

利用贝叶斯动态产量模型评估印度洋长鳍金枪鱼资源状态

安康¹, 官文江^{1,2}

1. 上海海洋大学海洋科学学院, 上海 201306;
2. 大洋渔业资源可持续开发教育部重点实验室, 上海 201306

摘要: 印度洋长鳍金枪鱼(*Thunnus alalunga*)的生物学信息相对较少, 渔业数据存在较多问题, 致使其资源评估结果仍存在较大的不确定性, 从而影响了渔业管理的科学性。为此, 本研究基于印度洋长鳍金枪鱼的渔业捕捞、标准化 CPUE (catch per unit effort) 数据及相关种群假设, 利用贝叶斯动态产量模型对该种群进行了资源评估研究, 结果显示: (1) 渔获量的观测误差对模型参数估计、资源状态的判断及渔业管理具有重要影响, 渔获量观测误差的增大使模型评估的过度捕捞概率上升, 导致总可捕量(total allowable catch, TAC)减少; (2) 动态产量模型形状参数、 r 的先验分布和资源丰度指数的选择均会影响资源评估的质量, 本研究显示, Fox 模型的资源评估结果比 Schaefer 模型的评估结果更合理, r 先验分布范围的增大使模型评估的资源状态变好, 使用西南海域标准化 CPUE 时的评估结果相对较好; (3) 设置某些年份的资源量比例(ϕ 、 P_{2017})范围有助于提高数据缺乏下渔业资源评估的质量; (4) 评估结果表明印度洋长鳍金枪鱼发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别为 34%、50%, 两种过度捕捞同时发生的概率为 32%, 该种群正面临捕捞型过度捕捞的风险; 投影分析显示, 将 TAC 控制在 32658 t (即最后 5 年平均渔获量的 90%)以下时, 印度洋长鳍金枪鱼 10 年后不发生过度捕捞的概率大于 60%。贝叶斯动态产量模型作为一种数据有限的渔业资源评估模型, 适用于印度洋长鳍金枪鱼, 且该模型能较好地考虑参数输入和不确定性因素对资源评估质量、总可捕量估计的影响, 为深入研究印度洋长鳍金枪鱼的资源状态与管理提供了科学依据。

关键词: 印度洋; 长鳍金枪鱼; 贝叶斯动态产量模型; 资源评估与管理

中图分类号: S931

文献标志码: A

文章编号: 1005-8737-(2023)09-1142-13

印度洋长鳍金枪鱼(*Thunnus alalunga*)属于温带金枪鱼, 主要分布于 25°N~45°S 之间的印度洋, 是印度洋商业金枪鱼渔业的主要目标鱼种之一, 其渔获量占全球长鳍金枪鱼总渔获量的 15%^[1-2]。印度洋长鳍金枪鱼的开发始于 20 世纪 50 年代, 在 80 年代中期之前, 其渔获量稳定在 20000 t 以下, 此后, 由于中国台湾省刺网渔业的开发和冰鲜延绳钓渔业的增加[中国(主要是中国台湾省)、印度尼西亚等国家], 导致印度洋长鳍金枪鱼渔获量显著增加^[3]。根据印度洋金枪鱼委员会(Indian Ocean Tuna Commission, IOTC)的统计, 印度洋长鳍金枪鱼 2016—2020 年的平均渔获量为 38797 t, 高

于最大可持续产量(maximum sustainable yield, MSY), 即 35700 t, 这表明其开发可能达到饱和或过饱和状态。

国内外学者利用不同模型和数据对印度洋长鳍金枪鱼进行了资源评估研究, 如 Hillary^[4]利用 Pella-Tomlinson 动态产量模型对印度洋长鳍金枪鱼进行了初步资源评估; Guan 等^[5]利用连续动态产量模型、Lee 等^[6]利用贝叶斯状态空间剩余产量模型、Langley^[7]利用 SS3 (Stock Synthesis III) 模型分别对印度洋长鳍金枪鱼进行了资源评估。2017 年, IOTC 根据 Langley^[7]的资源评估结果, 认定印度洋长鳍金枪鱼处于捕捞型过度捕捞(overfishing)

收稿日期: 2023-07-12; 修订日期: 2023-08-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(32072981).

作者简介: 安康(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为渔业资源评估与管理. E-mail: 13869182876@163.com

通信作者: 官文江, 副教授, 研究方向为渔业资源评估. E-mail: wjguan@shou.edu.cn

状态, 但未发生资源型过度捕捞(overfished)^[8]。然而, 由于印度洋长鳍金枪鱼的生物学信息较少, 并且其空间分布、生长等存在空间异质性, 同时部分重要渔业的渔获量数据, 如中国台湾省的冰鲜延绳钓渔业、印度尼西亚延绳钓渔业, 存在不报、漏报或混报等问题^[9], 这降低了渔获量数据的可靠性, 使其资源评估结果仍存在较大不确定性。对此, 本研究基于贝叶斯动态产量模型对印度洋长鳍金枪鱼进行了资源评估与投影分析, 以探讨渔获量数据的不确定性、模型形状参数、 r 及 P_{2017} 的先验分布范围和不同海域标准化单位捕捞努力渔获量(catch per unit effort, CPUE)的选择对资源评估质量、总可捕量(Total Allowable Catch, TAC)估计的影响, 以期为印度洋长鳍金枪鱼的管理与可持续利用提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 数据来源

渔获量数据和延绳钓渔业的标准化 CPUE 数据均来自 IOTC 网站(<http://www.iotc.org>), 时间范围为 1979—2017 年。为考虑印度洋长鳍金枪鱼资源及捕捞等空间分布的异质性, IOTC 按 4 个海域(图 1)分别统计长鳍金枪鱼的渔获量, 并为每个海域提供相应的标准化 CPUE。本研究选择印度洋整个海域(R_0)、西北海域(R_1)、西南海域(R_3)和西部海域(R_1+R_3)的标准化 CPUE(图 2)作为印度洋长鳍金枪鱼的资源丰度指数^[10]。

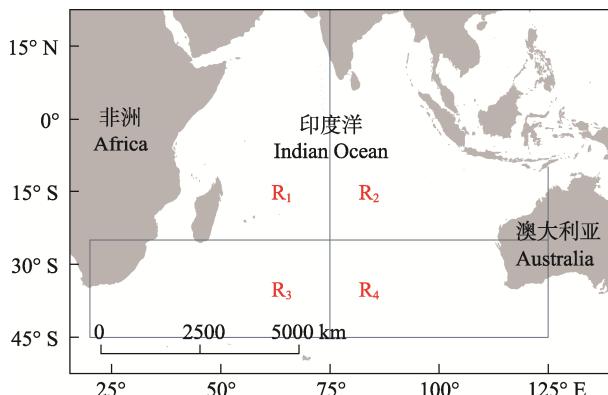


图 1 印度洋长鳍金枪鱼渔区的划分^[7]

Fig. 1 Division of albacore fishing areas in the Indian Ocean^[7]

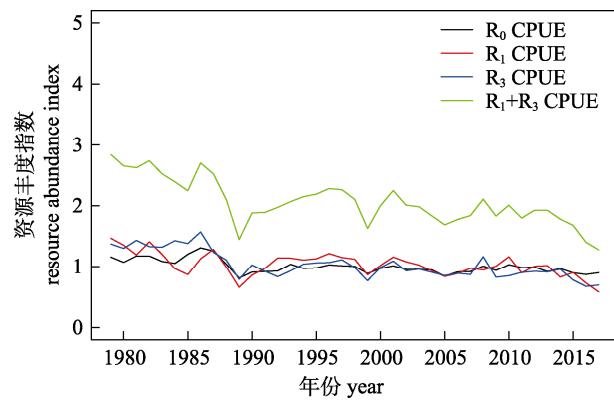


图 2 R_0 、 R_1 、 R_3 和 R_1+R_3 标准化 CPUE
 R_0 、 R_1 、 R_3 、 R_1+R_3 分别代表印度洋整个海域、西北海域、西南海域与西部海域。

Fig. 2 Standardized CPUE for R_0 , R_1 , R_3 and R_1+R_3
 R_0 , R_1 , R_3 , R_1+R_3 represent the entire Indian Ocean, the northwest, the southwest and the west sea area, respectively.

