

印度洋长鳍金枪鱼CPUE权重配置对资源状态指标的影响

林乾晗, 耿喆, 朱江峰, 张毓颖

Impact of CPUE index weighting on stock status indicators of Indian Ocean albacore *Thunnus alalunga*

LIN Qianhan, GENG Zhe, ZHU Jiangfeng, ZHANG Yuying

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12024/jsou.20210603481>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[印度洋长鳍金枪鱼栖息地指数模型的构建与验证](#)

Construction and verification of a habitat suitability index model for the Indian Ocean albacore tuna

上海海洋大学学报. 2020, 29(2): 268 <https://doi.org/10.12024/jsou.20190202533>

[应用JABBA和JABBA-Select模型评估印度洋剑鱼资源](#)

Stock assessment for Indian Ocean swordfish (*Xiphias gladius*) with JABBA and JABBA-Select models

上海海洋大学学报. 2022, 31(3): 677 <https://doi.org/10.12024/jsou.20220303756>

[未来气候变化情景下西北太平洋柔鱼资源补充量预测](#)

Predicting the recruitment of neon flying squid in the northwest Pacific Ocean under climate change scenarios

上海海洋大学学报. 2022, 31(1): 223 <https://doi.org/10.12024/jsou.20200903170>

[基于LBB方法估算北部湾竹鱼种群参数](#)

Estimation of the population parameters of *Trachurus japonicus* in the Beibu Gulf based on the LBB method

上海海洋大学学报. 2022, 31(1): 212 <https://doi.org/10.12024/jsou.20210203293>

[基于Pella-Tomlinson生物经济模型的东、黄海鲈资源开发策略](#)

Development strategy of *Scomber japonicus* based on Pella-Tomlinson bio-economic model in East China Sea and Yellow Sea

上海海洋大学学报. 2020, 29(1): 102 <https://doi.org/10.12024/jsou.20180502323>

文章编号: 1674-5566(2022)06-1522-11

DOI:10.12024/jsou.20210603481

印度洋长鳍金枪鱼 CPUE 权重配置对资源状态指标的影响

林乾晗^{1,2}, 耿喆^{1,2}, 朱江峰^{1,2}, 张毓颖³

(1. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306; 2. 农业农村部大洋渔业开发重点实验室, 上海 201306; 3. 佛罗里达国际大学 生物科学学院, 美国迈阿密 33199)

摘要: 单位捕捞努力量渔获量 (catch per unit effort, CPUE) 权重问题对于渔业资源评估而言至关重要。本研究使用印度洋长鳍金枪鱼 (*Thunnus alalunga*) 的渔业独立和非独立数据, 构建了年龄结构资源评估模型 (ASAP)。利用评估模型估算得出的参数, 使用年龄结构种群模拟器 (age based population simulator, PopSim) 模拟“真实”的资源种群动态以及相应的捕捞动态。针对不同序列的 CPUE 数据赋予不同的权重因子, 同时考虑种群关键参数 (自然死亡率 M 和陡度 h) 的错误设置, 进行敏感性分析, 阐述 CPUE 权重的错误设置对评估结果的影响。结果表明, 当估算模型中的 M 和 h 被正确指定或被低估时, 若给具有较高准确性或较长时间序列的 CPUE 分配更多的权重, 模型估算的捕捞死亡率 F 和产卵亲体生物量 B 具有较小的相对误差 (RE) 和相对均方根误差 (RMSE), 即估算更为准确。同时, 对不确定性较高的 CPUE 赋予更大的权重会使 $F_{\text{last}}/F_{\text{start}}$ 的估计值过高, 而 $B_{\text{last}}/B_{\text{start}}$ 的估计值准确性较低。因此, 当使用多组 CPUE 数据时, 对具有较高准确性或较长时间序列的 CPUE 分配更高的权重, 或可提高资源状态指标估算的准确性。同时, 在 CPUE 权重的分配中应考虑重要生物学参数 (例如 M 和 h) 的准确性, 至少应进行敏感性分析, 以涵盖潜在的模型或参数的错误设置对 CPUE 权重的影响。

关键词: 资源评估; 数据权重; 单位捕捞努力量渔获量; 长鳍金枪鱼; 模拟测试

中图分类号: S 931.9 **文献标志码:** A

印度洋长鳍金枪鱼 (*Thunnus alalunga*) 分布于印度洋的温带水域, 是印度洋金枪鱼渔业的重要经济鱼种之一^[1-4]。印度洋金枪鱼委员会 (Indian Ocean Tuna Commission, IOTC) 的温带金枪鱼工作组 (working party on temperate tunas, WPTmT) 于 2019 年对印度洋长鳍金枪鱼进行了完整的资源评估, 认为该鱼种生物量尚未被过度捕捞, 但捕捞死亡率正在导致其过度捕捞^[5]。然而, 目前印度洋长鳍金枪鱼的资源评估中, 仍存在若干影响资源评估结果的问题需要研究, 数据权重就是其中之一。

尽管目前针对数据权重问题的最佳解决方法仍未有定论, 但其在资源评估中的重要性已经成为相关研究领域的共识^[6-8]。受到数据权重影响的任何统计推断, 都可能导致对资源状况的判断产生偏差或错误^[9-10]。FRANCIS^[11] 建议在资

源评估中应优先考虑丰度指数的数据权重, 因为该类数据能够代表种群动态的直接信息, 需要优先考虑以防止其中蕴含的资源信息被忽视。WANG 等^[12] 发现丰度指数的拟合只能通过特定时间序列中增加其权重才能得到一定的改善。LEE 等^[13] 则认为, 过度强调不具有信息代表性的丰度指数可能是不恰当的。无论如何, 丰度指数作为数据加权的关键性因素, 都是资源评估过程中需要认真考虑的重要问题。

目前, WPTmT 已通过使用各成员国收集的渔获量和捕捞努力量数据, 进一步开发了以不同区域划分的长鳍金枪鱼单位捕捞努力量渔获量 (catch per unit effort, CPUE) 数据。在 WPTmT 的最新研究中^[5], 采用多种资源评估模型对长鳍金枪鱼进行了资源评估, 包括贝叶斯状态空间剩余产量模型 (bayesian state-space surplus production

收稿日期: 2021-06-14 修回日期: 2021-08-07

基金项目: 国家自然科学基金 (41676120)

作者简介: 林乾晗 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为渔业资源评估。E-mail: 739963287@qq.com

通信作者: 耿喆, E-mail: zhegeng1993@foxmail.com

model, BSSPM)^[14]、资源综合模型 (stock synthesis, SS)^[15]、年龄结构渔获量统计模型 (statistical-catch-at-age, SCAA)^[16]。然而, BSSPM 和 SS 仅使用了基于印度洋东南和西南区域的 CPUE 时间序列数据, 而 SCAA 虽然考虑了所有 4 个区域的 CPUE 时间序列数据, 但却没有针对不同 CPUE 权重进行敏感性分析。

