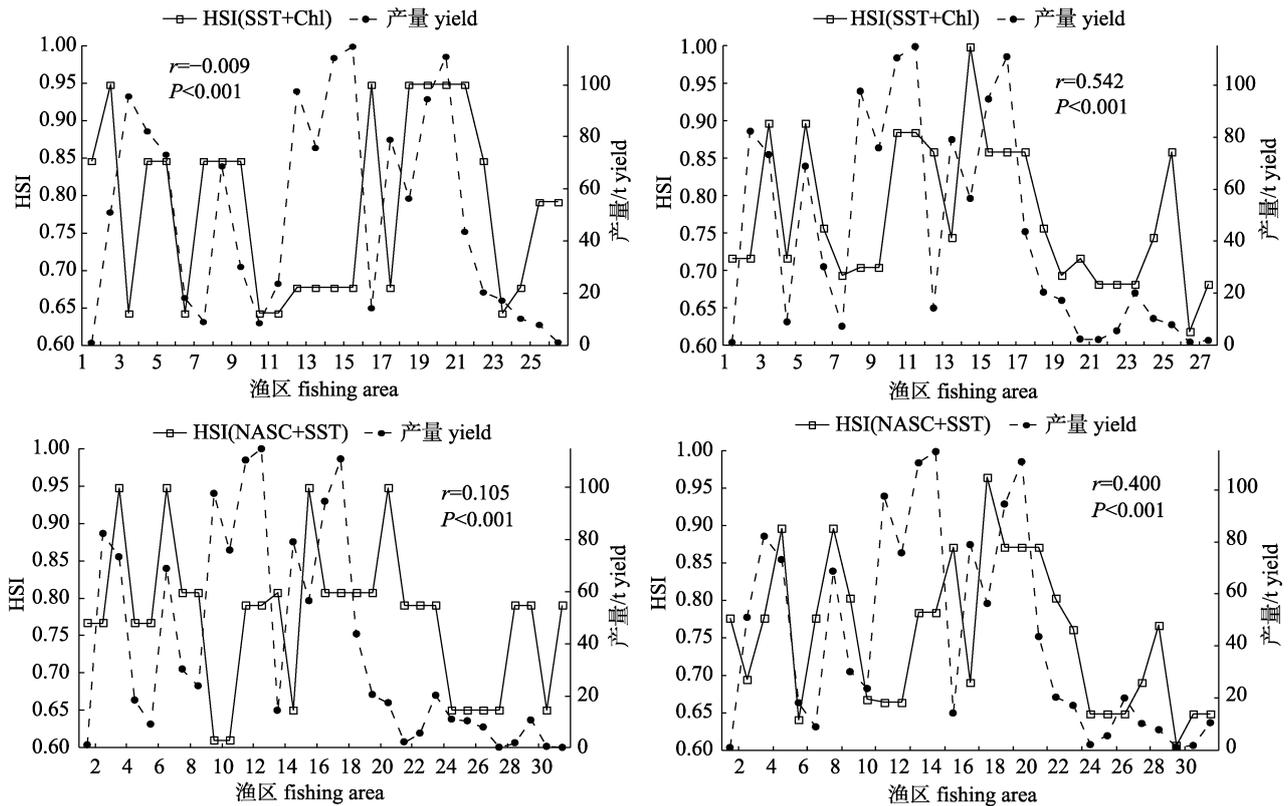


图 6 印度洋长鳍金枪鱼栖息地指数(HSI>0.6)与 2021 年产量的相关性分析

Fig. 6 Correlation analysis between Indian Ocean albacore tuna HIS (HIS>0.6) and its actual yield in 2021