1.2 研究方法

1.2.1 CPUE 的归一化

为提高计算的稳定性, 对标准化 CPUE 进行归一化处理^[11]:

$$I_y = \frac{\text{CPUE}_y}{\text{CPUE}_{\max}} \quad (1)$$

式中, CPUE_y 是 y 年的 CPUE, CPUE_{\max} 是 CPUE 时间序列中的最大值, I_y 是 y 年归一化的资源丰度指数。

1.2.2 动态产量模型

(1) 种群动态模型

种群动态模型方程^[11-12]如下:

$$P_y = \begin{cases} \varphi e^{\eta_y}, & y=1 \\ \left[P_{y-1} + \frac{r}{m-1} P_{y-1} (1 - P_{y-1}^{m-1}) - C_y e^{\gamma_y} / K \right] e^{\eta_y}, & y > 1 \text{ 且 } P_{y-1} \geq P_{\lim} \\ \left[P_{y-1} + \frac{r}{(m-1)P_{\lim}} P_{y-1}^2 (1 - P_{y-1}^{m-1}) - C_y e^{\gamma_y} / K \right] e^{\eta_y}, & y > 1 \text{ 且 } P_{y-1} < P_{\lim} \end{cases} \quad (2)$$

$$P_y = \frac{B_y}{K} \quad (3)$$

式中, m 是形状参数, 当 m 趋近于 1 时, 为 Fox 模型, 当 m 等于 2 时, 为 Schaefer 模型; B_y 与 C_y 分别是 y 年的生物量与渔获量; r 为内禀增长率; K 是环境容纳量; φ 为初始年份生物量与 K 的比值; η_y 为过程误差, 用于表达环境变化等引起资源量

的随机波动, 假设其服从均值为 0, 精度(方差的倒数)为 τ_η 的正态分布; γ_y 为渔获量的观测误差, 代表渔获量数据的不确定性, 假设其服从均值为 0, 精度为 τ_C 的正态分布; P_{lim} 为低生物量对补充量产生影响的阈值^[13]。

(2) 管理参数的计算

MSY 及其水平下的生物量(B_{MSY})和捕捞死亡系数(F_{MSY})与 m 、 r 、 K 的关系^[12]如下:

$$B_{\text{MSY}} = \begin{cases} K \left(\frac{1}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}}, & P_{\text{lim}} \leq \left(\frac{1}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}} \\ K \cdot P_{\text{lim}}, & \left(\frac{1}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}} < P_{\text{lim}} < \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}} \\ K \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}}, & P_{\text{lim}} \geq \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}} \end{cases} \quad (4)$$

$$F_{\text{MSY}} = \begin{cases} \frac{r}{m-1} \left(1 - \frac{1}{m} \right), & P_{\text{lim}} \leq \left(\frac{1}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}} \\ \frac{r}{m-1} \left(1 - P_{\text{lim}}^{m-1} \right), & \left(\frac{1}{m} \right)^{\frac{1}{m-1}} < P_{\text{lim}} < \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}} \\ \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}}, & P_{\text{lim}} \geq \left(\frac{2}{m+1} \right)^{\frac{1}{m-1}} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{MSY} = F_{\text{MSY}} B_{\text{MSY}} \quad (6)$$

(3) 观测模型

由于生物量(B)无法直接观测, 观测模型建立起资源丰度指数与生物量的关系^[14-15]:

$$I_y = q B_y e^{\varepsilon_y} \quad (7)$$

式中, q 为捕捞系数, ε_y 为 y 年资源丰度指数的观测误差, 假设其服从均值为 0, 精度为 τ_{obs} 的正态分布。 τ_{obs} 由固定精度(τ_{fix} , 本研究假设为 25^[7])和模型估计精度(τ_{est})组成^[12]:

$$\tau_{\text{obs}} = \frac{\tau_{\text{est}} \tau_{\text{fix}}}{\tau_{\text{fix}} + \tau_{\text{est}}} \quad (8)$$

为简化此动态产量模型, 本研究只考虑两种模型情况, 即 Fox 模型和 Schaefer 模型, 模型所需参数为 r 、 K 、 q 、 φ 、 τ_C 、 τ_η 、 τ_{est} 。

1.2.3 参数的先验设置

(1) r 、 K 、 q 、 φ 的先验 假设 r 、 K 、 q 、 φ 的先验分布服从对数正态分布, 在对数尺度下参数的均值与方差计算如下^[12-13]:

$$M = \log \left(\frac{R_{\text{high}} + R_{\text{low}}}{2} \right) \quad (9)$$

$$S^2 = \frac{M - \log R_{\text{low}}}{4} \quad (10)$$

式中, M 与 S 分别为参数在对数尺度下的均值与标准差; R_{high} 与 R_{low} 分别为参数先验范围的上、下限。

根据 Musick 等^[16]和 Guan 等^[5]的研究, 印度洋长鳍金枪鱼的 r 在 0.16 至 0.50 之间, 而根据 Fishbase, r 的 95% 置信区间为 0.34 至 0.78。为考虑 r 的不确定性, 本研究假设 r 的范围为 0.16~0.50, 将范围 0.16~0.78 用于敏感性分析。根据 Froese 等^[13]的研究, K 的先验范围可由渔获量与 r 的比值得出:

$$K_{\text{high}} = \frac{4 \max(C)}{r_{\text{low}}} \quad (11)$$

$$K_{\text{low}} = \frac{\max(C)}{r_{\text{high}}} \quad (12)$$

式中, K_{high} 与 K_{low} 、 r_{high} 与 r_{low} 分别为 K 与 r 先验范围的上、下限; $\max(C)$ 为历史最大渔获量。

q 的先验范围可由式 13、14 得出^[13]。

$$q_{\text{high}} = \frac{r_{\text{pgm}} \text{CPUE}_{\text{mean}}}{C_{\text{mean}}} \quad (13)$$

$$q_{\text{low}} = \frac{0.5 r_{\text{pgm}} \text{CPUE}_{\text{mean}}}{C_{\text{mean}}} \quad (14)$$

式中, q_{high} 与 q_{low} 分别为 q 先验范围的上、下限; r_{pgm} 是 r 先验范围的几何平均值; CPUE_{mean} 与 C_{mean} 分别是过去 5 年 CPUE 的平均值与平均渔获量。

φ 的先验范围可由初始年渔获量(C_0)与历史最大渔获量(C_{max})的关系估计^[13,16], 见表 1。由于印度洋长鳍金枪鱼在 1979 年的渔获量与 C_{max} 的比值为 0.39, 因此, φ 先验范围的上限(φ_{high})与下限(φ_{low})分别设为 0.4 和 0.8。

表 1 φ 的先验范围的设置
Tab. 1 The priori range of φ

C_0 与 C_{\max} 的关系 the relationship between C_0 and C_{\max}	φ 的先验范围 the priori range of φ
$C_0 > 0.1C_{\max}$	0.9~1.0
$0.1C_{\max} < C_0 < 0.25C_{\max}$	0.8~1.0
$0.25C_{\max} < C_0 < 0.33C_{\max}$	0.6~1.0
$0.33C_{\max} < C_0 < 0.66C_{\max}$	0.4~0.8
其他 other	0.2~0.6

(2) τ_C 、 τ_η 、 τ_{est} 的先验 本研究假设 τ_C 有大中、小 3 种情况, 其值分别为 10000、25、4 (即标准差分别为 0.01、0.2、0.5)^[3,17]; 假设 τ_η 与 τ_{est} 均服从伽马分布, 形状参数分别为 4.0 和 2.0, 尺度

