



应用JABBA和JABBA-Select模型评估印度洋剑鱼资源

江俊涛, 朱江峰, 耿喆

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

JIANG Juntao, ZHU Jiangfeng, GENG Zhe

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12024/jsou.20220303756>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

运用生物量动态模型评估印度洋长鳍金枪鱼资源

Stock assessment of albacore (*Thunnus alalunga*) in the Indian Ocean using biomass dynamics model

上海海洋大学学报. 2018, 27(2): 259 <https://doi.org/10.12024/jsou.20170301973>

剩余产量模型形状参数对印度洋黄鳍金枪鱼资源评估的影响

Impacts of shape parameter of surplus production model on stock assessment of Indian Ocean yellowfin tuna

上海海洋大学学报. 2019, 28(2): 298 <https://doi.org/10.12024/jsou.20180802389>

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>

基于复合种群的阿根廷滑柔鱼资源评估和管理策略评价

Stock assessment and management for metapopulation of *Illex argentinus*

上海海洋大学学报. 2019, 28(3): 471 <https://doi.org/10.12024/jsou.20180502322>

主要经济大洋性鱿鱼资源渔场生产性调查与渔业概况

Productive survey and fishery for major pelagic economic squid in the world

上海海洋大学学报. 2019, 28(3): 344 <https://doi.org/10.12024/jsou.20181202467>

文章编号: 1674-5566(2022)03-0677-14

DOI: 10.12024/jsou.20220303756

应用 JABBA 和 JABBA-Select 模型评估印度洋剑鱼资源

江俊涛^{1,2}, 朱江峰^{1,2,3,4}, 耿 茜^{1,2,3,4}

(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;
3. 农业农村部大洋渔业开发重点实验室, 上海 201306; 4. 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306)

摘要: 剑鱼(*Xiphias gladius*)是具有较高经济价值的大型旗鱼类鱼种, 处于食物链的上端, 对其资源评估并制定管理策略, 在资源的可持续利用和生态系统保护上具有重要意义。基于贝叶斯剩余产量模型(just another bayesian biomass assessment, JABBA)和它的拓展版JABBA-Select对印度洋剑鱼资源状况进行评估, 分析资源丰度指数(标准化CPUE)、捕捞选择性对评估结果的影响。结果表明: JABBA-Select模型因考虑捕捞选择性和生活史信息, 对资源状态的评估表现要优于JABBA模型。印度洋剑鱼的最大可持续产量(maximum sustainable yield, MSY)估值为3.17万t, 当前渔获量为3.01万t, 资源处于健康状态的概率为98%。评估结果对种群内禀增长率参数r的先验分布敏感性较小, 参数r与环境容纳量参数K的后验分布存在负相关。所建模型不存在明显的回顾性误差, 模型较稳健。预测分析显示, 当总可捕量控制在3.60万t以下时, 在2028年前不会处于资源型过度捕捞(overfished)和捕捞型过度捕捞(overfishing)。

关键词: 印度洋; 剑鱼; 资源评估; 剩余产量模型; 捕捞选择性

中图分类号: S 931.1 文献标志码: A

剑鱼(*Xiphias gladius*)隶属鲈形目(Perciformes)剑鱼科(Xiphiidae)剑鱼属(*Xiphias*)。剑鱼属于大洋性中上层高度洄游的大型旗鱼类, 也称为类金枪鱼(tuna-like species), 广泛分布于三大洋的热带和温带海域。剑鱼资源大都处在区域渔业管理组织(regional fisheries management organizations, RFMOs)的管理之下。印度洋剑鱼由印度洋金枪鱼委员会(Indian ocean tuna commission, IOTC)管理。1950—1990年间, 印度洋剑鱼作为金枪鱼延绳钓的兼捕渔获物, 渔获量较低; 20世纪90年代末开始, 一些以剑鱼为主捕对象的浅层延绳钓开始发展, 剑鱼渔获量迅速增长, 从1991年的0.90万t增加到1992年的1.58万t。目前, 印度洋剑鱼年渔获量基本维持在3.10万t左右。随着渔获量大幅增加, 有必要对其种群资源状况开展常规性评估, 从而制定合理的开发管理措施。

WINKER和PARKER采用贝叶斯剩余产量模型(just another bayesian biomass assessment, JABBA)对印度洋剑鱼进行过评估^[1-3], 该方法以渔获量数

据和标准化后的单位捕捞努力量(catch per unit effort, CPUE)为基本数据, 通过模型拟合估算种群状态参数。JABBA模型因其仅依赖于渔获量和标准化CPUE数据, 得到了广泛的应用。张魁等^[4]应用此类方法对中国东海带鱼进行了资源评估, 李纲等^[5]对东、黄海鲐资源进行了评估。在国际渔业管理组织内, 这类方法已应用于南大西洋大青鲨、南大西洋黄鳍金枪鱼等^[6-7]。然而, 由于忽视了渔业资源种群的生活史信息以及捕捞选择性等因素, JABBA模型不能反映捕捞选择性的变化。

JABBA-Select是JABBA模型的拓展, 结构复杂性上介于传统剩余产量模型(例如a stock production model incorporating covariates, ASPIC)和综合性年龄结构模型(例如stock synthesis, SS)之间^[8]。JABBA-Select在JABBA模型的基础上, 结合了种群的生活史信息和船队的捕捞选择性信息, 该模型的主要特点是引入了捕捞选择性模块, 从而可以比较不同捕捞作业方式对资源的影响, 为资源评估提供了新的工具。

收稿日期: 2022-03-07

修回日期: 2022-04-10

基金项目: 国家自然科学基金(41676120)

作者简介: 江俊涛(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为渔业资源评估。E-mail: 2418223956@qq.com

通信作者: 朱江峰, E-mail: jfzhu@shou.edu.cn

本文结合印度洋旗鱼工作组 (working party of billfish, WPB) 建议^[9], 以印度洋剑鱼历史渔获量数据和标准化 CPUE 数据为基础, 采用 JABBA 和 JABBA-Select 模型对其资源状况评估, 并比较两种方法的评估结果, 分析捕捞选择性对评估的影响, 为印度洋剑鱼资源的管理提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 数据来源