资源评估是渔业科学管理的基础, 探讨不同 CPUE 权重的分配是否会对资源评估结果产生影响, 对于后续资源评估改进具有借鉴意义^[3-4]。本研究以印度洋长鳍金枪鱼为对象, 通过考虑不同的 CPUE 权重, 并结合生物学参数的错误设置, 进行敏感性分析, 来评价 CPUE 权重的错误设置对评估结果的影响, 以期为今后相关领域的研究工作提供一定的参考。

1 材料与方法

1.1 评估模型的构建

1.1.1 模型简介

本研究使用年龄结构资源评估模型 (age-structured assessment program, ASAP), 通过给定的渔获量、渔获年龄组成以及丰度指数数据作为观测测量, 并将捕捞死亡系数分为年间和年龄两部分, 采用顺推方式模拟种群动态的变化过程^[17-18]。

1.1.2 生物学参数和数据

本研究遵循 WPTmT 最新资源评估研究的有关基础假设^[5], 假定印度洋长鳍金枪鱼为单一的资源种群^[15]。使用传统的 Von Bertalanffy 生长方程^[19], 体长 (L) 和体质量 (W) 的关系为 $W = (1.3718 \times 10^{-5}) L^{3.0973}$, 忽略可能存在的生长误差^[20]。假设繁殖力与各年龄的雌性鱼体质量成

比例^[21], 补充阶段时的性别比例是相等的 (即 1:1)^[15]。种群的年龄组由 0 ~ 15 龄构成 (大于 15 龄则被视为附加年龄组)^[5]。自然死亡系数 M 设置为 0.3^[22], Beverton-Holt 亲体补充量关系的陡度参数 h 设置为 0.7^[15] (表 1)。

印度洋长鳍金枪鱼的渔业独立或非独立数据由 IOTC 秘书处统计, 主要包括渔获量、渔获年龄组成以及 CPUE^[5]。将印度洋长鳍金枪鱼渔业共划分为 5 种渔业, 其中分别包括: 西北部海域的延绳钓渔业 (渔业 1, LLNW)、东北部海域的延绳钓渔业 (渔业 2, LLNE)、西南部海域的延绳钓渔业 (渔业 3, LLSW)、东南部海域的延绳钓渔业 (渔业 4, LLSE)、印度洋海域的其他渔业 (渔业 5, Other)。研究中所使用的 CPUE 数据是通过标准化而得到的联合标准化 CPUE (joint CPUE, 尾/千钩)^[5], 时间跨度为 1980—2017 年, 具体按区域划分为西北部海域 (northwest), 东北部海域 (northeast), 西南部海域 (southwest), 东南部海域 (southeast), 共 4 个区域的时间序列数据。

1.2 操作模型

通过评估模型估计得出的相关参数 (包括捕捞死亡系数、渔具选择性等), 使用年龄结构种群模拟器 (age based population simulator, PopSim) 构建操作模型, 用以模拟“真实”的资源种群动态以及相应的捕捞动态 (图 1)。假设可捕系数不随时间变化, 渔具选择性为逻辑斯蒂曲线 (single-logistic), CPUE 数据和渔获量数据的样本量设置为 200 尾。在此基础上模拟了 4 个 CPUE 时间序列数据集 (图 2)。4 组渔业的假设如下: (1) 西北部区域的 CPUE 表示该区域对应的渔获量数据不可靠 (称为“渔获量的高度不确定性”); (2) 东北部区域的 CPUE 表示该区域对应的渔业渔获量比

表 1 印度洋长鳍金枪鱼资源评估参数值

Tab. 1 Parameter values for stock assessment of Indian Ocean albacore

参数 Parameter	值 Value
年份 Years	1980—2017
性别比例 Sex ratio	1:1
年龄组 Age group	15+
生长方程 Growth equation	雄性: $L(t) = 110.06[1 - e^{-0.34(t+0.87)}]$ 雌性: $L(t) = 103.80[1 - e^{-0.38(t+0.86)}]$
体长-体质量关系 Length-mass relationships	$W = (1.3718 \times 10^{-5}) L^{3.0973}$
繁殖力 Fecundity	与雌性鱼体质量成比例
自然死亡系数 Mortality	$M = 0.3$
亲体-补充量关系 Stock-recruitment	Beverton-Holt, $h = 0.7$

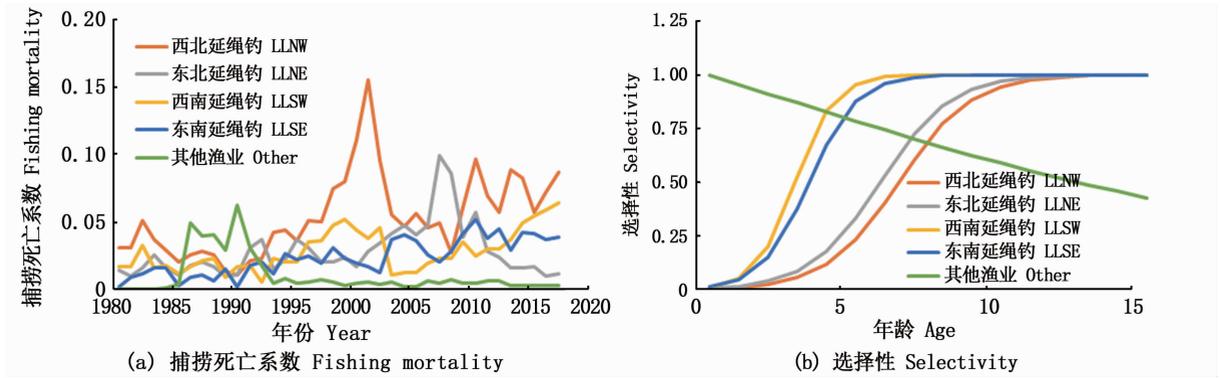


图 1 操作模型中的捕捞死亡系数和渔具选择性(1980—2017)

Fig. 1 Fishing mortality and selectivity from the operating model (1980 - 2017)