参数的倒数均为 0.01^[12], 即 $\tau_\eta \sim \text{gamma}(4.0, 0.01)$ 、 $\tau_{\text{est}} \sim \text{gamma}(2.0, 0.01)$

1.2.4 模型惩罚项 为防止估计的相对资源量与渔获量出现不合理的情况, 本研究对相关参数设置了惩罚项(见表 2), 即 φ 不应超过其先验范围, 年渔获量不应大于 90% 的生物量, 1980—2016 年的相对生物量(P_y)不应小于 0.001 或大于 1, 而依据 IOTC 温带金枪鱼工作组(Working Party on Temperate Tunas of the IOTC, WPTmT)评估会议报告可知^[17], 2017 年的相对生物量(P_{2017})应在下限($P_{2017, \text{low}}$)0.2 与上限($P_{2017, \text{high}}$) 0.6 之间, 为考虑 P_{2017} 的不确定性, 将 P_{2017} 的范围设为 0.3~0.7 用于敏感性分析; 若上述条件不满足则进行惩罚(表 2)。

表 2 模型惩罚项的设置
Tab. 2 Setting of model penalty terms

惩罚项 penalty item	惩罚项的分布 distribution of penalty term	惩罚条件 penalty condition	惩罚规则 penalty rule
b_{1979}	N (0,1/100)	$\varphi > \varphi_{\text{high}}$ $\varphi < \varphi_{\text{low}}$ 其他 other	$b_{1979} = \log(\varphi) - \log(\varphi_{\text{high}})$ $b_{1979} = \log(\varphi) - \log(\varphi_{\text{low}})$ $b_{1979} = 0$
c_y	N (0,1/1000)	$C_y > 90\%B_y$ 其他 other	$c_y = \log(C_y) - \log(B_y)$ $c_y = 0$
p_y	N (0,1/10000)	$P_y > 1$ $P_y < 0.001$ 其他 other	$p_y = \log(P_y) - \log(0.99)$ $p_y = \log(P_y) - \log(0.001)$ $p_y = 0$
b_{2017}	N (0,1/100)	$P_{2017} > P_{2017,\text{high}}$ $P_{2017} < P_{2017,\text{low}}$ 其他 other	$b_{2017} = \log(P_{2017}) - \log(P_{2017,\text{high}})$ $b_{2017} = \log(P_{2017}) - \log(P_{2017,\text{low}})$ $b_{2017} = 0$

注: b_{1979} 、 c_y 、 p_y 、 b_{2017} 分别为 φ 、年渔获量、 y 年相对生物量与 2017 年相对生物量的惩罚项; N 表示正态分布; C_y 与 B_y 分别为 y 年的渔获量与生物量。

Note: b_{1979} , c_y , p_y , and b_{2017} are penalty terms for φ , annual catch, relative biomass in year y and relative biomass in 2017, respectively; N denotes normal distribution; and C_y and B_y are catch and biomass in year y , respectively.

1.3 场景设置

根据 τ_C 、 m 、 r 与 P_{2017} 先验分布范围及资源丰度指数选择的不同, 本研究共计算了 96 种场景, 限于篇幅, 表 3 列出了 14 种关键场景, 并将 S1 作为基本场景^[17-18]。表 3 中, 相对于 S1, S2 与 S3 用于比较 τ_C 对资源评估的影响, S4 用于比较 m 对资源评估的影响, S5、S6 分别用于比较 r 、 P_{2017} 先验分布范围对资源评估的影响, S7、S13 与 S14 用于比较资源丰度指数选择对资源评估的影响, S8~S12 与 S2~S6 类似。

1.4 参数估计和模型选择

参数后验分布的估计采用 Gibbs 抽样, 每个估计结果均基于 3 条平行的 MCMC (Markov Chain Monte Carlo)链, 每条链由 185000 个迭代组成, 丢弃量为 35000 次, 为减少采样的自相关性, 每条链的采样间隔为 100^[12]。本研究使用后验分布的中位数作为参数估计值^[6], 使用 Brooks-Gelman-Rubin 统计量诊断收敛性^[19]。本研究使用偏差信息准则 (Deviance Information Criterion, DIC) 和泰勒图对模型效果进行评价^[20]。

表3 评估模型配置的场景

Tab. 3 Scenarios of the assessment model configuration

场景 scenario	m	r	τ_c	P_{2017}	资源丰度指数 resource abundance index
S1	1	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₃
S2	1	(0.16, 0.50)	10000	(0.2, 0.6)	R ₃
S3	1	(0.16, 0.50)	4	(0.2, 0.6)	R ₃
S4	2	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₃
S5	1	(0.16, 0.78)	25	(0.2, 0.6)	R ₃
S6	1	(0.16, 0.50)	25	(0.3, 0.7)	R ₃
S7	1	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₀
S8	1	(0.16, 0.50)	10000	(0.2, 0.6)	R ₀
S9	1	(0.16, 0.50)	4	(0.2, 0.6)	R ₀
S10	2	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₀
S11	1	(0.16, 0.78)	25	(0.2, 0.6)	R ₀
S12	1	(0.16, 0.50)	25	(0.3, 0.7)	R ₀
S13	1	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₁
S14	1	(0.16, 0.50)	25	(0.2, 0.6)	R ₁ +R ₃

注: S1~S14 为场景编号; m 为形状参数; r 为内禀增长率; τ_c 为渔获量观测误差精度; P_{2017} 为 2017 年的相对生物量; R₀、R₁、R₃ 和 R₁+R₃ 分别代表印度洋整个海域、西北海域、西南海域和西部海域的资源丰度指数。

Note: S1~S14 are the scene numbers; m is the shape parameter; r is the intrinsic rate of increase; τ_c is the precisions of the observation error of catch; P_{2017} is the relative biomass in 2017; R₀, R₁, R₃ and R₁+R₃ represent the resource abundance indices of the whole Indian Ocean, the northwest, the southwest and the west sea areas, respectively.

1.5 总可捕量的确定

TAC 的计算规则如下: (1) 最后 5 年平均渔获

量的 80%、82.5%、85%、87.5%、90%、92.5%、95%、97.5%、100%、102.5%、105%、107.5%、110%、112.5%、115%、117.5%、120% 假设为未来 10 年的渔获量^[12,21]; (2) 利用后验分布中参数集作为投影模型的参数, 计算 $B_{2027} > B_{\text{MSY}}$ 且 $F_{2027} < F_{\text{MSY}}$ 的概率 Q ; (3) 将 Q 大于或等于 60% 时的最大渔获量作为 TAC^[20]。

2 结果与分析

2.1 基本场景下的参数估计与长鳍金枪鱼的资源状态

在基本场景(S1)下, r 、 K 、 q 等其他参数的估计值见表 4、表 5; 由图 3 可知, 除 K 和 τ_{est} 的后验分布与先验分布存在较大差异外, r 、 q 、 φ 和 τ_η 的后验分布与先验分布均比较接近。除个别年份外, 模型能较好地预测 R₃ 资源丰度指数和年渔获量的变化, 且随渔获量的波动上升, 印度洋长鳍金枪鱼的年开发率也波动上升, 而年生物量则波动下降(图 4)。在场景 S1 下, MSY 中值为 34523 t, 95% 置信区间为 29430~40927 t。 B_{2017}/B_{MSY} 与 F_{2017}/F_{MSY} 的中值分别为 1.05 与 1.02(表 5), 印度洋长鳍金枪鱼受到捕捞型过度捕捞, 其发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别为 39%、54%, 两种过度捕捞同时发生的概率为 36%。