3 讨论

3.1 环境因子对印度洋长鳍金枪鱼栖息地的影响

由图 3 的 SI 模型曲线图和模型拟合精度可知, 印度洋长鳍金枪鱼与 SST、Chl、lnNASC 等 3 种环境因子等均存在显著的指数关系($P < 0.001$), 表明基于一元非线性指数模型能够较好地反映印度洋长鳍金枪鱼在各环境因子下的适应性变化趋势。另外, 从拟合的模型曲线可知, 印度洋长鳍金枪鱼最适宜 SST 范围 18~20 °C, 最适散射层的声学密度范围 lnNASC 为 11.5~12.5, 最适 Chl 的范围为 0.107~0.197 mg/m³。

综合前人的众多研究发现, 长鳍金枪鱼栖息地与最适温度的响应呈现出一定的时空差异。如范永超等^[21]和闫敏等^[22]的研究表明, 南太平洋长鳍金枪鱼的最适 SST 范围均在 27~29 °C; 王震等^[23]的研究认为, 在东太平洋长鳍金枪鱼研究中作业渔场多分布在 SST 为 24~29 °C 的海域。以上研究中的研究区域一般较小且偏向热带海域。张亚男

等^[6]的研究认为, 印度洋长鳍金枪鱼最适宜温度存在明显的季节性变化, 其中冬季最适温度分布在 27.5~28.5 °C; 冬春过渡月最适温度分布在 18.5~19 °C; 春、夏季最适温度分布在 17.5~18.5 °C。张亚男等^[6]的研究选取的印度洋海域研究区域较大, 纬度范围为 20°N~50°S, 横跨温带和热带海洋, 温度随季节性变化明显, 从而导致印度洋长鳍金枪鱼在各季节存在较为明显的最适宜温度差异。本研究中的长鳍金枪鱼栖息地最适宜温度为 18~20 °C, 与张亚男等^[6]的研究结果中冬春过渡月最适温度较为接近, 明显低于冬季最适温度。而两个研究的时间尺度差异可能是主要致因。Chl 是指示海洋中浮游植物生物量分布的有效指标, 其含量的变动可反映海洋食物链中各个营养级生物的数量和空间分布, 在长鳍金枪鱼栖息地研究中有广泛的应用。如张亚男等^[6]的研究表明, 随着季节变化, 长鳍金枪鱼 Chl 最适宜范围在 0.04~0.22 mg/m³ 之间变化。本研究中, 长鳍金枪鱼 Chl 最适宜范围在 0.107~0.197 mg/m³,

与上述研究的结果相符,同时与其他海域的长鳍金枪鱼最适宜 Chl 范围的研究结果大体保持一致。

3.2 声学数据在渔业资源栖息地研究中的应用

Lebourges-Dhaussy 等^[10]的研究发现,赤道大西洋海域(0°N~5°N, 10°W~20°W)金枪鱼渔场的形成与同时期该海域串灯鱼(*Vinciguerria nimbaria*)的大量生长和繁殖显著相关,表明了深海散射层与金枪鱼渔场的形成具有一定的相关性。本研究首先通过 GAM 分析,表明深海散射层与传统环境因子的结合提高了模型的解释率,HSI 模型的预测结果进一步表明,深海散射层与 SST 相结合的 HSI 指数与高 HSI 等级的渔获产量具有最高的相关性,证明了深海散射层作为新的环境变量与长鳍金枪鱼产量变动的响应关系。因此,将深海散射层作为一种环境因子,基于深海散射层资源丰度的空间分布计算分析主要经济鱼种的 HSI 模型,是一种可行的重要渔业资源栖息地研究方法。此外,利用声学资源评估方法评估目标鱼种的资源量,结合海洋环境影响因子,获得基于声学资源量的适应性指数 SI 模型,并进一步计算栖息地适应性指数 HSI 模型也是基于声学数据的栖息地评价的重要方法。如 Hanintyo 等^[24]利用声学调查数据,结合最大熵模型(maximum entropy),分析了印度尼西亚巴厘岛周边海域内小型中上层鱼类的栖息地适应性指数时空分布特征,估计该海域内的潜在渔场分布。Watkins 等^[25]以南极磷虾渔船为平台,通过资源声学评估方法,结合地理统计手段,分析了南极半岛周边海域的南极磷虾资源的分布。