印度洋剑鱼渔业数据来源于 IOTC 秘书处旗鱼工作组 (www.iotc.org), 包括渔获量数据和标准化 CPUE 数据, 渔获量时间跨度为 1950—2018 年(图 1), 标准化 CPUE 为工作组公开的数据。印度洋西南海域作为剑鱼的主要捕捞海域, 标准化 CPUE 时间跨度较长^[9], 该海域有多支船队捕捞作业(表 1)。根据 2017 年 WPB 研究, 中国台湾省延绳钓的 CPUE 在标准化过程中缺少长度大于 200 cm 的个体, 且被分为两个时间序列, 时间跨度为 1979—1993 年和 1994—2016 年, 但工作组认为船队早期的渔业数据样本可能很差, 因此本文只采用其 1994—2016 年的标准化 CPUE^[10-11]。日本的延绳钓标准化 CPUE 被分为两个时间序列: 1979—1993 年和 1994—2018 年, 由于早期作业时渔业存在较大的不稳定^[12-13], 因此本文也不采用日本早期的标准化 CPUE。南非和葡萄牙的延绳钓标准化 CPUE 时间序列分别由 PARKER 和 COELHO 估算给出^[14-15], 其他延绳钓船队和其他作业方式船队没有 CPUE 数据, 只有渔获量数据。因此, 共计 4 个延绳钓船队的标准 CPUE 数据, 作为本次评估所用的相对资源丰度指数(表 1)。

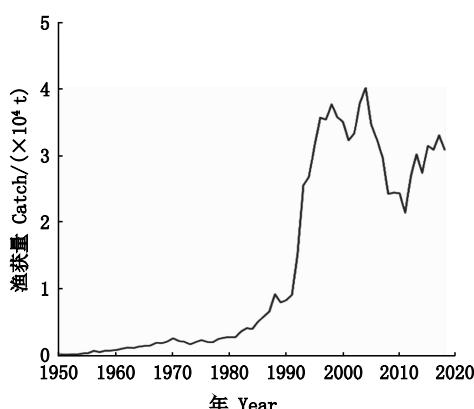


图 1 印度洋剑鱼 1950—2018 年的年渔获量

Fig.1 Annual catch of Indian Ocean
Swordfish from 1950 to 2018

表 1 印度洋剑鱼各船队标准化 CPUE 数据

Tab.1 Standardized CPUE for each
fleet of Indian Ocean swordfish

船队 Fleet	相对丰度指数 CPUEIndex	相对丰度指数时间跨度 CPUEIndex time period
日本延绳钓船队	JPLL	1994—2018
南非延绳钓船队	SALL	2004—2018
葡萄牙延绳钓船队	PORLL	2001—2018
中国台湾省延绳钓船队	TWLL	1994—2016
其他延绳钓船队	-	-
其他作业方式船队	-	-

1.2 评估模型

1.2.1 JABBA 模型

JABBA^[3]采用 Pella-Tomlinson 剩余产量模型函数:

$$S_{Pt} = \frac{r}{m-1} B_{t-1} \left[1 - \left(\frac{B_{t-1}}{K} \right)^{m-1} \right] \quad (1)$$

$$B_t = B_{t-1} + S_{Pt} - C_{t-1} \quad (2)$$

式中: S_{Pt} 为 t 年的剩余产量; m 为形状参数; 参数 K 为环境容纳量 (carrying capacity); 参数 r 为种群内禀增长率 (intrinsic growth rates); B_{t-1} 为 $t-1$ 年的生物量; B_t 为 t 年的生物量; C_{t-1} 为 $t-1$ 年的总渔获量。

当形状参数 m 为 2 时, 式(2)即为 Schafer 模型; 当 $0 < m < 2$ 时, 式(2)为 Pella-Tomlinson 模型; 当 m 无限趋近于 1 时, 式(2)为 Fox 模型。

Pella-Tomlinson 模型下, 维持最大可持续产量 (maximum sustainable yield, MSY) 的生物量 B_{MSY} 、捕捞死亡率 F_{MSY} 与参数 r 、 m 、 K 的关系如下:

$$B_{MSY} = Km^{\left(\frac{-1}{m-1}\right)} \quad (3)$$

$$F_{MSY} = \frac{r}{m-1} \left(1 - \frac{1}{m} \right) \quad (4)$$

观测方程为

$$I_{i,t} = q_i B_t e^{\varepsilon_{t,i}} \quad t = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

式中: q_i 为丰度指数 i 的可捕性系数; $\varepsilon_{t,i}$ 为观测误差, 且 $\varepsilon_{t,i} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_{t,i}}^2)$, $\sigma_{\varepsilon_{t,i}}^2$ 为观测方差, 服从逆伽马分布 [inverse-gamma(0.001, 0.001)]; n 为正整数。

过程方程为

$$P_t = \begin{cases} \varphi e^{\eta_t}, t=1 \\ \left(P_{t-1} + \frac{r[P_{t-1}(1-P_{t-1}^{(m-1)})]}{m-1} - \frac{\sum_f C_{f,t-1}}{K} \right) e^{\eta_t}, \\ t=2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 为年; n 为正整数; P_t 为 B_t 与 K 的比值;式中 η_t 是过程误差, $\eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$, 其中 σ_η^2 为过程方差, 这个过程方差既可以假定为常数, 也可以进行估计。在本研究中, 假设过程方差 σ_η^2 服从逆伽马分布 [inverse-gamma(4, 0.01)]。 $C_{f,t-1}$ 是 $t-1$ 年渔业 f 的渔获量。

1.2.2 JABBA-Select 模型

JABBA-Select 在 JABBA 的基础上, 结合了种群的生活史和捕捞选择性, 通过年龄结构平衡模型 (age-structured equilibrium model, ASEM) 将常见输入参数总结为最大可持续产量时的捕捞死亡率 F_{MSY} 和形状参数 m , F_{MSY} 和 m 之间的基本相关结构是由多元正态 (multivariate normal, MVN) 先验来解释, 模型会对这两个参数进行联合估计^[16]。使用 JABBA-Select 进行评估的第一步是将 Pellaand Tomlinson 模型的剩余产量函数和 ASEM 联系起来。假设剩余产量 S_p 是产卵生物量 S_{SB} 的一个函数^[17], 此时:

$$S_p = \frac{r}{m-1} S_{SB} \left[1 - \left(\frac{S_{SB}}{S_{SB0}} \right)^{m-1} \right] \quad (7)$$