表4 不同场景下参数估计与 DIC 值

Tab. 4 Parameter estimation and DIC values in different scenarios

场景 scenario	r	φ	$q/10^6$	K	τ_η	τ_{est}	DIC
S1	0.30 (0.20~0.44)	0.63 (0.53~0.76)	3.77 (2.91~4.87)	306925 (231495~419685)	410 (155~918)	277 (100~677)	-554.4
S2	0.31 (0.21~0.44)	0.64 (0.53~0.76)	3.76 (2.90~4.88)	302709 (229220~409052)	380 (145~852)	275 (97~714)	-553.4
S3	0.28 (0.19~0.41)	0.62 (0.52~0.75)	3.60 (2.77~4.65)	336728 (251625~451817)	437 (172~955)	275 (94~685)	-552.2
S4	0.38 (0.25~0.56)	0.64 (0.53~0.76)	3.42 (2.63~4.46)	325546 (240517~454023)	381 (144~862)	280 (97~686)	-553.2
S5	0.42 (0.27~0.63)	0.63 (0.53~0.75)	4.95 (3.66~6.64)	229438 (166139~321225)	409 (154~915)	273 (96~668)	-552.1
S6	0.31 (0.21~0.45)	0.63 (0.53~0.76)	3.75 (2.88~4.88)	303330 (228714~410738)	411 (155~900)	283 (100~692)	-551.7
S7	0.34 (0.23~0.49)	0.60 (0.50~0.72)	4.52 (3.50~5.83)	291254 (218023~388621)	417 (164~916)	287 (106~707)	-545.6
S8	0.34 (0.23~0.49)	0.60 (0.50~0.71)	4.52 (3.49~5.78)	288297 (217905~386642)	393 (154~885)	288 (102~690)	-545.0

(待续 to be continued)

(续表4 Tab. 4 continued)

场景 scenario	r	φ	$q/10^6$	K	τ_η	τ_{est}	DIC
S9	0.31 (0.21–0.45)	0.59 (0.49–0.71)	4.39 (3.40–5.66)	312283 (235133–412244)	450 (175–965)	290 (105–709)	-543.3
S10	0.44 (0.29–0.66)	0.61 (0.51–0.73)	4.13 (3.19–5.38)	298834 (220194–412809)	406 (155–894)	293 (110–699)	-547.4
S11	0.47 (0.30–0.73)	0.60 (0.50–0.72)	5.90 (4.34–7.83)	216068 (156144–305392)	425 (160–930)	292 (106–725)	-543.5
S12	0.36 (0.24–0.54)	0.61 (0.51–0.73)	4.45 (3.43–5.76)	282004 (213282–375763)	432 (171–934)	292 (105–710)	-547.8
S13	0.30 (0.20–0.45)	0.61 (0.52–0.75)	4.00 (3.12–5.18)	306021 (227868–411648)	344 (126–800)	252 (81–664)	-538.6
S14	0.30 (0.20–0.45)	0.63 (0.53–0.75)	4.15 (3.19–5.39)	306432 (230728–417920)	402 (159–907)	280 (101–676)	-546.1

注: r 为内禀增长率; φ 为初始年份生物量与 K 的比值; q 为捕捞系数; K 为环境容纳量; τ_η 和 τ_{est} 分别为过程误差精度与资源丰度指数观测误差精度; 括号外为参数的中值, 括号内为参数的 95% 置信区间。

Note: r is the intrinsic rate of increase; φ is the ratio of biomass in the initial year to K ; q is the fishing coefficient; K is the carrying capacity; τ_η and τ_{est} are the precisions of process error and observation error of the resource abundance index, respectively; the values outside the parentheses are the median of the parameters, and the values within the parentheses are the 95% confidence intervals of the parameters.

表5 不同场景下管理参数估计
Tab. 5 Management parameter estimates under different scenarios

场景 scenario	P_{2017}	B_{MSY}	F_{MSY}	B_{2017}/B_{MSY}	F_{2017}/F_{MSY}	MSY
S1	0.38 (0.24–0.52)	112912 (85162–154394)	0.30 (0.20–0.44)	1.05 (0.67–1.40)	1.02 (0.72–1.60)	34523 (29430–40927)
S2	0.40 (0.28–0.52)	111361 (84326–150482)	0.31 (0.21–0.44)	1.10 (0.76–1.41)	1.00 (0.71–1.53)	34690 (29985–40020)
S3	0.35 (0.14–0.52)	123876 (92568–166215)	0.28 (0.19–0.41)	0.97 (0.37–1.43)	1.08 (0.70–1.83)	34322 (28077–43816)
S4	0.38 (0.22–0.55)	162773 (120258–227011)	0.19 (0.13–0.28)	0.76 (0.43–1.11)	1.52 (0.98–2.45)	31446 (26822–36940)
S5	0.39 (0.24–0.54)	84406 (61119–118172)	0.42 (0.27–0.63)	1.06 (0.64–1.46)	0.98 (0.68–1.53)	35556 (30590–42076)
S6	0.40 (0.25–0.56)	111590 (84140–151103)	0.31 (0.21–0.46)	1.09 (0.68–1.54)	0.98 (0.62–1.56)	34953 (29493–42353)
S7	0.45 (0.33–0.57)	107147 (80206–142966)	0.34 (0.23–0.49)	1.23 (0.89–1.55)	0.84 (0.61–1.20)	35966 (30650–43360)
S8	0.47 (0.36–0.57)	106059 (80163–142238)	0.34 (0.23–0.49)	1.27 (0.98–1.56)	0.81 (0.61–1.15)	36416 (31256–42390)
S9	0.43 (0.21–0.58)	114883 (86501–151657)	0.31 (0.21–0.45)	1.17 (0.57–1.59)	0.89 (0.63–1.35)	35493 (28659–44630)
S10	0.50 (0.33–0.66)	149417 (110096–206404)	0.22 (0.14–0.33)	1.01 (0.67–1.32)	1.10 (0.75–1.70)	33173 (27934–40124)
S11	0.46 (0.32–0.60)	79487 (57442–112348)	0.47 (0.30–0.73)	1.26 (0.89–1.62)	0.79 (0.58–1.13)	37598 (31748–45398)
S12	0.50 (0.36–0.64)	103744 (78462–138236)	0.36 (0.24–0.54)	1.37 (0.97–1.75)	0.72 (0.50–1.09)	37892 (31735–46802)
S13	0.38 (0.23–0.52)	112580 (83828–151438)	0.30 (0.20–0.45)	1.05 (0.64–1.41)	1.02 (0.70–1.70)	34674 (28772–41612)
S14	0.39 (0.24–0.52)	112730 (84880–153745)	0.30 (0.20–0.45)	1.05 (0.66–1.42)	1.01 (0.70–1.64)	34640 (29136–41526)

注: P_{2017} 为 2017 年生物量与 K 的比值; B_{MSY} 与 F_{MSY} 分别为最大可持续产量水平下的生物量与捕捞死亡率; MSY 为最大可持续产量; 括号外为参数的中值, 括号内为参数的 95% 置信区间。

Note: P_{2017} is the ratio of biomass in 2017 to K ; B_{MSY} and F_{MSY} are biomass and fishing mortality at maximum sustainable yield levels, respectively; MSY is maximum sustainable yield; the values outside the parentheses are the median of the parameters, and the values within the parentheses are the 95% confidence intervals of the parameters.