在实际的应用中,声学数据仍然面临着采样以及数据解析等方面的问题。首先,远洋渔场通常较为开阔,范围较大,而依托单船的声学调查数据的空间分布范围仍较为稀疏。以本研究为例,虽然积累了 2011—2020 年间 10 年的声学数据,但从图 2 中可以明显看出,研究区域内仍有许多海域没有与产量数据相对应的声学数据,因此许多渔业数据没有得到充分的利用。主要原因是本研究中声学数据集并非全部来自印度洋海域的金枪鱼渔船,因此空间上不能完全匹配。同时,声学

数据由于自身采样频率高,数据具有强烈的空间自相关性和尺度依赖性^[26]。因此在使用声学数据建模前,需要对原始数据进行重采样,再依据重采样的空间尺度求取平均值用于剔除声学数据的自相关性,提高模型的精度。本研究所选取的 5°空间分辨率主要是考虑到与渔业数据的匹配度,并不具有普适性,空间尺度过大或过小,都可能会产生误差,导致模型精度解释率差。但重采样时如何选择最优空间尺度,目前仍缺少合适的分析方法。此外,在大洋性渔场中,对于资源种类组成为多类混栖的海域,比如西北太渔场,包含了秋刀鱼、鱿鱼和沙丁鱼等种类,如何准确地进行鱼种判别,合理分配声学评估中的积分值是影响研究结果精确性的重要因素之一。

目前我国远洋渔船数量众多,广泛分布在全球主要远洋渔场,涉及到鱿鱼、秋刀鱼、金枪鱼等多种主要的经济鱼种。越来越多的远洋渔船开始装备可存储数据的商用探鱼仪或科研探鱼仪,因此未来的应用中,可借助我国众多远洋渔船这一优势,协调采集多船声学数据,掌握渔场中空间范围更大的声学调查数据,根据渔船的捕捞对象,提升声学数据与特定鱼种渔业数据的样本重合量。此外,大数据的应用是利用声学数据进行渔业资源栖息地评价的重要内容。声学数据的合理应用可以在生产数据、声学数据、环境数据和水文数据之间构建有效的“桥梁”。简单的海表温度和叶绿素数据已经可以在一定程度上描述资源的分布特点,在此技术的未来应用中,除了大量的声学数据外,仍然需要环境数据、生产数据的积累,才可逐渐提高栖息地评价技术的准确性和科学性。

参考文献:

- [1] Chen I C, Lee P F, Tzeng W N. Distribution of albacore (*Thunnus alalunga*) in the Indian Ocean and its relation to environmental factors[J]. Fisheries Oceanography, 2005, 14(1): 71-80.
- [2] Chang F C, Chen C Y, Yeh S Y. Standardized CPUE of Indian albacore (*Thunnus alalunga*) based on Taiwan's longline catch and effort statistics dating from 1980 to 2006[R]. Indian Ocean Tuna Commission, 2008. <https://openknowledge.fao.org/>