式中: 参数 r 为种群内禀增长率; S_{SB0} 为未开发的产卵生物量; m 为形状参数, 能通过 S_{SBMSY}/S_{SB0} 直接定义:

$$\frac{S_{SBMSY}}{S_{SB0}} = m^{\left(\frac{-1}{m-1}\right)} \quad (8)$$

$$S_{SBMSY} = S_{SB0} m^{\left(\frac{-1}{m-1}\right)} \quad (9)$$

维持最大可持续产量时的捕捞死亡率 F_{MSY} 被定义为

$$F_{MSY} = \frac{MSY}{S_{SBMSY}} \quad (10)$$

参数 r 的表达式为

$$F_{MSY} = \frac{r}{m-1} \left(1 - \frac{1}{m} \right) \quad (11)$$

这时, 剩余产量可以表达为

$$S_p = \frac{F_{MSY}}{1-m^{-1}} S_{SB} \left[1 - \left(\frac{S_{SB}}{S_{SB0}} \right)^{m-1} \right] \quad (12)$$

$$S_{SBt} = S_{SB(t-1)} + S_{P(t-1)} - \sum_s C_{s,t-1} \quad (13)$$

式中: S_{SBt} 为 t 年的产卵生物量; $S_{P(t-1)}$ 为 $t-1$ 年的剩余产量; $C_{s,t-1}$ 表示在共同捕捞选择性 s 下 $t-1$ 年总渔获量。

单位补充量的产卵生物量 (spawning-biomass-per-recruit, \tilde{S}) 和单位补充量的产量 (yield-per-

recruit, \tilde{Y}) 表达为

$$\tilde{S} = \sum_x w_x \varphi_x N_x \quad (14)$$

$$\tilde{Y} = \sum_x w_x \frac{s_x H N_x}{s_x H + M} (1 - e^{-s_x H - M}) \quad (15)$$

式中: w_x 为年龄 x 时的体质量; φ_x 为年龄 x 时成熟鱼在种群中的比例; N_x 为年龄 x 时存活的单位补充量的个数; s_x 为年龄 x 时选择性, H 为瞬时捕捞死亡率, M 为自然死亡率。

过程方程为

$$P_t = \begin{cases} \varphi e^{\eta_t - 0.5\sigma_\eta^2}, & \text{if } t = t_{init} \\ \left[P_{t-1} + \frac{\sum_s \gamma_{s,t-1} F_{MSY}}{1-m^{-1}} P_{t-1} (1 - P_{t-1}^{m-1}) - \frac{\sum_s C_{s,t-1}}{S_{SB0}} \right] e^{\eta_t - 0.5\sigma_\eta^2}, & \text{if } t > t_{init} \end{cases} \quad (16)$$

式中: P_t 表示 S_{SBt}/S_{SB0} ; η_t 是过程误差, $\eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$, 其中 σ_η^2 为过程方差; t_{init} 表示初始年。在本研究中, 假设过程方差 σ_η^2 服从逆伽马分布 [inverse-gamma(4, 0.01)]。 γ_s 是 F_{MSY} 的权重乘数, 表示为 $C_{s,t}/\sum_s C_{s,t}$ 的值。

可开发生物量 (exploitable biomass, EB) 可表达为

$$E_{B(s,t)} = S_{SBt} \left[v_{1s} + (v_{2s} - v_{1s}) \frac{1 - e^{-v_{3s}(P_t - P_{1s})}}{1 - e^{-v_{3s}(P_{2s} - P_{1s})}} \right] \quad (17)$$

式中: $E_{B(s,t)}$ 表示在捕捞选择性 s 下 t 年的可开发生物量, v_{1s}, v_{2s}, v_{3s} 和 P_{1s}, P_{2s} 是描述在捕捞选择性 s 下 $E_{B(S,t)}/S_{SBt}$ 的外部衍生参数。

观测方程为

$$\ln I_{s,t} \sim Normal[\ln(q_i EB_{s,t}), \sigma_{\varepsilon_{s,t}}^2] \quad (18)$$

式中: $I_{s,t}$ 为丰度指数; q_i 为丰度指数的可捕性系数; $\varepsilon_{s,t}$ 为观测误差, 且 $\varepsilon_{s,t} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_{s,t}}^2)$; $\sigma_{\varepsilon_{s,t}}^2$ 为观测方差, 服从逆伽马分布 [inverse-gamma(0.001, 0.001)]。

选择性曲线模型为^[18]

$$s = \begin{cases} \left[1 + e^{\left(\frac{-\ln(19)(L - SL_{50})}{SL_{95} - SL_{50}} \right)} \right]^{-1}, & L < \mu_d \\ \frac{g(L; \mu_d, \sigma_d)}{\max[g(L; \mu_d, \sigma_d)]}, & L \geq \mu_d \end{cases} \quad (19)$$

式中: SL_{50} 表示 50% 选择性对应的长度; SL_{95} 表示 95% 选择性对应的长度。其中, $g(L)$ 是服从均值为 μ_d 、标准差为 σ_d 的正态分布, 该函数定义了选择性曲线的右半支。 $\sigma_d = CV.desc \times min.desc$, 其中 $CV.desc$ 表示下降速率, $min.desc$ 表示下降的最小值。

1.3 参数设置与模型方案设置

1.3.1 JABBA 参数设置

在剩余产量模型里,关键参数的错误估计会直接影响评估结果,因此对参数的估计十分重要^[19-20]。本文预设了两种 r 的先验:(1)根据 MCALLISTER^[21]的研究,假设 r 服从对数正态分布,均值为 0.42, CV 为 0.4;(2)根据 fishbase 的统计,假设 r 服从 0.2 至 0.8 的均匀分布。 K 的先验信息难以获得,假设 K 服从对数正态分布,将均值设置为历史最大渔获量的 10 倍(3.78 万 t),CV 设置为 1。根据 1950 年的低渔获量统计,假设初始资源开发率 φ ($\varphi = B_0/K$) 服从对数正态分布,其中值和变异系数分别为 1 和 0.1, B_0 为初始年份生物量。所有可捕性系数 q 被表示为无信息的均匀分布。根据 IOTC 报告^[1],当采用 Pella-Tomlinson 产量函数时,本研究设定 $B_{MSY}/K = 0.4$ 。

1.3.2 JABBA-Select 参数设置

JABBA-select 模型需生活史参数(表 2)和先验参数(表 3)。结合 FU 和 FARLEY 的研究^[22-23],设置最大体长 L_{max} 为 279.6 cm,VB 生长期方程参数 k 和 t_0 分别为 0.123 和 -2.55。体长体质量转换公式中的 a , b 值分别为 3.815×10^{-6} 和 3.188。最小年龄 A_{min} 和最大年龄 A_{max} 分别为 0 龄和 30 龄。结合 FU^[23] 的研究,选择性曲线如图 2,参数如表 4, Sel_1 表示日本、南非和葡萄牙延绳钓船队的选择性,Sel_2 表示中国台湾省延绳钓船队的选择性,Sel_3 表示其他延绳钓船队的选择性,Sel_4 表示其他作业方式船队的选择性。