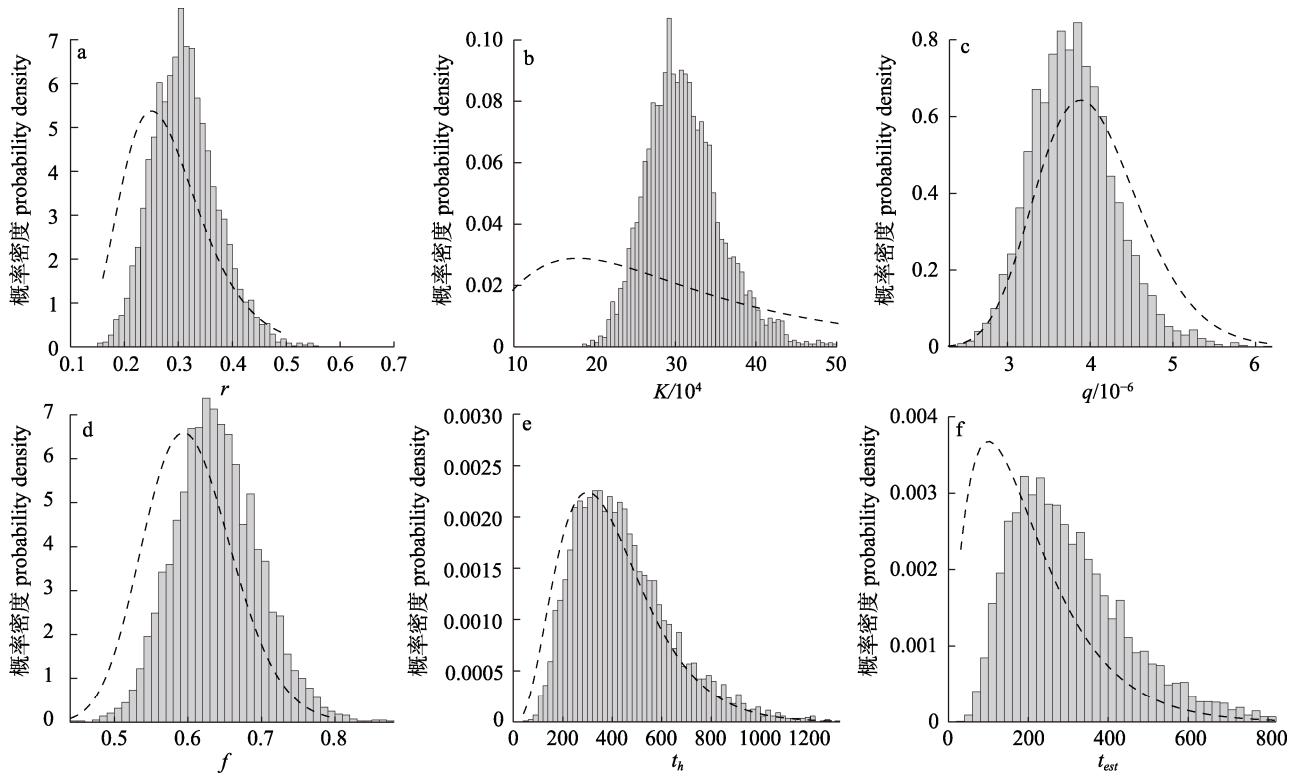


图3 场景 S1 下参数的后验分布

r 为内禀增长率; K 为环境容纳量; q 为捕捞系数; φ 为初始年份生物量与 K 的比值; τ_η 和 τ_{est} 分别为过程误差精度和资源丰度指数观测误差精度。

Fig. 3 Posterior distribution of parameters under scenario S1
 r is the intrinsic rate of increase; K is the carrying capacity; q is the fishing coefficient; φ is the ratio of biomass in the initial year to K ; τ_η and τ_{est} are the precisions of process error and observation error of the resource abundance index, respectively.

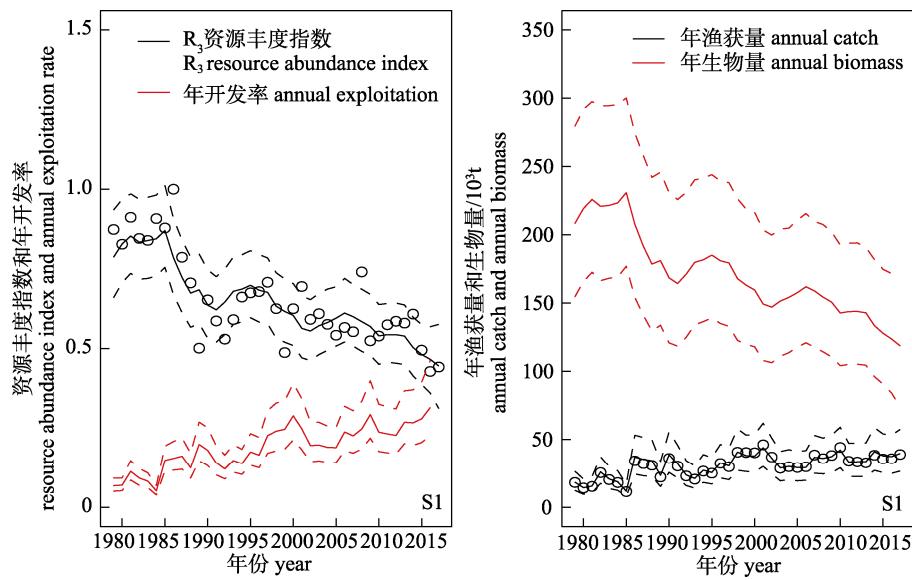
图4 场景 S1 下 R₃ 资源丰度指数与年开发率(左)、年渔获量与年生物量(右)的预测值
 点为观测数据; 实线为模型预测的中值; 虚线为模型预测值的 95%置信区间。

Fig. 4 Predicted values of R_3 resource abundance index and annual exploitation rate (left), annual catch and annual biomass (right) under scenario S1
 The points are the observations; the solid lines are the median values of model predictions; the dash lines are the 95% confidence interval of model predictions.

2.2 渔获量观测误差对模型的影响

由表4可知, 随 τ_C 的减小(场景S2、S1、S3), r 的估计具有减小趋势, K 和 τ_η 的估计具有增大趋势, 而对 φ 、 q 、 τ_{est} 的估计影响不明显; 在生物学参考点估计方面, τ_C 的减小使 P_{2017} 、MSY、 F_{MSY} 与 B_{2017}/B_{MSY} 呈减小趋势, 而使 B_{MSY} 与 F_{2017}/F_{MSY} 呈增大趋势(表5), 场景S8、S7、S9也类似。同时, τ_C 的减小使模型评估的过度捕捞概率上升, 如与场景S1相比, S2下印度洋长鳍金枪鱼发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别下降为28%、45%, 两种过度捕捞同时发生的概率下降为27%, S3下其对应概率依次上升为54%、62%、46%。

2.3 Schaefer模型的评估结果

相比于Fox模型(场景S1), Schaefer模型(S4)估计的 r 、 K 、 B_{MSY} 与 F_{2017}/F_{MSY} 相对偏大, 而MSY、 F_{MSY} 与 B_{2017}/B_{MSY} 的估计相对偏小(表4、表5), 场景S10与S7也类似。此外, Schaefer模型使评估的资源状态趋向于过度捕捞, 如在场景S4下, 印度洋长鳍金枪鱼发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别为91%、97%, 两种过度捕捞同时发生的概率为91%, 相对于S1, 其概率均大幅增加。

2.4 r 先验对参数估计的影响

r 的先验分布对参数估计有明显影响(表4、表5)。相对于场景S1, 当 r 的先验范围设置为0.16至0.78时(S5), r 、 q 、MSY与 B_{2017}/B_{MSY} 的后验估计增大, K 的后验估计减小, 其他参数的估计则不受其影响, 场景S7与S11也类似(表4、表5)。此外, r 先验范围的增大使评估的过度捕捞概率下降, 如相比于场景S1, S5下发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别下降为38%、46%, 两种过度捕捞同时发生的概率下降为32%。

2.5 模型惩罚项对资源评估的影响

当 P_{2017} 的范围设置为0.3~0.7时(S6), 相较于场景S1, 尽管 r 、 K 、 q 等参数的估计未出现明显变化, 但 P_{2017} 与MSY均小幅增加, B_{2017}/B_{MSY} 的中值为1.09, F_{2017}/F_{MSY} 的中值为0.98(表4、表5), 此时印度洋长鳍金枪鱼没有发生过度捕捞。在该场景(S6)下, 发生资源型与捕捞型过度捕捞的概