- org/server/api/core/bitstreams/b144afee-d122-4f70-9d2d-c3b
cc061059d/content.
- [3] Zhu J F, Dai X J, Guan W J. Stock assessment of albacore *Thunnus alalunga* in the Indian Ocean[J]. Progress in Fishery Sciences, 2014, 35(1): 1-8. [朱江峰, 戴小杰, 官文江. 印度洋长鳍金枪鱼资源评估[J]. 渔业科学进展, 2014, 35(1): 1-8.]
- [4] Mao J M, Chen X J, Yu J. Forecasting fishing ground of *Thunnus alalunga* based on BP neural network in the South Pacific Ocean[J]. Haiyang Xuebao, 2016, 38(10): 34-43. [毛江美, 陈新军, 余景. 基于神经网络的南太平洋长鳍金枪鱼渔场预报[J]. 海洋学报, 2016, 38(10): 34-43.]
- [5] Guan W J, Zhu J F, Gao F. Analysis of influencing factors on stock assessment of the Indian Ocean albacore tuna (*Thunnus alalunga*)[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2018, 25(5): 1102-1114. [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.]
- [6] Zhang Y N, Guan W J, Li Y D. Construction and verification of a habitat suitability index model for the Indian Ocean albacore tuna[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2020, 29(2): 268-279. [张亚男, 官文江, 李阳东. 印度洋长鳍金枪鱼栖息地指数模型的构建与验证[J]. 上海海洋大学学报, 2020, 29(2): 268-279.]
- [7] Cheng Y Q, Zhang J B, Wang J T, et al. Study on the relationship between temporal-spatial distribution of Indian Ocean albacore (*Thunnus alalunga*) and marine environment based on neural network[J]. Oceanologia et Limnologia Sinica, 2021, 52(4): 960-970. [程懿麒, 张俊波, 汪金涛, 等. 基于神经网络的印度洋长鳍金枪鱼(*Thunnus alalunga*)时空分布与海洋环境关系研究[J]. 海洋与湖沼, 2021, 52(4): 960-970.]
- [8] Xie X Y, Wang J T, Chen X J, et al. Study on relationship between albacore catch rate and water depth and temperature in South Indian Ocean[J]. South China Fisheries Science 2021, 17(5): 86-92. [谢笑艳, 汪金涛, 陈新军, 等. 南印度洋长鳍金枪鱼渔获率与水深温度关系研究[J]. 南方水产科学, 2021, 17(5): 86-92.]
- [9] Benoit-Bird K J, Moline M A, Southall B L. Prey in oceanic sound scattering layers organize to get a little help from their friends[J]. Limnology & Oceanography, 2017, 62(6): 2788-2798.
- [10] Lebourges-Dhaussy A, Marchal É, Menkès C, et al. *Vinciguerria nimbaria* (micronekton), environment and tuna: Their relationships in the Eastern Tropical Atlantic[J]. Oceanologica Acta, 2000, 23(4): 515-528.
- [11] Haris K, Kloser R J, Ryan T E, et al. Sounding out life in the deep using acoustic data from ships of opportunity[J]. Scientific Data, 2021, 8(1): Article No.23.
- [12] Ryan T E, Downie R A, Kloser R J, et al. Reducing bias due to noise and attenuation in open-ocean echo integration data[J]. ICES Journal of Marine Science, 2015, 72(8): 2482-2493.
- [13] MacLennan D N, Fernandes P G, Dalen J. A consistent approach to definitions and symbols in fisheries acoustics[J]. ICES Journal of Marine Science, 2002, 59(2): 365-369.
- [14] Wood S N. Generalized Additive Models: An Introduction with R[M]. New York: CRC Press, 2017.
- [15] Kabacoff R I. R in Action: Data Analysis and Graphics with R[M]. The 2nd edition. Shelter Island: Manning Publications Co., 2015.
- [16] Guan W J, Gao F, Lei L, et al. Comparisons of the habitat suitability index models developed by multi-source data and forecasting[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2015, 22(1): 149-157. [官文江, 高峰, 雷林, 等. 多种数据源下栖息地模型及预测结果的比较[J]. 中国水产科学, 2015, 22(1): 149-157.]
- [17] Song L M, Zhou Y Q. Developing an integrated habitat index for bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean based on longline fisheries data[J]. Fisheries Research, 2010, 105(2): 63-74.
- [18] Chen X J, Li G, Feng B, et al. Habitat suitability index of chub mackerel (*Scomber japonicus*) from July to September in the East China Sea[J]. Journal of Oceanography, 2009, 65(1): 93-102.
- [19] Tang Y X, Pi J, Liu X H, et al. Predicting potential distribution of *Corbicula fluminea* under climate change scenarios using MaxEnt model[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(10): 4250-4259. [唐杨欣, 皮杰, 刘新华, 等. 基于最大熵模型预测气候变化下河蚬在中国的潜在分布[J]. 生态学报, 2023, 43(10): 4250-4259.]
- [20] Wiecek J, Lei J. Model selection properties of forward selection and sequential cross-validation for high-dimensional regression[J]. Canadian Journal of Statistics, 2022, 50(2): 454-470.
- [21] Fan Y C, Chen X J, Wang J T. Forecasting central fishing ground of *Thunnus alalunga* based on multi-factors habitat suitability index in the South Pacific Ocean[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2015(2): 36-44. [范永超, 陈新军, 汪金涛. 基于多因子栖息地指数模型的南太平洋长鳍金枪鱼渔场预报[J]. 海洋湖沼通报, 2015(2): 36-44.]
- [22] Yan M, Zhang H, Fan W, et al. Spatial-temporal CPUE profiles of the albacore tuna (*Thunnus alalunga*) and their relations to marine environmental factors in the South Pacific