结合 FU 的报告^[23],假设初始产卵生物量 S_{SB0} 为 25 万 t,初始资源开发率 psi (S_{SB1}/S_{SB0}) 为 1,CV 为 0.1。由于目前的一些估计方法难以得到验证,剑鱼的自然死亡系数 M 存在不确定性,在其他地区对剑鱼的评估中, M 的估算值为 0.2~0.5^[24],假设 M 服从均值为 0.25,CV 为 0.1 的对数正态分布。假设 B-H 亲体-补充量关系模型的陡度参数 h 为 0.8,CV 为 0.2。

表 2 JABBA-Select 模型中印度洋剑鱼生活史参数

Tab.2 Life-history parameters of Indian Ocean swordfish in JABBA-Select model

生活史参数 Life-history parameter	数值 Value
极限体长 L_{max}/cm	279.6
VB 生长期方程参数 k	0.123
VB 生长期方程参数 t_0	-2.55
VB 生长期方程参数 a	3.815×10^{-6}
VB 生长期方程参数 b	3.188
最小年龄组 $A_{min}/year$	0
最大年龄组 $A_{max}/year$	30

表 3 JABBA-Select 模型中印度洋剑鱼先验参数

Tab.3 Prior parameter settings of Indian Ocean Swordfish in JABBA-Select model

参数 Parameters	均值 Mean	变异系数 CV
初始年产卵生物量 $S_{SB0}/(\times 10^4 t)$	25	1.0
初始资源开发率 psi	1	0.1
自然死亡系数 M	0.25	0.1
陡度参数 h	0.8	0.2

表 4 JABBA-Select 模型中印度洋剑鱼 Sel_1~Sel_4 选择性参数

Tab.4 Parameters of selectivity in Sel_1-Sel_4 of Indian Ocean Swordfish in JABBA-Select model

参数 Parameter	选择性 1 Sel_1	选择性 2 Sel_2	选择性 3 Sel_3	选择性 4 Sel_4
50% 选择性对应的长度 SL_{50}/cm	130	120	115	52
95% 选择性对应的长度 SL_{95}/cm	180	140	119	119
μ_d	-	174	180	140
下降率 CV.desc	-	0.04	0.02	0.2
下降的最小值 min.desc	-	0.37	0.73	0

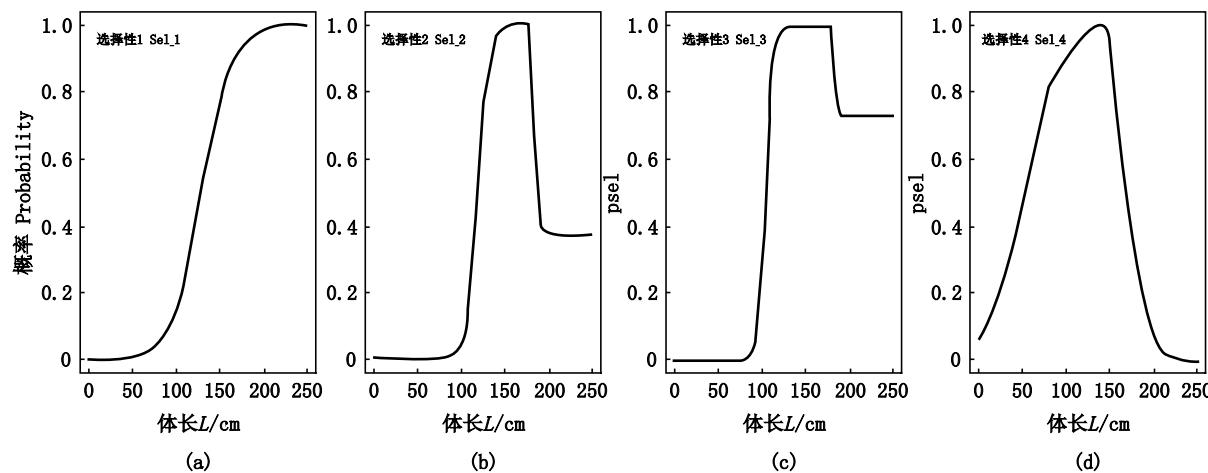


图 2 印度洋剑鱼选择性曲线

Fig.2 Selectivity curves for Indian Ocean swordfish

1.3.3 模型设立

根据捕捞选择性差异,设置两组资源相对丰度指数:一组为 4 个船队的标准化 CPUE,另一组为去掉中国台湾省的标准化 CPUE。在 JABBA 中,为了探究 r 是受渔获量和 CPUE 数据的影响还是先验设置的影响,对参数 r 进行敏感性分析,表 5 中 lognormal(0.42, 0.40) 表示服从均值为 0.42, CV 为 0.4 的对数正态分布;U(0.2, 0.8) 表示 r 服从 0.2 到 0.8 的均匀分布。因此,根据不同

的资源丰度指数、参数先验分布和 3 种产量函数,预设了 12 种 JABBA 方案进行分析。在 JABBA-Select 模型中,当产卵生物量不等于可开发生物量时,模型记为 JABBA-S,当两者相等时,模型会简化并估算一个独立于选择性的 F_{MSY} ,模型记为 JABBA-P。因此,根据不同的资源相对丰度指数,产卵生物量与可开发生物量的关系,预设 4 种 JABBA-Select 方案进行分析。共 16 种方案,具体如表 5。