率分别为35%、48%, 两种过度捕捞同时发生的概率为33%, 场景S7与S12也类似。

2.6 不同资源丰度指数对资源评估的影响

由使用 R_3 资源丰度指数的评估场景(S1)可知, 印度洋长鳍金枪鱼已发生捕捞型过度捕捞, 但未发生资源型过度捕捞; 而使用 R_0 资源丰度指数进行评估的场景(S7)显示, 印度洋长鳍金枪鱼没有发生过度捕捞; 使用 R_1 资源丰度指数与 R_1+R_3 资源丰度指数的评估场景(S13、S14)与使用 R_3 资源丰度指数的评估场景类似, 均只发生捕捞型过度捕捞(表5)。

2.7 模型选择及印度洋长鳍金枪鱼资源状况

由图5可知, 模型预测的CPUE与场景S1至S6下的标准化CPUE具有较高的相关系数(大于0.8), 且S1至S6下的标准化CPUE所具有的方差(小于0.8)和去中心均方根误差(小于0.6)较S7至S14小, 因此场景S1至S6优于场景S7至S14; 又根据DIC标准(不考虑Schaefer模型), 最佳评估场景(即DIC最小)为S1, 而场景S2与S1的DIC差异在-2与2之间, 即两者没有显著差异。因此, 综合场景S1和S2的评估结果, 印度洋长鳍金枪鱼发生资源型与捕捞型过度捕捞的概率分别为34%、50%, 两种过度捕捞同时发生的概率为32%, 该种群已发生捕捞型过度捕捞。

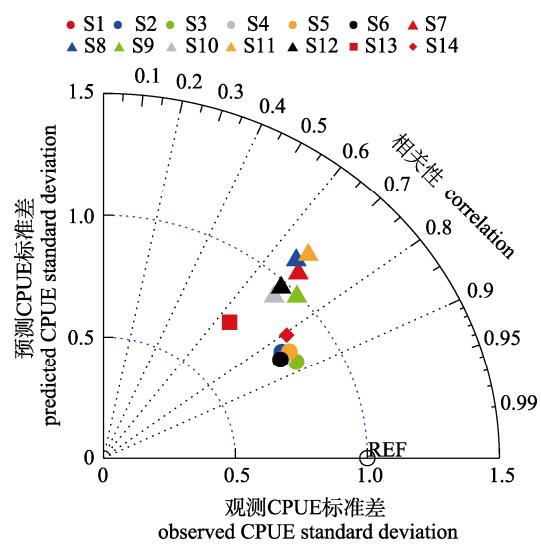


图5 不同场景对CPUE拟合效果的泰勒图

Fig. 5 Taylor diagram of the effect of different scenarios on CPUE fitting

2.8 渔获量观测误差对 TAC 估计的影响

若在基本场景(S1)下对印度洋长鳍金枪鱼的管理进行10年投影分析(表6),结果显示,当考虑渔获量观测误差时,TAC为32658 t,当未考虑渔获量观测误差时,TAC则为33564 t;若综合场景S1和S2进行管理,TAC值不变。

3 讨论

3.1 渔业数据的不确定性

由于低覆盖率的捕鱼日志、鱼种识别错误以及缺乏渔场的准确信息等影响,印度洋长鳍金枪鱼的渔获量数据存在较大的不确定性^[22],而渔获量数据的不确定性将会使渔业资源评估结果不合理,从而导致渔业管理者对资源状态的错误判断,进而影响渔业管理效果^[23]。根据IOTC的数据,在20世纪50年代至90年代初,IOTC秘书处收集的印度洋长鳍金枪鱼总渔获量的报告率超过80%,因此,该时期渔获量数据质量较好;在20世纪90年代至21世纪00年代,由于中国台湾省、印度尼西亚等延绳钓渔业的渔获量数据存在不报告的情况,导致这一时期的渔获量数据质量大幅下降;21世纪10年代中期以来,渔获量数据报告率提高至80%左右,故渔获量数据的质量有所提高^[3,17]。尽管IOTC秘书处利用罐头厂进口、港口采样等数据对缺失数据进行了估计或校正^[17],但长鳍金枪鱼渔获量仍可能存在高估或低估的情况。WPTmT要求在资源评估中考虑更多的不确定性^[24],因此,本研究分析了渔获量数据的不确定性对印度洋长鳍金枪鱼资源评估的影响。本研究发现,渔获量数据的不确定性直接影响了资源评估的结果和TAC的估计(表4、表5、表6),如随 τ_C 的减小,印度洋长鳍金枪鱼发生过度捕捞的概率上升,这使得TAC减少。因此,未来应继续改善印度洋长鳍金枪鱼的渔获量数据的质量,并强化印度洋长鳍金枪鱼捕捞船队渔获量数据的报告制度,尤其要提高印度尼西亚、中国台湾省冰鲜延绳钓渔业以及马来西亚等船队渔获量数据的报告率。

3.2 先验设置对资源评估的影响

参数先验设置是贝叶斯方法的优势之一^[25],若数据包含的信息量较少,则参数先验分布直接

表6 不同渔获量下印度洋长鳍金枪鱼

未发生过度捕捞的概率

Tab. 6 Probability of Indian Ocean *Thunnus alalunga* not overfishing under different fishing quotas

使用的参数 parameter used	渔获量/t catch	$Q_{2027}/\%$	使用的参数 parameter used	渔获量/t catch	$Q_{2027}/\%$
C1	29029	83	C2	29029	84
C1	29936	77	C2	29936	79
C1	30844	73	C2	30844	74
C1	31750	65	C2	31750	67
C1	32658	60	C2	32658	61
C1	33564	51	C2	33564	53
C1	34472	46	C2	34472	47
C1	35378	38	C2	35378	39
C1	36287	31	C2	36287	32
C1	37193	25	C2	37193	26
C1	38101	21	C2	38101	21
C1	39007	16	C2	39007	16
C1	39915	12	C2	39915	11
C1	40821	9	C2	40821	8
C1	41730	6	C2	41730	6
C1	42636	5	C2	42636	4
C1	43544	3	C2	43544	3
C1-N	29029	89	C2-N	29029	90
C1-N	29936	85	C2-N	29936	86
C1-N	30844	80	C2-N	30844	82
C1-N	31750	75	C2-N	31750	76
C1-N	32658	68	C2-N	32658	70
C1-N	33564	62	C2-N	33564	63
C1-N	34472	55	C2-N	34472	57
C1-N	35378	46	C2-N	35378	48
C1-N	36287	39	C2-N	36287	40
C1-N	37193	32	C2-N	37193	32
C1-N	38101	24	C2-N	38101	24
C1-N	39007	18	C2-N	39007	18
C1-N	39915	13	C2-N	39915	12
C1-N	40821	10	C2-N	40821	9
C1-N	41730	7	C2-N	41730	6
C1-N	42636	4	C2-N	42636	3
C1-N	43544	3	C2-N	43544	2

注: C1 表示基于场景 S1 估计的参数, C2 表示基于场景 S1 与 S2 估计的参数; N 表示渔获量无观测误差, 没有 N 则表示渔获量有观测误差; Q_{2027} 为 2027 年未发生过度捕捞的概率; 有框的数字表示用其渔获量作为 TAC。

Note: C1 denotes parameters estimated based on scenario S1, C2 denotes parameters estimated based on scenario S1 and S2; N denotes catches with no observation error, while the absence of N indicates catches with observation error; Q_{2027} is the probability of not being overfished and not undergoing overfishing in 2027; the number with a frame indicates that its catch is used as TAC.