例最小(称为“渔获量比例低”);(3)西南部区域的 CPUE 表示该区域的 CPUE 不可靠(称为“CPUE 的高度不确定性”);(4)东南部区域的 CPUE 表示该区域的 CPUE 时间序列不完整(称为“短时间的 CPUE 序列”)。考虑了 CPUE 和渔获量不同水平的变异系数(coefficient of variation, CV),以探讨 CPUE 权重对资源评估结果的影响。同时,还考虑了按区域划分的渔获量比例(表 2),其计算公式为

$$P_i = \frac{C_i}{C_t} \quad (1)$$

式中: P_i 分别为西北、东北、西南和东南区域渔获量的相对比例; C_i 为各区域在 1980—2017 年的总

产量; C_t 为这 4 个区域 1980—2017 年的总产量。

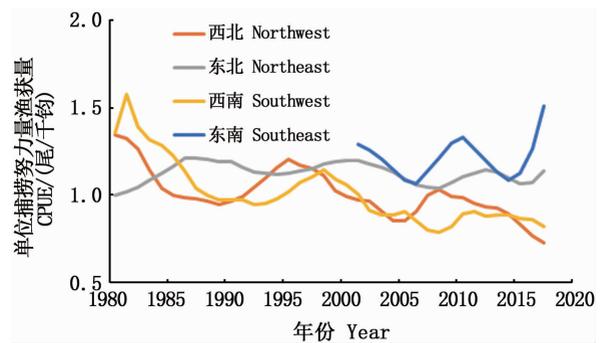


图 2 操作模型中的 CPUE(1980—2017)

Fig. 2 CPUE time series from the operating model (1980 - 2017)

表 2 不同区域的渔业数据组成

Tab. 2 Structure of fishery-dependant data in different regions

区域 Area	渔获量 CV Catch CV	CPUE CV	年份 Year	相对渔获量比例 Catch proportion
西北 Northwest	0.4	0.1	1980—2017	0.25
东北 Northeast	0.1	0.1	1980—2017	0.16
西南 Southwest	0.1	0.4	1980—2017	0.31
东南 Southeast	0.1	0.1	2001—2017	0.28

1.3 估算模型

操作模型生成的渔获量、渔获年龄组成以及 CPUE 数据用作估算模型的输入数据,估算模型使用的仍旧是 ASAP。除了 CPUE 权重以外,大多数生物学参数以及模型设置都与 1.1 节中评估模型的设置一致,以去除其他因素对研究结果的影响。

ASAP 中参数估算的目标函数由拟合数据的似然函数构成,其中似然函数的误差分布共有两

种:对数正态分布以及多项式分布。前者包括了丰度指数、渔获量数据的误差分布,后者则是渔获年龄组成数据的误差分布。多项式分布的似然函数公式如下:

$$-\ln L = -\ln(E!) + \sum \ln(C_i!) - E \sum O_i \ln P_i \quad (2)$$

式中: $\ln L$ 为似然函数取对数; C_i 为 i 龄鱼的渔获量; O_i 为观测的 i 龄鱼的渔获量比例; P_i 为模型估计的渔获量的比例;“!”为阶乘; E 为有效样本

量。对数正态分布的似然函数公式如下:

$$-\ln L = 0.5 \ln(2\pi) + \sum \ln o_i + \ln \sigma + 0.5 \sum \frac{(\ln o_i - \ln p_i)^2}{\sigma^2} \quad (3)$$

式中: $\ln L$ 为似然函数取对数; o_i 为第 i 个数据的观测值; p_i 为第 i 个数据的模型估计值; σ 为误差分布的标准差。ASAP 的最终目标函数是渔获年龄组成,渔获量以及 CPUE 数据的似然函数之和:

$$F = \lambda_j \sum (-\ln L)_j \quad (4)$$

式中: F 为目标函数; $\ln L$ 为似然函数取对数; λ_j

为第 j 个似然函数的加权因子。因此,针对 4 个区域特定 CPUE 的权重因子配置将会影响到资源状态的评估结果。

1.4 情景设立

除了 4 组 CPUE 数据统一分配相同的权重因子以外,在估算模型中还考虑了另外 4 种 CPUE 权重的分配方案,即分别为每个区域的 CPUE 值分配相较于其余区域 5 倍的加权因子。综上所述,本研究总共考虑了 5 种 CPUE 权重方案对于估算模型评估资源状态的影响(表 3)。

表 3 4 个区域 CPUE 权重因子的 5 种分配方案
Tab.3 Five weighting scenarios of CPUE factors for four areas

方案 Scenarios	西北 Northwest	东北 Northeast	西南 Southwest	东南 Southeast
S1	2.5	0.5	0.5	0.5
S2	0.5	2.5	0.5	0.5
S3	0.5	0.5	2.5	0.5
S4	0.5	0.5	0.5	2.5
S5	1.0	1.0	1.0	1.0

此前的研究表明,作为年龄结构模型主要的不确定性来源, M 和 h 可能会较大地影响评估结果^[23-24]。因此,设置 3 种自然死亡系数 $M(0.15, 0.30, 0.45)$ 以及 3 种 Beverton-Holt 亲体补充量关系的陡度参数 h 的水平 $(0.5, 0.7, 0.9)$, 进行敏感性分析,目的是为了分析以上生物学参数的错误假设是否会对 CPUE 权重产生进一步的影响。因此,在估算模型中总共考虑了 45 种模型的全因子实验设计方案(3 种 $M \times 3$ 种 $h \times 5$ 种 CPUE 权重),对于每种方案,都在实验过程中进行了 100 次的模拟及模型拟合。

1.5 评估指标

捕捞死亡系数(fishing mortality, F)和产卵亲体生物量(spawning stock biomass, B)的均方根误差(relative root mean square error, RMSE)被用于衡量估算模型的性能,更小的 RMSE 代表模型更好的拟合度^[6]。相对 RMSE 的计算公式如下:

$$R = \frac{\sqrt{\frac{\sum (e_i - t_i)^2}{N}}}{\frac{\sum t_i}{N}} \quad (5)$$

式中: R 为相对 RMSE; e_i 和 t_i 分别为第 i 个数据的估计值和真实值; N 为模拟次数。

估算模型的估计值和操作模型的模拟值之

间 F 和 B 的相对误差(relative error, RE),同样被作为参考指标来进行比较,以此来探讨不同 CPUE 权重对资源评估的影响^[23],RE 的计算公式如下:

$$E = \frac{e_i - t_i}{t_i} \times 100 \quad (6)$$

式中: E 为相对误差 RE; e_i 和 t_i 分别为表第 i 个数据的估计值和真实值。

此外,通过比较估算模型中最后一年的 B/F 与评估中第一年的 B/F 的比值($B_{\text{last}}/B_{\text{start}}$ 和 $F_{\text{last}}/F_{\text{start}}$),来评价不同 CPUE 权重对资源评估结果的影响^[25]。鉴于 PopSim 模型本身的局限性,只能输出 F 和 B 作为评判资源状况的指标,因此使用 $B_{\text{last}}/B_{\text{start}}$ 和 $F_{\text{last}}/F_{\text{start}}$ 作为资源状态变化的参考指标。参考指标的中位数相对误差(median relative error, MRE)和中位数绝对值相对误差(median absolute relative error, MARE)的计算公式如下^[26]:

$$M = m \times \left(\frac{e_i - t_i}{t_i} \right) \times 100 \quad (7)$$

$$A = m \times \left(\frac{|e_i - t_i|}{t_i} \right) \times 100 \quad (8)$$

式中: M 为相对 MRE; A 为相对 MARE; m 为中位数; e_i 和 t_i 分别为第 i 个数据的估计值和真实值。

2 结果

2.1 F 和 B 的结果

根据 PopSim 模拟的印度洋长鳍金枪鱼“真实”的种群动态及渔业状况,对不同生物学假设进行了资源评估,并对结果进行了比较。结果显示,当在估算模型中正确指定了自然死亡系数 M 和陡度 h 时,将更多的权重分配给具有高度不确定性的 CPUE 序列数据的 S3,其捕捞死亡系数 F 的中位数相对误差 MRE 均大于零,即 S3 在估计 F 时具有明显的过度估计趋势(图 3)。相对应的,S3 在估计产卵亲体生物量 B 时则具有明显的低估趋势,即 B 的 MRE 均小于零(图 3)。而其余所有方案(S1, S2, S4 和 S5)对 F 和 B 的估计仅存在较小的不确定性,相应的 MRE 值都接近于零。表 4 和表 5 中列出了所有 CPUE 权重方案的相对 RMSE 值。同样的,无论是在估计 F 还是 B 时,S3 的相对 RMSE 值都大于其余方案。

当真实 M 与估算模型中的假设 M 相同时,

无论 h 增加或减少,所有 CPUE 权重方案的 RE 年间变动趋势都是类似的(因此只展示了 h 等于 0.7 时的结果)。然而,错误设置的 M 会导致估计 F 和 B 的相对 RMSE 以及 RE 发生明显变化。RE 的结果表明,所有 CPUE 权重方案的估算模型的评估结果都对 M 的错误设置敏感。当 h 不变时,过高估计的 M (即真实 M 为 0.3,但估算模型中假设 M 为 0.45,图 4)将对 F 的估计产生负偏差,而对 B 的估计产生正偏差;当 M 被低估时(即真实 M 为 0.3,但估算模型中假设 M 为 0.15,图 5),对于 F 和 B 的估计则产生相反的影响。

当 M 被正确指定或被低估时,对于 F 而言,S2 的相对 RMSE 是最低的,而对于 B 而言,S1 的相对 RMSE 则是最低的;对于 F 和 B 而言,S3 的相对 RMSE 都是最高的,这表示其对结果的拟合程度最差。然而,当 M 被高估时,无论是对于 F 还是 B 而言,S3 的相对 RMSE 都是最低的。以上结果都显示了不同 CPUE 的权重,都将对 F 和 B 的估计结果产生影响。

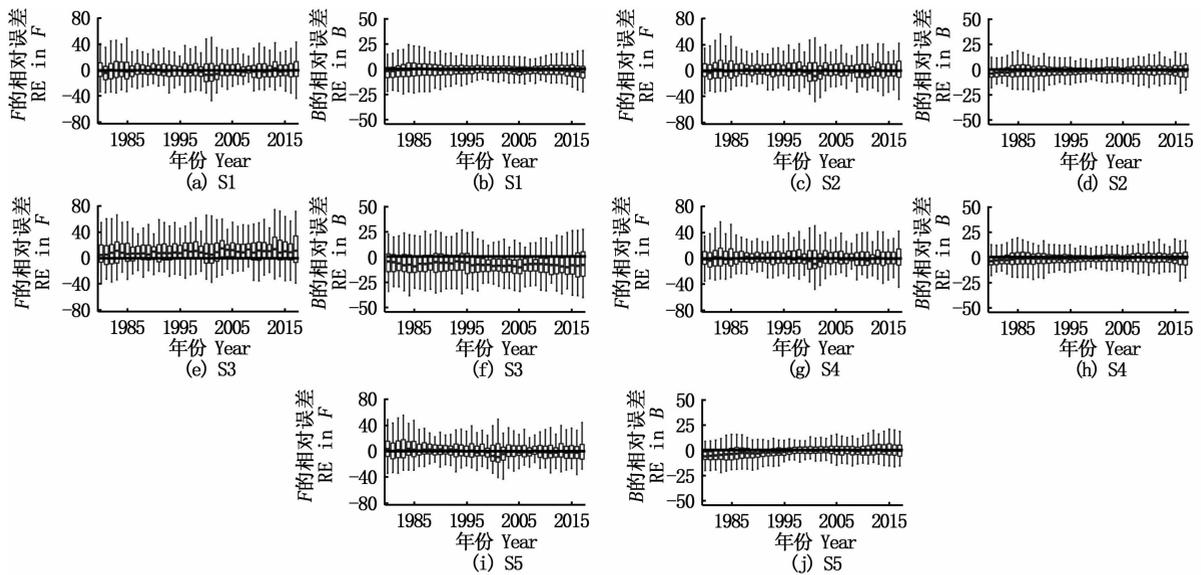


图 3 F 和 B 的相对误差 ($M=0.3, h=0.7$)

Fig. 3 REs of F and B ($M=0.3, h=0.7$)

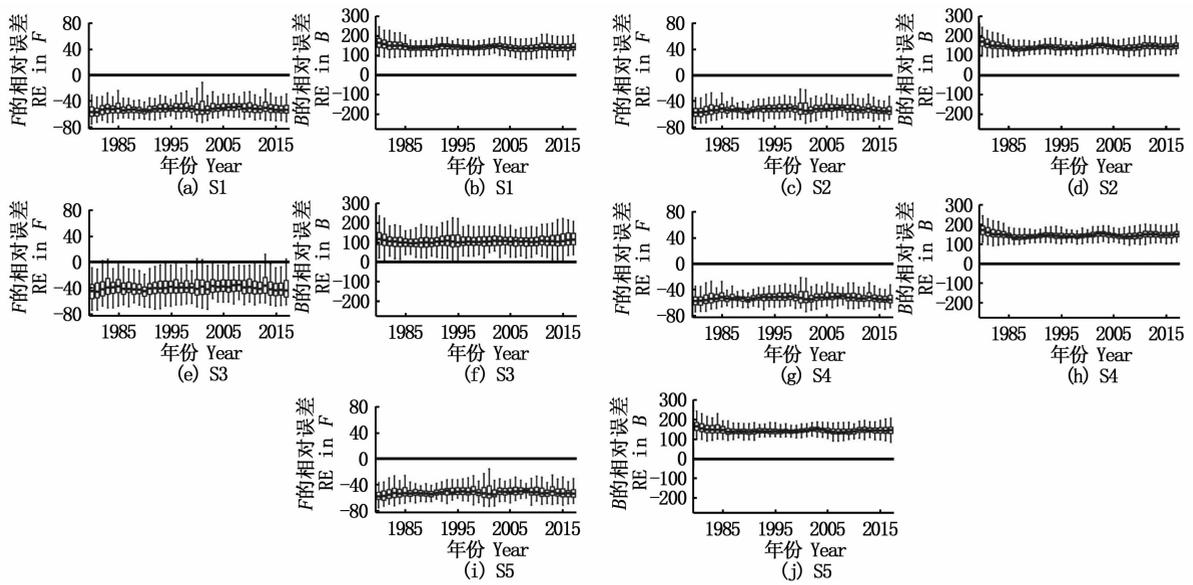


图 4 F 和 B 的相对误差 ($M=0.45, h=0.7$)