表 5 印度洋剑鱼资源评估中模型设置

Tab.5 Model setting of stock assessment for Indian Ocean swordfish

方案 Case	内禀增长率 r	模型(剩余产量函数) Model(Production Model)	相对丰度指数 CPUE index
S1	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Fox)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S2	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Schaefer)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S3	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Pella-Tomlinson)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S4	U(0.2, 0.8)	JABBA(Fox)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S5	U(0.2, 0.8)	JABBA(Schaefer)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S6	U(0.2, 0.8)	JABBA(Pella-Tomlinson)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S7	-	JABBA-S(Pella-Tomlinson)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S8	-	JABBA-P(Pella-Tomlinson)	JPLL, TWLL, SALL, PORLL
S9	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Fox)	JPLL, SALL, PORLL
S10	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Schaefer)	JPLL, SALL, PORLL
S11	lognormal(0.42, 0.4)	JABBA(Pella-Tomlinson)	JPLL, SALL, PORLL
S12	U(0.2, 0.8)	JABBA(Fox)	JPLL, SALL, PORLL
S13	U(0.2, 0.8)	JABBA(Schaefer)	JPLL, SALL, PORLL
S14	U(0.2, 0.8)	JABBA(Pella-Tomlinson)	JPLL, SALL, PORLL
S15	-	JABBA-S(Pella-Tomlinson)	JPLL, SALL, PORLL
S16	-	JABBA-P(Pella-Tomlinson)	JPLL, SALL, PORLL

1.4 回顾性分析

回顾性问题(retrospective problem, RP)指随

着评估数据时间序列的增加,相同年份的资源变量估计值(如资源量)出现系统性偏差,即持续高

估或低估的现象^[25]。为了检查模型的系统偏差,本文进行了回顾性分析。通过逐次删除一年的数据,共六年,重新拟合模型,并计算 MOHN^[26] ρ 统计量,用于比较模型之间的偏差。计算公式为

$$\rho = \sum_t \frac{X_{(t_1:t),t} - X_{(t_1:t_2),t}}{X_{(t_1:t),t}} \quad (20)$$

式中: t_1 、 t_2 表示渔获量数据的第一年和最后一年。 t 是 t_1 和 t_2 之间的某一年。 X 表示某一估计变量,本文为资源量。当 ρ 值为 0 时,此时不存在 RP,即表明无系统性偏差估计,当 ρ 值为正值时,此时存在正 RP,即同一年的资源量短时间序列大于长时间序列,反之,则为负 RP。

1.5 预测分析

将 2016—2018 年的平均渔获量值假设为 2019 年的渔获量(3.15 万 t),为方便观察,设置不同水平的总允许可捕捞量(total allowable catch, TAC)值(2.4 万~4.0 万 t),每隔 0.2 万 t 设置一个 TAC 值,共 9 个 TAC 值,对印度洋剑鱼未来 10 年资源量动态变化进行分析。

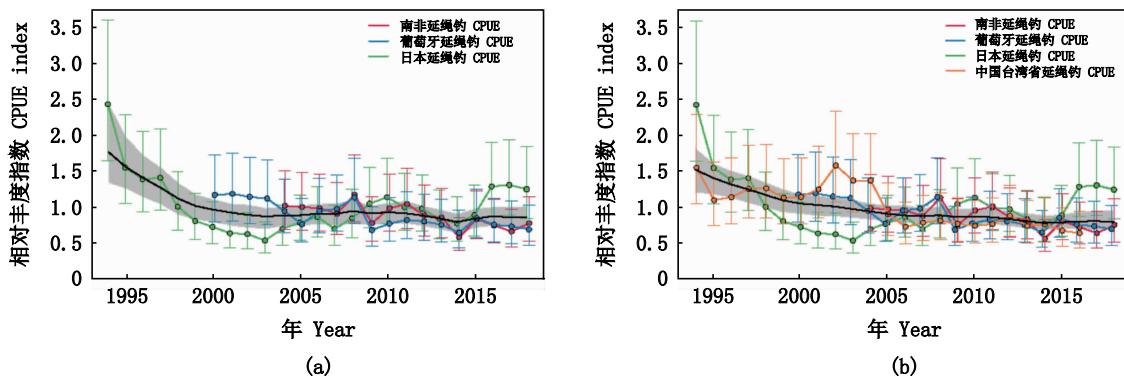
2 结果与分析

2.1 模型拟合和诊断

两种不同的资源相对丰度指数趋势如图 3,各个方案下的拟合优度如表 6。比较偏差信息准

则(deviance information criterion, DIC)值和均方根误差(root mean squared error, RMSE)值的大小判断模型的拟合效果,DIC 和 RMSE 值越小,模型拟合效果越好^[27]。通过 16 种模型方案对比发现,不同相对丰度指数对 RMSE 值和 DIC 值产生明显影响。在 JABBA 模型中,在加入 TWLL 的模型方案 RMSE 值较高,拟合效果相对较差。在 JABBA-Select 中,两组不同的标准化 CPUE 数据 RMSE 值较为接近。对比同一相对丰度指数的两种模型拟合结果,JABBA-Select 的 RMSE 均有所降低,加入 TWLL 的更为明显。本研究进行基于资源量的回顾性分析,由表 5 可见,除 S2 和 S4 外,其他情景下的回顾性误差均处于 $-0.15 \sim 0.2$ 之间,不存在明显的回顾性误差。

综上所述,在 JABBA-Select 中,S8 与 S16 两种情景拟合效果最好。两种模型方案下的 RMSE 值相近,S8 的 DIC 值更小,且考虑到 S8 包含了更多船队的 CPUE 信息,本文将方案 S8 作为基础模型,用于评估印度洋剑鱼的种群状态。S8 模型中 Welch-Heidelberger 统计量值小于 1,各个参数的后验分布表明模型具有较好的收敛效果(图 4)。将相对丰度指数相同的 S3 作为 JABBA 对照组,分析两个方法下的印度洋剑鱼资源状况。



彩色线段为各船队的 CPUE 数据,(a)为日本、南非、葡萄牙 3 支延绳钓船队的 CPUE 拟合趋势,(b)为日本、南非、葡萄牙、中国台湾省 4 支延绳钓船队的 CPUE 拟合趋势。黑色实线为模型估计的 CPUE 结果,阴影区域为其 95% 置信区间。
The colored lines are the CPUE data of each fleet, figure a shows the fitted trend of CPUE for three longline fleets from Japan, South Africa, and Portugal, figure b shows the fitted trend of CPUE for four longline fleets Japan, South Africa, Portugal and Taiwan Province of China. The solid black line represents the CPUE estimated and the shaded area is its 95% confidence interval.