影响其后验分布, 若数据包含的信息量较多, 则参数的后验分布受先验假设的影响较少^[9,20]。因此, 当数据较差时, 合理的先验设置会直接提升渔业资源评估的质量^[25]。在动态产量模型中, 由于 r 与 K 存在显著的负相关关系, 而单向递增或递减(one-way)的 CPUE 通常无法提供足够的信息以同时估计 r 和 K ^[4], 如场景 S5 与 S1 和 S11 与 S7, r 先验范围的增大不仅使得 r 增大、 K 减小, 而且 B_{MSY} 和 F_{MSY} 也受其负相关关系的影响; 尽管 MSY 为 r 与 K 的乘积, 但 MSY 仍出现较大幅度的增加(表 4、表 5), 这表明该模型对 r 与 K 的估计仍存在较大的不确定性, 而这种不确定性不利于渔业的资源评估与管理。因此, 若能利用相关生物学信息与方法(如 Euler-Lotka 方法)为动态产量模型参数 r 和 K 提供合理的先验设置, 将能提高该类资源评估模型的评估质量。

根据经验, 设置某些年份的资源量比例(如 φ 、 P_{2017})范围有助于提高数据缺乏下渔业资源评估的质量^[12]。根据 Froese 等^[13]的方法, 1979 年印度洋长鳍金枪鱼的渔获量与历史最大渔获量的比值为 0.39, 因此假设 φ 的范围为 0.4~0.8。近年的资源评估结果表明^[1,26], 该值范围为 0.48~0.81, 同时, 尽管该渔业始于 1950 年, 但 1950—1979 年的开发率相对较低, 因此该范围相对合理。根据 R_3 资源丰度指数的变化趋势, 2017 年的资源丰度指数下降为 1979 年水平的一半左右, 因此将 P_{2017} 的范围设置为 0.2~0.6 也相对合理。而 P_{2017} 的先验范围设置不同, 会直接影响资源评估结果对资源状态的判断, 如场景 S1 与 S6, 或场景 S7 与 S12。

3.3 标准化 CPUE 的选择

标准化 CPUE 作为动态产量模型参数估计的主要信息来源, 对资源评估的结果具有重要影响^[27]。如何获得和选择印度洋长鳍金枪鱼标准化 CPUE 是印度洋长鳍金枪鱼资源评估所面临的难题^[28]。为考虑印度洋长鳍金枪鱼种群空间结构(幼鱼一般分布在 30°S 以南, 而成鱼主要分布于 30°S 以北^[9])及渔业捕捞空间分布的影响, IOTC 按 4 个海域统计长鳍金枪鱼渔获量数据并分别提供了相

应的标准化 CPUE 数据。此外, IOTC 也提供了整个海域的标准化 CPUE。由于 R_2 与 R_4 海域的长鳍金枪鱼渔获量较少或目标鱼种发生变化等原因, 其对应的标准化 CPUE 缺少对长鳍金枪鱼资源量的代表性^[18]。因此, 本研究主要分析了整个海域(即 R_0)、西北海域(即 R_1)、西南海域(即 R_3)与西部海域(即 R_1+R_3)标准化 CPUE 对长鳍金枪鱼资源评估的影响。本研究结果表明, 资源评估结果对西南海域、西北海域与西部海域标准化 CPUE(场景 S1、S13 与 S14)的敏感性较低, 而对整个海域标准化 CPUE 的敏感性较高。由于分布于印度洋西南海域的延绳钓渔业(主要是中国台湾延绳钓渔业)的主要目标为长鳍金枪鱼, 且该海域的长鳍金枪鱼渔获量占印度洋长鳍金枪鱼总渔获量的 34%^[7]。在其他海域, 渔获量较低或目标鱼种存在变化(如捕捞大眼金枪鱼与黄鳍金枪鱼等), 则会对标准化 CPUE 与长鳍金枪鱼资源量的正比关系产生一定的影响^[18], 因此印度洋西南海域的标准化 CPUE 最有可能代表长鳍金枪鱼的丰度。此外, WPTmT 也建议在印度洋长鳍金枪鱼的资源评估中使用西南海域和西北海域的标准化 CPUE^[29]。

由于标准化 CPUE 对资源评估结果的重要影响, 如当使用西南海域的标准化 CPUE 时(即场景 S1), 印度洋长鳍金枪鱼发生捕捞型过度捕捞, 而当使用整个海域的标准化 CPUE 时(即场景 S7), 印度洋长鳍金枪鱼没有发生过度捕捞, 两者差异明显。因此, 在今后印度洋长鳍金枪鱼的资源评估研究中, 应结合长鳍金枪鱼种群的空间结构及渔业目标鱼种变化的特点, 并通过提高渔业数据的时空分辨率(如当前采样的联合 CPUE)等, 来提高标准化 CPUE 的质量, 进而提高资源评估的质量。

3.4 渔业管理的建议

由于数据缺乏或质量问题、标准化 CPUE 的选择、 r 与 P_{2017} 的先验范围等不确定性, 导致贝叶斯动态产量模型的评估结果仍存在较大的不确定性, 而这些不确定性均会导致 TAC 发生变化。因此, 为实现印度洋长鳍金枪鱼的可持续管理, IOTC 建议应采取预防性管理措施^[10]。基于此,

结合本研究研究结果,建议后续应从以下方面完善印度洋长鳍金枪鱼的管理: (1) IOTC 秘书处应强化印度洋长鳍金枪鱼捕捞船队渔获量数据的报告制度,注重渔业统计数据收集的完整性,深入探究其历史渔获量误报的原因,追溯或重建历史渔获量信息,从而为渔业资源评估提供准确的渔业数据^[29]; (2) 应利用相关生物学信息与方法(如 Euler-Lotka 方法)为动态产量模型参数 r 和 K 提供合理的先验设置^[12]; (3) IOTC 应联合日本、韩国、塞舌尔和中国台湾省延绳钓船队的 CPUE 进行标准化^[30],并采用聚类分析识别船队的目标鱼种,以去除目标鱼种变化、空间位置变化以及渔船效应对标准化 CPUE 的影响^[31],在目前的资源评估中,应优先使用西南海域的标准化 CPUE; (4) 应减少印度洋长鳍金枪鱼的捕捞量,目前的渔获量已远大于 TAC,若要使该种群 10 年后未发生过度捕捞的概率大于 60%,TAC 应不超过 32658 t。

综合本研究结果,截至 2017 年,印度洋长鳍金枪鱼的捕捞已达过饱和状态,而 2018—2020 年的渔获量仍处于较高水平,若要使其 10 年后未发生过度捕捞的概率大于 60%,应控制 TAC 不超过 32658 t。目前,由于印度洋长鳍金枪鱼的生物学特性相对较少,且其体长、年龄数据存在高度的不确定性^[32],使得 SS3 等年龄结构模型的资源评估结果也存在不确定性。因此,若能合理设置相关参数的先验分布或范围,采用贝叶斯动态产量模型对印度洋长鳍金枪鱼进行资源评估将有利于提高印度洋长鳍金枪鱼的资源评估质量,该模型的结果将能成为 IOTC 判断印度洋长鳍金枪鱼资源状态、制定长鳍金枪鱼管理计划的重要依据。

参考文献:

- [1] Guan W J, Tang L, Zhu J F, et al. Application of a Bayesian method to data-poor stock assessment by using Indian Ocean albacore (*Thunnus alalunga*) stock assessment as an example[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2016, 35(2): 117-125.
- [2] 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.
- [3] IOTC. Review of the statistical data and fishery trends for Indian Ocean temperate tuna[R]. (2022-04-08). IOTC Secretariat, Document 2022, IOTC-2022-WPTmT08(DP)-07_Rev1.
- [4] IOTC. Surplus production analyses for Indian Ocean albacore[R]. (2013-01-01). Hillary R M, Document 2008, IOTC-2008-WPTe-06.
- [5] IOTC. Analyzing population dynamics of Indian Ocean albacore (*Thunnus alalunga*) using Bayesian biomass dynamics model[R]. (2014-07-14). Guan W J, Zhu J F, Xu L X, Document 2014, IOTC-2014-WPTmT05-21.
- [6] IOTC. Stock assessment of albacore tuna in the Indian Ocean using Bayesian state-space surplus production model[R]. (2019-07-25). Lee S I, Kitakado T, Kim D N, Document 2019, IOTC-2019-WPTmT07 (AS)-14_Rev1.
- [7] IOTC. Stock assessment of albacore tuna in the Indian Ocean using Stock Synthesis for 2019[R]. (2019-07-09). Langley A, Document 2019, IOTC-2019-WPTmT07(AS)-11.
- [8] IOTC. Report of the 24th Session of the IOTC Scientific Committee[R]. Online, Document 2021, IOTC-2021-SC24-R[E]_Rev1.
- [9] 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.]
- [10] IOTC. Report of the 8th Session of the IOTC Working Party on Temperate Tunas (Data Preparatory Session)[R]. (2022-05-12). IOTC Secretariat, Document 2022, IOTC-2022-WPTmT08(DP)-R[E].
- [11] Rivard D, Bledsoe L J. Parameter estimation for the Pella-Tomlinson stock production model under nonequilibrium conditions[J]. *Fishery Bulletin*, 1978, 76(3), 523-534.
- [12] Guan W J, Ma X L. Assessment of the status of *Scomber japonicus* resources in the East China Sea and Yellow Sea using a Bayesian biomass dynamic model[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2022, 31(3): 749-760. [官文江, 马雪莲. 利用贝叶斯动态产量模型评估东、黄海日本鲭资源状况[J]. 上海海洋大学学报, 2022, 31(3): 749-760.]
- [13] Froese R, Demirel N, Coro G, et al. Estimating fisheries reference points from catch and resilience[J]. *Fish and Fisheries*, 2017, 18(3): 506-526.
- [14] Hilborn R, Liemann M. Standing on the shoulders of giants: Learning from experience in fisheries[J]. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 1998, 8(3): 273-283.
- [15] Ono K, Punt A E, Rivet E. Model performance analysis for Bayesian biomass dynamics models using bias, precision and reliability metrics[J]. *Fisheries Research*, 2012, 125-126: 173-183.

- [16] Musick J A, Harbin M M, Berkeley S A, et al. Marine, estuarine, and diadromous fish stocks at risk of extinction in North America (exclusive of Pacific salmonids)[J]. *Fisheries*, 2000, 25(11): 6-30.
- [17] IOTC. Overview of Indian Ocean albacore fisheries[R]. (2022-07-21). IOTC Secretariat, Document 2022, IOTC-2022-WPTmT08(AS)-04.
- [18] IOTC. Uncertainties in the 2019 stock assessment for Indian Ocean albacore tuna and suggestions of further researches in 2020 for improving the assessment and providing management advice[R]. (2019-11-21). Zhu J F, Kitakado T, Document 2019, IOTC-2019-SC22-13.
- [19] Kéry M. Introduction to WinBUGS for ecologists: a Bayesian approach to regression, ANOVA, mixed models, and related analyses[M].
- [20] Guan W J, Wu J W, Cao Y H. Evaluating the stock assessment and management quality of Indian Ocean yellowfin tuna with hindcasting method[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2020, 50(2): 52-59. [官文江, 吴佳文, 曹友华. 利用后向预报方法分析印度洋黄鳍金枪鱼资源评估模型[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2020, 50(2): 52-59.]
- [21] Punt A E, Hilborn R. Fisheries stock assessment and decision analysis: The Bayesian approach[J]. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 1997, 7(1): 35-63.
- [22] IOTC. Status of IOTC databases tropical tunas[R]. (2013-01-01). Herrera M, Pierre L, Document 2010, IOTC-2010-WPTT-03.
- [23] Feng J, Zhu J F, Zhang F, et al. Influence of statistical deviation of historical catch on stock assessment: A case study of western Atlantic *Thunnus thynnus*[J]. *South China Fisheries Science*, 2023, 19(1): 1-11. [冯佶, 朱江峰, 张帆, 等. 历史渔获量统计偏差对资源评估的影响: 以西大西洋蓝鳍金枪鱼为例[J]. 南方水产科学, 2023, 19(1): 1-11.]
- [24] IOTC. A review of the data availability, model configuration and parameterization of the 2019 Indian Ocean albacore tuna (*Thunnus alalunga*), stock assessment in the Indian Ocean[R]. (2022-03-30). Rice J, Fu D, Document 2022, IOTC-2022-WPTmT08(DP)-17.
- [25] Soto M, Mosqueira I, Die D J, et al. Multi-species assessment of tunas caught in the tropical Atlantic purse seine fishery: sensitivity of production models to biases in reported catches[J]. *Collective Volume of Scientific Papers*, 2006, 59(2): 546-554.
- [26] IOTC. Stock and risk assessments of albacore in the Indian Ocean based on ASPIC[R]. (2019-07-09). Matsumoto T, Document 2019, IOTC-2019-WPTmT07(AS)-15.
- [27] Arrizabalaga S, Li Z. Factors influencing the assessment of albacore tuna resources in the Indian Ocean[J]. *Ccamlr Science*, 2018, 25: 107-119.
- [28] Cook A M. Bayesian State Space Biomass Dynamic Modelling and Assessment of 4VWX Silver Hake 1993-2012[M]. Canadian Science Advisory Secretariat, 2013.
- [29] Jiao Y, Cortés E, Andrews K, et al. Poor-data and data-poor species stock assessment using a Bayesian hierarchical approach[J]. *Ecological Applications: a Publication of the Ecological Society of America*, 2011, 21(7): 2691-2708.
- [30] IOTC. Collaborative study of albacore tuna CPUE from multiple Indian Ocean longline fleets in 2019[R]. (2019-07-09). Hoyle S D, Fu D, Kim D N, et al, Document 2019, IOTC-2019-WPTmT07(AS)-10.
- [31] IOTC. Report of the 3rd IOTC CPUE Workshop on Longline Fisheries[R]. Hoyle S D, Chang Y, Kim D N, et al, Document 2016, IOTC-2016-CPUEWS03-R[E].
- [32] Nikolic N, Morandeu G, Hoarau L, et al. Review of albacore tuna, *Thunnus alalunga*, biology, fisheries and management[J]. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 2017, 27(4): 775-810.

Status assessment of *Thunnus alalunga* resources in the Indian Ocean using a Bayesian biomass dynamic model

AN Kang¹, GUAN Wenjiang^{1,2}

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

2. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai 201306, China

Abstract: There is relatively little information on the biology of Indian Ocean albacore tuna (*Thunnus alalunga*); further, many problems with the fishery data result in a large uncertainty in its stock assessment results and affect fishery management. In this study, based on the fishery catch, standardized Catch Per Unit Effort (CPUE) data, and relevant stock hypotheses of Indian Ocean albacore tuna, a Bayesian biomass dynamic model was used to conduct a stock assessment. The results showed that: (1) The observation error of catch has an important influence on the estimation of model parameters, judgment of resource status, and fishery management, and an increase in catch observation error increases the probability of overfishing assessed by the model, which leads to a decrease in Total Allowable Catch (TAC); (2) The shape parameters of biomass dynamic model, prior distribution of r , and choice of resource abundance index affect the quality of stock assessment, and this study shows that the stock assessment results of the Fox model are more reasonable than those of the Schaefer model, the increase in the range of r priori distribution makes the resource state assessed by the model better, and the assessment results are relatively better when using the standardized CPUE of the southwest waters; (3) Setting a range of resource proportions (φ, P_{2017}) for certain years can help improve the quality of fishery stock assessment under the lack data; (4) The probability of overfished and overfishing for albacore tuna in the Indian Ocean are 34% and 50%, respectively, and the probability of both occurring simultaneously is 32%, and the species is at risk of overfishing. The projection analysis showed that the probability of not overfishing for Indian Ocean albacore tuna after 10 years was greater than 60% when the TAC was controlled below 32658 t (i.e., 90% of the final five-year average catch). The Bayesian biomass dynamic model, as a data-limited fishery stock assessment model, is applicable to Indian Ocean albacore tuna, and it can better consider the effects of parameter inputs and uncertainty factors on the quality of stock assessment and the estimation of TAC, providing a scientific basis for an in-depth study of the stock status and management of Indian Ocean albacore tuna.

Key words: the Indian Ocean; *Thunnus alalunga*; Bayesian biomass dynamics model; stock assessment and management

Corresponding author: GUAN Wenjiang. E-mail: wjguan@shou.edu.cn