Fig. 4 REs of F and B ($M=0.45, h=0.7$)

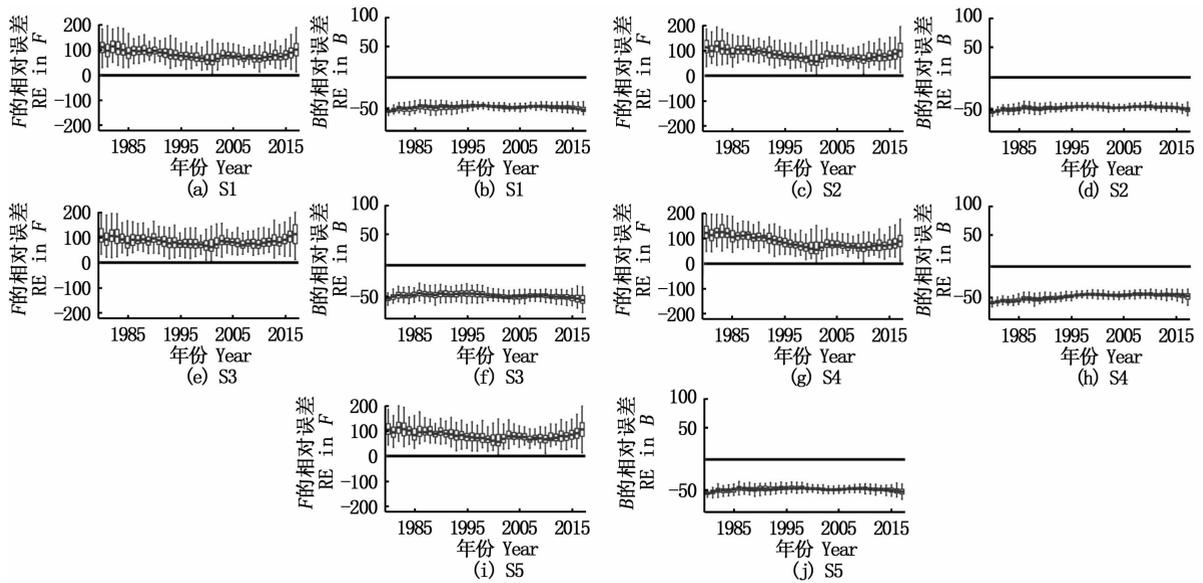


图 5 F 和 B 的相对误差 ($M=0.15, h=0.7$)

Fig. 5 REs of F and B ($M=0.15, h=0.7$)

表 4 F 的相对均方根误差 (RMSE)

Tab. 4 Relative root mean square error (RMSE) of F

方案 Scenarios	$M=0.15$ $h=0.5$	$M=0.15$ $h=0.7$	$M=0.15$ $h=0.9$	$M=0.3$ $h=0.5$	$M=0.3$ $h=0.7$	$M=0.3$ $h=0.9$	$M=0.45$ $h=0.5$	$M=0.45$ $h=0.7$	$M=0.45$ $h=0.9$
S1	0.83	0.83	0.83	0.03	0.03	0.03	0.54	0.55	0.55
S2	0.82	0.82	0.81	0.03	0.03	0.03	0.55	0.56	0.55
S3	0.89	0.88	0.88	0.11	0.11	0.11	0.44	0.42	0.42
S4	0.83	0.83	0.84	0.03	0.03	0.04	0.54	0.55	0.56
S5	0.84	0.83	0.84	0.03	0.03	0.03	0.53	0.53	0.54

表 5 B 的相对均方根误差 (RMSE)
Tab. 5 Relative root mean square error (RMSE) of B

方案 Scenarios	$M=0.15$ $h=0.5$	$M=0.15$ $h=0.7$	$M=0.15$ $h=0.9$	$M=0.3$ $h=0.5$	$M=0.3$ $h=0.7$	$M=0.3$ $h=0.9$	$M=0.45$ $h=0.5$	$M=0.45$ $h=0.7$	$M=0.45$ $h=0.9$
S1	0.49	0.49	0.49	0.02	0.01	0.01	1.44	1.45	1.47
S2	0.50	0.50	0.50	0.03	0.02	0.02	1.45	1.46	1.46
S3	0.54	0.54	0.54	0.08	0.08	0.09	1.08	1.05	1.04
S4	0.51	0.51	0.51	0.03	0.03	0.03	1.44	1.45	1.46
S5	0.50	0.50	0.50	0.03	0.03	0.03	1.38	1.39	1.40

2.2 资源状态指标的结果

表 6 和表 7 列出了所有 CPUE 权重方案的 MARE 值 (MRE 值可从图 6 和图 7 中看出, 因此未列表)。结果表明, 当在估算模型中正确指定

了 M 和 h 时, S1 和 S2 都能够较为准确地估计 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 。而与其他方案相比, S3 在估计 F_{last}/F_{start} 时具有明显的过度估计趋势, 在估计 B_{last}/B_{start} 时也准确性较低 (图 6, 图 7)。

表 6 F_{last}/F_{start} 中位数绝对值相对误差 (MARE)
Tab. 6 Median absolute relative error (MARE) of F_{last}/F_{start}

方案 Scenarios	$M=0.15$ $h=0.5$	$M=0.15$ $h=0.7$	$M=0.15$ $h=0.9$	$M=0.3$ $h=0.5$	$M=0.3$ $h=0.7$	$M=0.3$ $h=0.9$	$M=0.45$ $h=0.5$	$M=0.45$ $h=0.7$	$M=0.45$ $h=0.9$
S1	17	17	19	14	15	15	19	19	15
S2	21	17	20	16	14	15	19	17	19
S3	24	24	22	24	22	23	22	22	23
S4	21	22	23	15	18	16	21	16	18
S5	19	19	18	16	19	17	18	21	20

表 7 B_{last}/B_{start} 的中位数绝对值相对误差 (MARE)
Tab. 7 Median absolute relative error (MARE) of B_{last}/B_{start}

方案 Scenarios	$M=0.15$ $h=0.5$	$M=0.15$ $h=0.7$	$M=0.15$ $h=0.9$	$M=0.3$ $h=0.5$	$M=0.3$ $h=0.7$	$M=0.3$ $h=0.9$	$M=0.45$ $h=0.5$	$M=0.45$ $h=0.7$	$M=0.45$ $h=0.9$
S1	7	8	11	7	8	7	9	11	10
S2	15	10	12	7	6	7	10	9	8
S3	16	16	16	14	13	13	13	13	12
S4	15	16	14	7	7	7	11	10	11
S5	10	10	8	9	9	8	10	11	9