图 3 印度洋剑鱼 2 种相对丰度指数趋势
Fig.3 Two CPUE index trends for Indian Ocean swordfish

表 6 S1~S16 方案拟合效果及回顾性偏差值

Tab.6 Goodness of fitting and retrospective of S1~S16 model case

方案 Case	均方根误差 RMSE	偏差信息标准 DIC	回顾偏差值 ρ	方案 Case	均方根误差 RMSE	偏差信息标准 DIC	回顾偏差值 ρ
S1	33.10%	-361.70	-0.01	S9	24.90%	-376.40	-0.04
S2	33.50%	359.30	-0.16	S10	25.30%	370.80	-0.06
S3	33.30%	-362.80	0.08	S11	25.10%	-376.80	0.02
S4	33.10%	-360.40	-0.23	S12	24.90%	-376.70	-0.01
S5	33.70%	-365.00	0.10	S13	25.70%	-380.10	0.17
S6	33.20%	-361.60	0.08	S14	25.10%	-377.40	-0.11
S7	24.40%	-368.30	0.04	S15	24.20%	-362.90	0.06
S8	23.60%	-369.10	0.06	S16	23.00%	-365.10	0.07

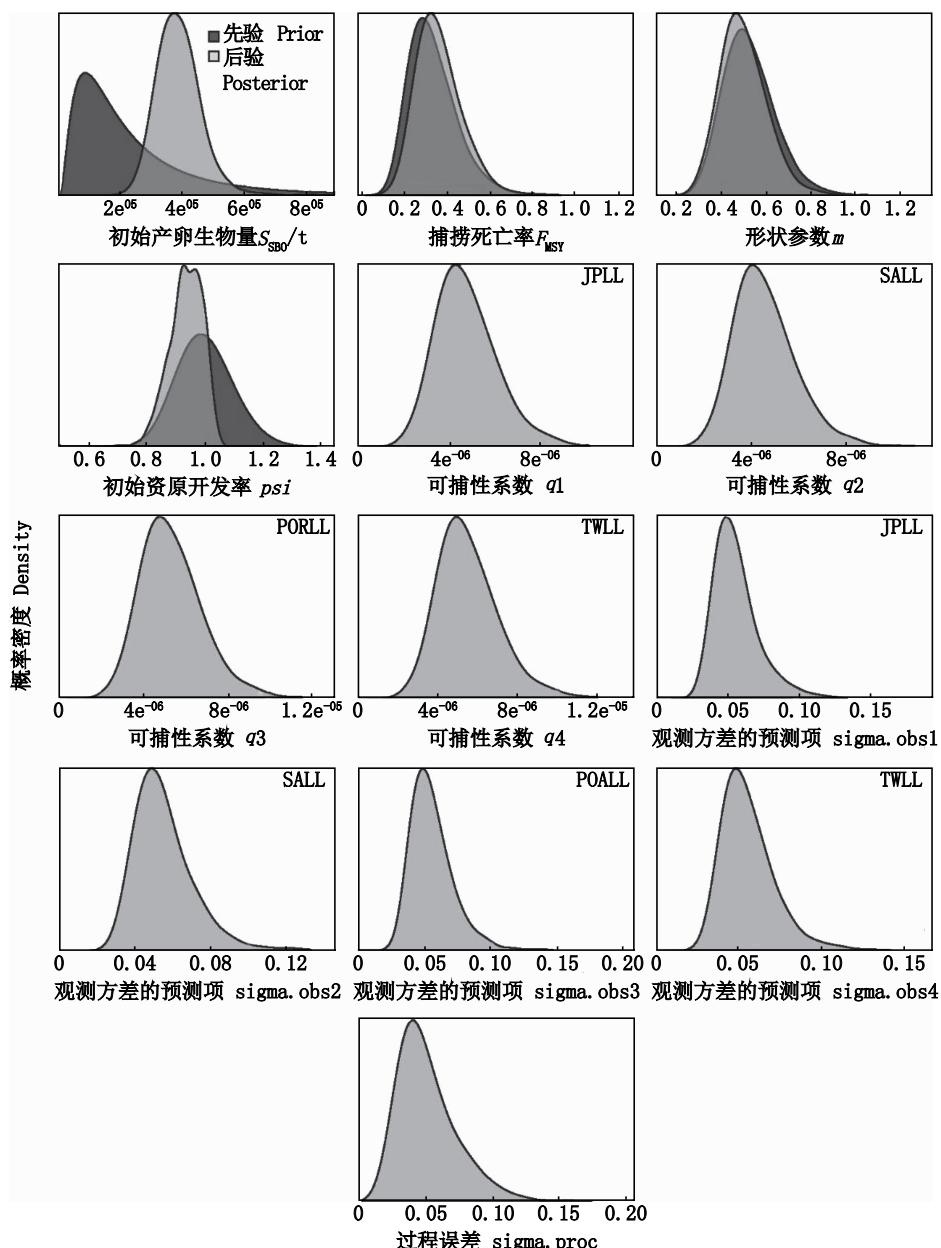


图 4 参数先验分布和后验分布(基础模型 S8)

Fig.4 Priors and posteriors distribution of parameter (base case S8)

2.2 敏感性分析

敏感性分析表明(表7),当参数 r 的先验分布变为均匀分布时, r 、 F_{MSY} 、 B_{2018}/B_{MSY} 、 F_{2018}/F_{MSY} 的后验分布均值无明显变化,参数 K 的后验分布均

值略有下降。分析两种相对丰度指数对评估结果的影响,发现参数 r 、 F_{MSY} 的后验分布均值无明显变化,在使用JPPLL、SALL、PORLL和TWLL时, K 、 B_{2018}/B_{MSY} 、 F_{2018}/F_{MSY} 的后验分布均值都有所上升。