- Ocean[J]. Chinese Journal of Ecology, 2015, 34(11): 3191-3197. [闫敏, 张衡, 樊伟, 等. 南太平洋长鳍金枪鱼渔场 CPUE 时空分布及其与关键海洋环境因子的关系[J]. 生态学杂志, 2015, 34(11): 3191-3197.]
- [23] Wang Z, Chen X J, Lei L. Comparison of *Thunnus alalunga* in the Eastern Pacific based on habitat suitability index model[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2017, 37(1): 58-64. [王震, 陈新军, 雷林. 东太平洋长鳍金枪鱼栖息地指数模型的比较[J]. 广东海洋大学学报, 2017, 37(1): 58-64.]
- [24] Hanintyo R. Spatio-temporal habitat suitability detection for small pelagic fish using earth observation data on Nusa Penida Coast-Bali, Indonesia[D]. Enschede: University of Twente, 2019.
- [25] Watkins J L, Reid K, Ramm D, et al. The use of fishing vessels to provide acoustic data on the distribution and abundance of Antarctic krill and other pelagic species[J]. Fisheries Research, 2016, 178: 93-100.
- [26] Boersch-Supan P H, Rogers A D, Brierley A S. The distribution of pelagic sound scattering layers across the southwest Indian Ocean[J]. Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography, 2017, 136: 108-121.

Study on the habitat suitability of south Indian Ocean albacore tuna based on the deep scattering layer

WAN Shujie^{1,2}, LI Guodong^{1,2}, CHEN Xinjun³

1. Fishery Machinery and Instrument Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Shanghai 200092, China;
2. Sanya Tropical Fisheries Research Institute, Sanya 572000, China;
3. College of Marine Living Resource Sciences and Management, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

Abstract: This study used a generalized additive model (GAM) and habitat suitability indices to study the relationship between the Indian Ocean albacore tuna (*Thunnus alalunga*) habitat and the deep scattering layer based on the fishing yield data, acoustic survey data, sea surface temperature and chlorophyll-a concentration from 2011 to 2020 in the south Indian Ocean. A comparative analysis was conducted on the effects of different environmental factors on the habitat suitability index of albacore tuna. The GAM results showed that the deviance explanations of the combination of deep scattering layer, sea surface temperature, and chlorophyll concentration were the highest at 42.60%. The highly suitable areas (HSI>0.6) for the habitat of albacore tuna were generally distributed between 20°S and 35°S. The highest correlation between the high HSI level (HSI>0.6) of the combination of deep scattering layer and sea surface temperature and the yield of albacore tuna in 2021 was 0.542. The results suggested that the deep scattering layer improved the variance explained by environmental factors on the yield of albacore tuna and had a high correlation with high catch areas. This study provided a new reference for the distribution of Indian Ocean albacore tuna resources.

Key words: *Thunnus alalunga*; deep scattering layer; habitat suitability; south Indian Ocean

Corresponding author: LI Guodong. E-mail: liguodong@fmiri.ac.cn