类似的, 当真实 M 与估算模型中的假设 M 相同时, 无论 h 增加或减少, 其在估计 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 时, 对 MRE 的影响都是类似的。然而, 错误设置 M 会导致估计 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 的 MRE 发生不同变化 (图 6, 图 7)。MRE 的结果表明, 所有 CPUE 权重方案的估算模型都对 M 的错误设置敏感。除了 S3 以外, 当 h 不变时, 过高估计 M 将对 F_{last}/F_{start} 的估计产生正偏差, 而对 B_{last}/B_{start} 的估计产生负偏差; 当 M 被低估时, 对于 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 的估计则产生相反的影响。此外, 无论 M 在估算模型中被高估抑或是低

估, S3 都会分别对 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 的估计产生正偏差和负偏差。

当 M 在估算模型中被高估时, S3 对 B_{last}/B_{start} 的估计产生了最低的 MRE (图 7)。正相反, 在其他情况下, 与其余的 CPUE 权重方案相比, S3 对 B_{last}/B_{start} 的估计产生了最高的 MARE (表 7), 这体现了结果的不稳定性。此外, 除了当 M 在估算模型中被高估时, MRE 的结果表明了 S1 在能对 F_{last}/F_{start} 产生更为精确的估计。以上结果都显示了不同 CPUE 权重, 都将对 F_{last}/F_{start} 和 B_{last}/B_{start} 的估计结果产生影响。