表7 JABBA模型对 r 先验分布的敏感性分析

Tab.7 Summary of sensitivity runs in JABBA model to r prior distribution

方案 Case	内禀增长率 r			形状参数 m			环境承载量 $K/(\times 10^4 \text{t})$		MSY下的捕捞死亡率 F_{MSY}			B_{2018}/B_{MSY}			F_{2018}/F_{MSY}			
	Mean	2.5%	97.5%	Mean	2.5%	97.5%	Mean	2.5%	97.5%	Mean	2.5%	97.5%	Mean	2.5%	97.5%	Mean	2.5%	97.5%
S1	0.28	0.18	0.43	1.00	1.00	1.00	27.373	18.932	40.123	0.28	0.18	0.43	0.87	0.57	0.75	1.27	0.75	1.96
S2	0.39	0.21	0.62	2.00	2.00	2.00	28.771	17.875	54.202	0.19	0.10	0.311	0.69	0.04	0.96	1.61	1.08	26.60
S3	0.30	0.19	0.47	1.19	1.19	1.19	27.724	19.139	41.569	0.25	0.16	0.39	0.81	0.54	1.21	1.37	0.82	2.06
S4	0.29	0.19	0.44	1.00	1.00	1.00	26.873	18.715	39.367	0.29	0.19	0.44	0.87	0.58	1.30	1.26	0.75	1.94
S5	0.39	0.23	0.60	2.00	2.00	2.00	29.118	19.953	44.510	0.19	0.12	0.30	0.71	0.50	1.01	1.57	1.03	2.24
S6	0.31	0.20	0.46	1.19	1.19	1.19	27.040	18.975	39.954	0.26	0.17	0.39	0.80	0.54	1.21	1.37	0.81	2.02
S9	0.30	0.18	0.52	1.00	1.00	1.00	28.297	18.514	45.929	0.30	0.18	0.52	1.24	0.82	1.83	0.80	0.39	1.35
S10	0.37	0.20	0.61	2.00	2.00	2.00	30.837	18.539	58.793	0.19	0.10	0.30	0.84	0.01	1.27	1.29	0.71	37.47
S11	0.32	0.19	0.52	1.19	1.19	1.19	28.665	18.962	46.212	0.27	0.16	0.44	1.11	0.74	1.64	0.93	0.48	1.52
S12	0.30	0.19	0.48	1.00	1.00	1.00	28.082	18.955	43.598	0.30	0.19	0.48	1.21	0.82	1.81	0.82	0.39	1.35
S13	0.37	0.22	0.59	2.00	2.00	2.00	31.395	20.870	49.267	0.19	0.11	0.30	0.90	0.62	1.34	1.21	0.65	1.84
S14	0.32	0.2	0.50	1.19	1.19	1.19	28.895	19.045	44.475	0.27	0.17	0.42	1.13	0.75	1.63	0.91	0.47	1.50

2.3 资源现状

两种模型方案对参数的估计值和Kobe图存在差异(表8和图5)。用于对比的S3结果显示,2018年印度洋剑鱼($F_{2018}/F_{\text{MSY}} > 1$, $B_{2018}/B_{\text{MSY}} < 1$),即当前资源既遭受资源型过度捕捞(overfished),也遭受捕捞型过度捕捞(overfishing)(图5a)。用于资源评估的基础模型S8的Kobe图结果显示,2018年(本次评估的当前年份)印度洋剑鱼有98%的概率处于绿色区域($F_{2018}/F_{\text{MSY}} < 1$, $S_{\text{SB}2018}/S_{\text{SBMSY}} > 1$),这表明当前资源状况既没有资源型过度捕捞,也没有捕捞型过度捕捞(图5b)。

基础模型S8的 F/F_{MSY} 轨迹预测显示(图6b),在2006年至2007年期间捕捞死亡率达到最高,之后持续下降至2010年,随后呈波动上升趋势。产卵生物量水平从1950年开始持续下降,随后到2006年至2010年期间,捕捞死亡率的下降似乎促进了产卵生物量的轻微恢复,随后总体呈一个平缓的趋势,随着捕捞死亡率的波动性上升,产卵生物量有轻微的下降趋势(图6a)。对比模型S3的 F/F_{MSY} 轨迹预测(图7b)形状与S8相似,但 F/F_{MSY} 在近几年大于1,处于捕捞型过度捕捞状态,对比模型S3的 B/B_{MSY} 轨迹预测形状与S8相似,但 B/B_{MSY} 在近几年小于1,处于资源型过度捕捞状态。

表8 印度洋剑鱼JABBA-Select基础方案S8和JABBA对比方案S3管理参考点及部分参数估计值(包含95%置信区间)

Tab.8 Parameter estimates and reference points for Indian Ocean Swordfish in JABBA-Select base case S8 and JABBA comparative case S3(including 95% confidence intervals)

方案 Case	参数和参考点 Parameter and reference point	均值	百分位数 2.5%	百分位数 97.5%
		Mean		
基础方案 S8 (JABBA-Select)	$S_{\text{SB}0}/(10^4 \text{t})$	38.33	28.42	53.46
	m	0.50	0.34	0.74
	r	0.17	0.07	0.42
	F_{MSY}	0.34	0.19	0.57
	$S_{\text{SBMSY}}/(10^4 \text{t})$	9.51	6.08	15.24
	$\text{MSY}/(10^4 \text{t})$	3.17	2.66	3.96
对比方案 S3 (JABBA) Comparative case (JABBA)	$S_{\text{SB}2018}/S_{\text{SBMSY}}$	1.66	1.14	2.38
	F_{2018}/F_{MSY}	0.59	0.04	0.96
	$K/10^4 \text{t}$	27.72	19.13	41.56
	m	1.18	1.18	1.18
	r	0.30	0.19	0.47
	F_{MSY}	0.25	0.16	0.39
$B_{\text{MSY}}/(10^4 \text{t})$	$B_{\text{MSY}}/(10^4 \text{t})$	11.08	7.66	16.63
	$\text{MSY}/(10^4 \text{t})$	2.82	2.45	3.22
	B_{2018}/B_{MSY}	0.81	0.54	1.21
	F_{2018}/F_{MSY}	1.37	0.81	2.06