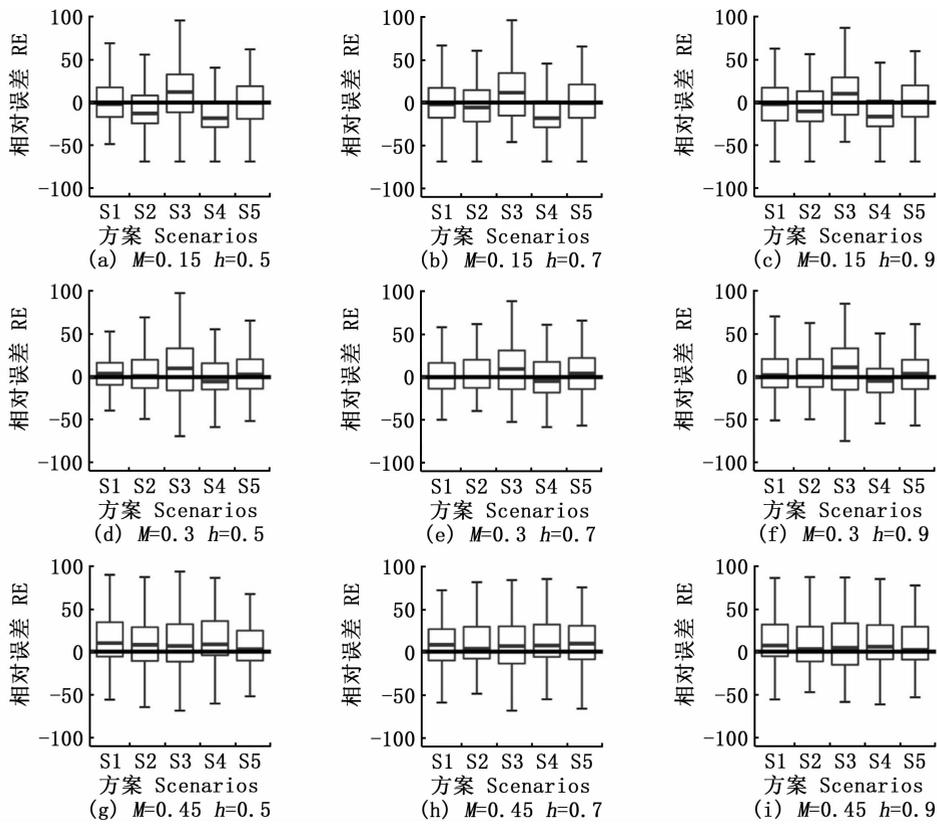


图 6 F_{last}/F_{start} 的相对误差

Fig. 6 REs of F_{last}/F_{start}

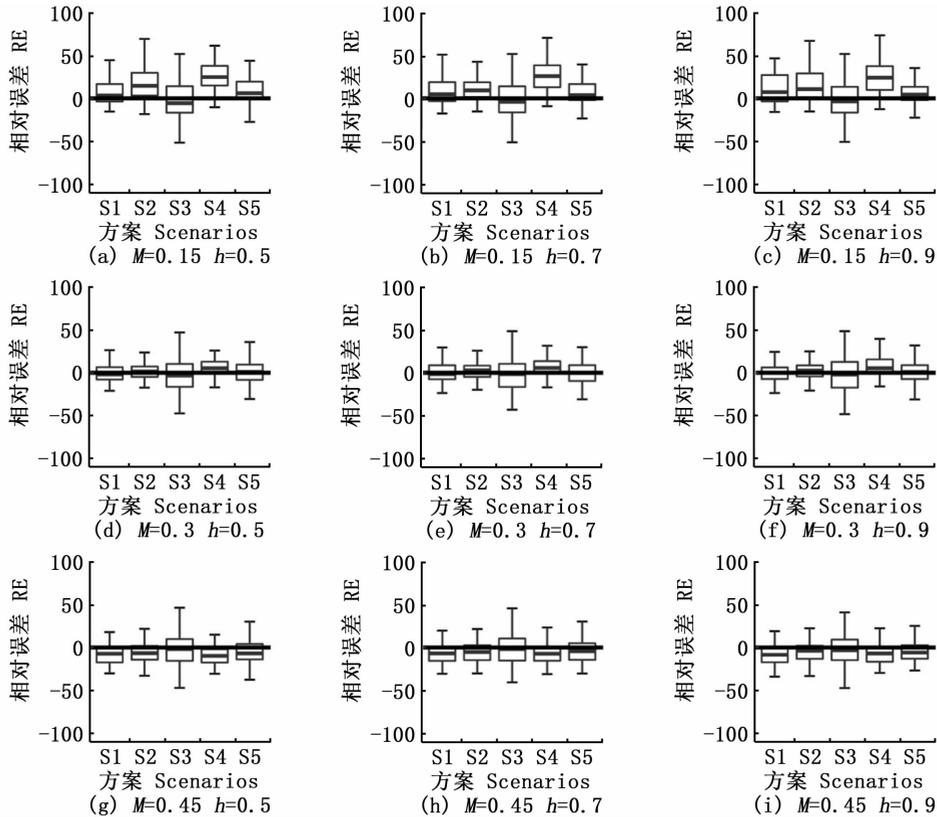


图 7 B_{last}/B_{start} 的相对误差

Fig. 7 REs of B_{last}/B_{start}

3 讨论

CPUE 作为渔业资源丰度指标,是资源评估模型数据权重问题中不可忽视的一部分^[27]。本研究探讨了 5 种不同 CPUE 权重方案对资源评估结果的影响。鉴于 CPUE 可以被视为资源状况的代表性数据^[28],并且当估算模型中的自然死亡系数 M 和陡度 h 被正确指定或被低估时(表 4 ~ 7),相对于其他方案而言,“渔获量的高度不确定性”和“渔获量比例低”能够对捕捞死亡系数 F 和产卵亲体生物量 B 进行更为准确的估计。因此,与具有其他缺陷的方案(例如“CPUE 的高度不确定性”和“短时间的 CPUE 序列”)相比,具有较高不确定性或不具代表性(即在所有区域中的渔获量比例较低)的渔业或调查数据或许应被分配更高的权重,尤其是当评估中的基础生物学参数能够被信任且富含信息性时。潜在的原因或许是因为,当在这两个区域的 CPUE 上分配更多的权重时,可以被视为对具有较高准确性和较长时间序列的 CPUE 分配了更多的权重。而当估算模型中的 M 被高估时,“CPUE 的高度不确定性”出乎意料地对 F 和 B 的估计有着最低的相对 RMSE 值(表 4,表 5)。通常来说,估算模型中偏高指定的 M 将会导致对 B 的估计产生正偏差^[29],这与本研究中的结果一致。但是,与其他的 CPUE 权重方案不同,当 M 在估算模型中被正确指定时,只有“CPUE 的高度不确定性”会对 B 的估计产生负偏差。因此,造成该意外表现的原因可能是由于“CPUE 的高度不确定性”对 B 估计产生的负偏差,部分抵消了估算模型中偏高指定的 M 所产生的正偏差(图 3)。同时,在 CPUE 权重的研究中应考虑部分基础生物学参数(例如 M 和 h)的可信度,至少应进行敏感性分析,以涵盖潜在的模型或参数的错误设置对 CPUE 权重的影响。例如,从某个评估物种最近的生活史信息中研究得到了某一水平的 M ,但结果却明显地高于之前用于资源评估的值。在这种情况下,对具有较高准确性和较长时间序列的 CPUE 分配更多的权重,即便该类数据存在“渔获量的高度不确定性”和“渔获量比例低”的缺陷,或许也是一种相对合理的 CPUE 权重方案。

就 $B_{\text{last}}/B_{\text{start}}$ 和 $F_{\text{last}}/F_{\text{start}}$ 而言,“渔获量的高度不确定性”和“渔获量比例低”通常会产生最低

的 MRE 和 MARE,这代表了结果的准确估计。在 2019 年的 WPTmT 会议中,考虑到自 2006 年以来印度洋东南区域部分船队的作业目标发生了改变,即目标鱼种从南方蓝鳍金枪鱼转变为长鳍金枪鱼。工作组认为与其余部分的 CPUE 相比,该区域这部分船队的 CPUE 存在着由渔业选择性变化引起的不确定性。因此,最终的资源评估过程中将该部分的 CPUE 排除,而不是将存在冲突的相对丰度指数全部纳入联合 CPUE 中^[5]。WANG 等^[12]在对印度洋剑鱼(*Xiphias gladius*)的 CPUE 权重研究中发现,增加日本延绳钓船队的 CPUE 权重无法提高数据的拟合度,这或许是因为船队的捕捞目标发生了转移而使得 CPUE 数据的准确性下降。以上研究结果都与本研究有关“渔获量的高度不确定性”和“渔获量比例低”的结果相一致,即便该区域的渔获量数据并非十分具有代表性,也可对具有较高准确性和较长时间序列的 CPUE 分配更多的权重,以减少来自冲突数据中潜在的偏差。

然而,对于当前的印度洋长鳍金枪鱼资源评估而言,CPUE 数据集的选择同样也是一个值得商榷的问题。如图 2 所示,来自 4 个区域的 CPUE 时间序列数据集的变动趋势并不总是一致的,只有来自西部区域的两类 CPUE 具有相似的年间变化趋势,倘若要在模型中同时将其拟合是很困难的^[9]。事实上,目前处理资源评估中数据冲突问题更为常见的方法是消除冲突的数据集^[30],或“减少”一个或多个冲突的数据集的权重^[31-32]。针对印度洋长鳍金枪鱼 CPUE 数据的选择问题,许多研究人员仅仅是使用了部分区域的 CPUE 数据集^[14-15]。但是,考虑到每一个区域的 CPUE 数据都有可能反映了该区域资源的丰度状况,这类做法仍旧有待商榷^[33]。因此,更重要的是要保证模型假设具有相对正确的生物学参数,考虑使用所有区域的 CPUE 数据集并赋予其适当的权重^[32]。

总而言之,不同的 CPUE 权重方案确实会对印度洋长鳍金枪鱼资源评估结果产生影响。同时,本研究的结果表明,当使用多组 CPUE 数据时,对具有较高准确性或较长时间序列的 CPUE 分配更高的权重,或可提高资源状态指标估算的准确性。然而,考虑到有关数据权重的选择仍未有客观的标准,不同 CPUE 序列数据集的权重仍

不可避免地受到主观判断的影响^[11]。

参考文献:

- [1] 马璐璐,朱江峰,耿喆,等. 运用生物量动态模型评估印度洋长鳍金枪鱼资源[J]. 上海海洋大学学报, 2018, 27(2): 259-264.
MA L L, ZHU J F, GENG Z, et al. Stock assessment of albacore (*Thunnus alalunga*) in the Indian Ocean using biomass dynamics model [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2018, 27(2): 259-264.
- [2] 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.
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.
- [3] 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.
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.
- [4] 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.
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.
- [5] IOTC-WPTmT07(AS)-R. Report of the seventh session of the IOTC working party on temperate tunas: assessment meeting [C]//Working Party on Temperate Tuna (WPTmT).
- [6] DERISO R B, MAUNDER M N, SKALSKI J R. Variance estimation in integrated assessment models and its importance for hypothesis testing[J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2007, 64(2): 187-197.
- [7] HULSON P J F, MILLER S E, QUINN T J, et al. Data conflicts in fishery models: incorporating hydroacoustic data into the Prince William Sound Pacific herring assessment model[J]. ICES Journal of Marine Science, 2008, 65(1): 25-43.
- [8] PUNT A E, DENG R A, SIDDEEK M S M, et al. Data weighting for tagging data in integrated size-structured models [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 94-102.
- [9] FRANCIS R I C C. Revisiting data weighting in fisheries stock assessment models [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 5-15.
- [10] RICHARDS L J. Use of contradictory data sources in stock assessments[J]. Fisheries research, 1991, 11(3/4): 225-238.
- [11] FRANCIS R I C C. Data weighting in statistical fisheries stock assessment models [J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2011, 68(6): 1124-1138.
- [12] WANG S P, MAUNDER M N, NISHIDA T, et al. Influence of model misspecification, temporal changes, and data weighting in stock assessment models: Application to swordfish (*Xiphias gladius*) in the Indian Ocean [J]. Fisheries Research, 2015, 166: 119-128.
- [13] LEE H H, PINER K R, METHOT R DJR, et al. Use of likelihood profiling over a global scaling parameter to structure the population dynamics model: an example using blue marlin in the Pacific Ocean [J]. Fisheries Research, 2014, 158: 138-146.
- [14] LEE S I, KITAKADO T, KIM D N. Stock assessment of albacore tuna in the indian ocean using bayesian state-space surplus production model[R]. IOTC-2019-WPTmT07(AS)-14_Rev1. IOTC, 2019.
- [15] LANGLEY A. Stock assessment of albacore tuna in the Indian Ocean using Stock Synthesis for 2019[C]//Working Party on Temperate Tuna (WPTmT).
- [16] NISHIDA T, KITAKADO T. Preliminary stock assessments for albacore tuna (*Thunnus alalunga*) in the Indian Ocean using Statistical-Catch-At-Age (SCAA) [R]. IOTC-2019-WPTmT07(AS)-17_Rev1. IOTC, 2019.
- [17] LEGAULT C M, RESTREPO V R. A flexible forward age-structured assessment program [R]. ICCAT WORKING DOCUMENTS/98/58. ICCAT, 1998.
- [18] MOUSTAHDID H, LINK J S, OVERHOLTZ W J, et al. The advantage of explicitly incorporating predation mortality into age-structured stock assessment models: an application for Atlantic mackerel [J]. ICES Journal of Marine Science, 2009, 66(3): 445-454.
- [19] FARLEY J H, EVESON P J, BONHOMMEAU S, et al. Growth of albacore tuna (*Thunnus alalunga*) in the western Indian Ocean using direct age estimates [R]. IOTC-2019-WPTmT07(DP)-21_Rev1. IOTC, 2019.
- [20] PENNEY A. Morphometric relationships, annual catch-at-size for South African-caught South Atlantic albacore (*Thunnus alalunga*) [OL]. ICCAT, 1994, 42(1): 371-382.
- [21] FARLEY J H, WILLIAMS A J, HOYLE S D, et al. Reproductive dynamics and potential annual fecundity of South Pacific albacore tuna (*Thunnus alalunga*) [J]. PLoS One, 2013, 8(4): e60577.
- [22] WATANABE H, KUBODERA T, MASUDA S, et al. Feeding habits of albacore *Thunnus alalunga* in the transition region of the central North Pacific [J]. Fisheries science, 2004, 70(4): 573-579.
- [23] DEROBA J J, SCHUELLER A M. Performance of stock assessments with misspecified age-and time-varying natural mortality [J]. Fisheries Research, 2013, 146: 27-40.
- [24] ZHU J F, CHEN Y, DAI X J, et al. Implications of uncertainty

- in the spawner-recruitment relationship for fisheries management: An illustration using bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the eastern Pacific Ocean [J]. Fisheries Research, 2012, 119-120: 89-93.
- [25] CARVALHO F, PUNT A E, CHANG Y J, et al. Can diagnostic tests help identify model misspecification in integrated stock assessments? [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 28-40.
- [26] ONO K, LICANDEO R, MURADIAN M L, et al. The importance of length and age composition data in statistical age-structured models for marine species [J]. ICES Journal of Marine Science, 2015, 72(1): 31-43.
- [27] PUNT A E. Some insights into data weighting in integrated stock assessments[J]. Fisheries research, 2017, 192: 52-65.
- [28] 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.
- [29] PUNT A E, CASTILLO-JORDÁN C, HAMEL O S, et al. Consequences of error in natural mortality and its estimation in stock assessment models[J]. Fisheries Research, 2021, 233: 105759.
- [30] SIDDEEK M S M, ZHENG J, PUNT A E, et al. Effect of data weighting on the mature male biomass estimate for Alaskan golden king crab [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 103-113.
- [31] TRUESDELL S B, BENICE J R, SYSLO J M, et al. Estimating multinomial effective sample size in catch-at-age and catch-at-size models [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 66-83.
- [32] MINTE-VERA C V, MAUNDER M N, AIRES-DA-SILVA A M, et al. Get the biology right, or use size-composition data at your own risk [J]. Fisheries research, 2017, 192: 114-125.
- [33] MAUNDER M N, PINER K R. Dealing with data conflicts in statistical inference of population assessment models that integrate information from multiple diverse data sets [J]. Fisheries Research, 2017, 192: 16-27.

Impact of CPUE index weighting on stock status indicators of Indian Ocean albacore *Thunnus alalunga*

LIN Qianhan^{1,2}, GENG Zhe^{1,2}, ZHU Jiangfeng^{1,2}, ZHANG Yuying³

(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 201306, China; 3. Department of Biological Sciences, Florida International University, Miami 33199, United States)

Abstract: The data weighting for catch per unit effort (CPUE) is essential for integrated fisheries stock assessments. An Age-Structured Assessment Program (ASAP) was developed using fishery-dependent and fishery-independent data of Indian Ocean albacore (*Thunnus alalunga*). An operating model (OM) was developed to mimic the population dynamics and fishing operations, and estimation models (EMs) based on the Statistical-Catch-At-Age model were used to compare the effect of different CPUE weighting scenarios on the estimation of population attributes. To investigate the confounding impact of misspecification of key model parameters with the CPUE weighting, nine combinations of natural mortality (M) and the steepness (h) of the Beverton-Holt stock-recruit relationship were considered in the EMs. The results showed that when M and h were correctly specified in the EMs, assigning higher weightings on CPUE indices with higher precision or longer time series would lead to better model performance in terms of both median relative errors (REs) and relative root mean square error (RMSE). Meanwhile, putting more weighting on the CPUE indices with higher uncertainty would lead to significantly over-estimated fishing mortality and a low accuracy in spawning stock biomass. Therefore, when using multiple sets of CPUE time series, assigning higher weights to CPUE indices with higher precision or longer time series may improve the accuracy of stock status indicators. Furthermore, the reliability and uncertainty of some key parameters (e. g., M and h) should also be taken into account when weighting CPUE; at least a sensitivity analysis should be conducted to cover possible uncertainty of the model or parameter misspecification and its associated CPUE weighting.

Key words: stock assessment; data weighting; CPUE; albacore; simulation testing