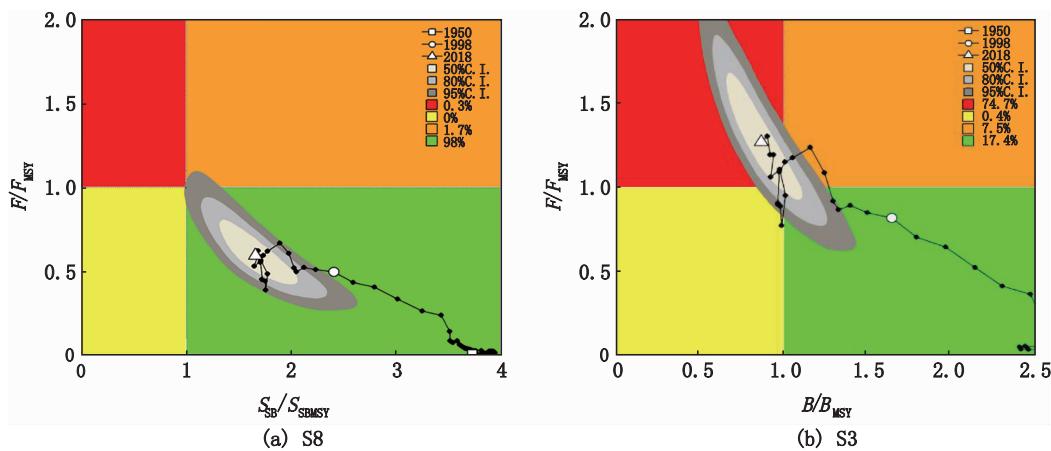
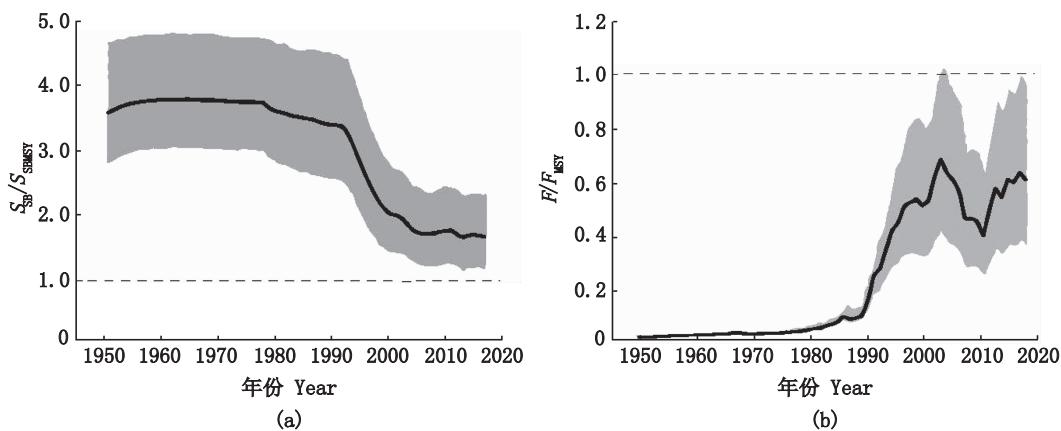


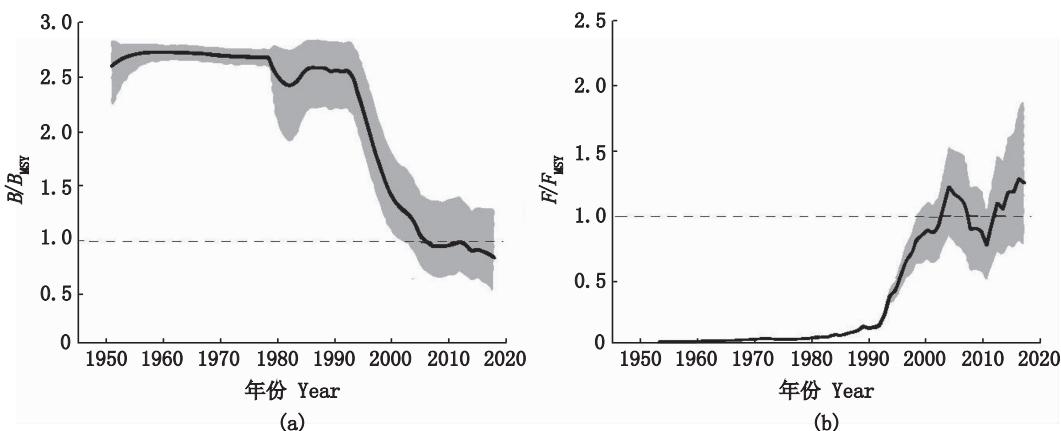
图 5 1950—2018 年印度洋剑鱼资源状态判断 Kobe 图

Fig.5 Kobeplot of the assessment of stock status for Indian ocean swordfish from 1950 to 2018



灰色部分表示 95% 置信区间。

Grey shadings indicates 95% confidence interval.

图 6 1950—2018 年印度洋剑鱼 F/F_{MSY} 和 S_{SB}/S_{SBMSY} 趋势(基础模型 S8)Fig.6 F/F_{MSY} and S_{SB}/S_{SBMSY} of Indian Ocean swordfish from 1950 to 2018 (base case S8)

灰色部分表示 95% 置信区间。

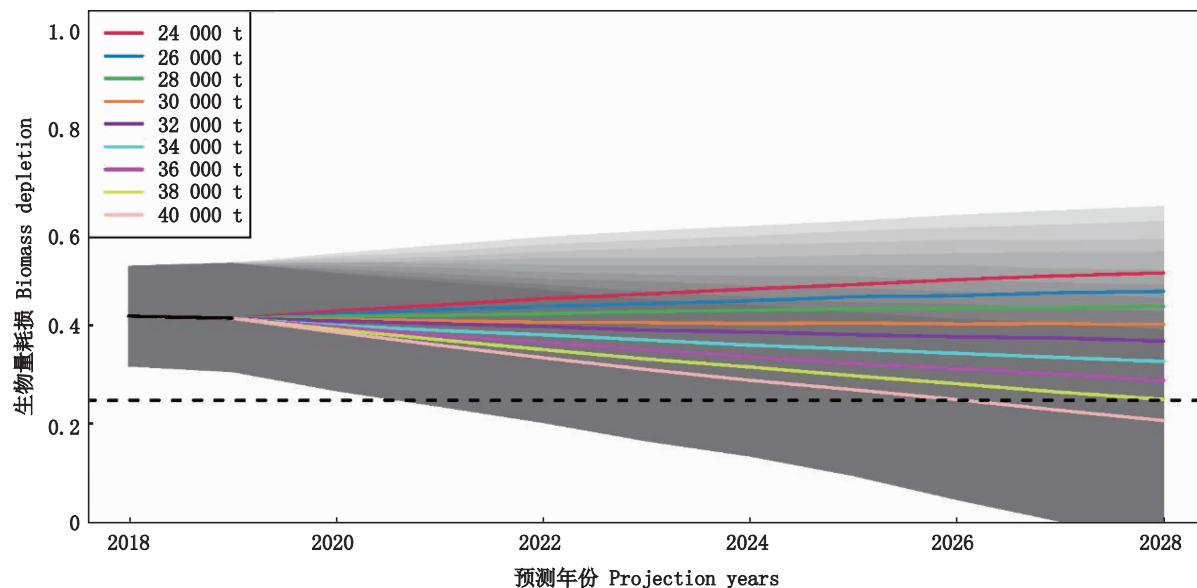
Grey shadings indicates 95% confidence interval.

图 7 1950—2018 年印度洋剑鱼 F/F_{MSY} 和 B/B_{MSY} 趋势(对比模型 S3)Fig.7 F/F_{MSY} and B/B_{MSY} of Indian Ocean swordfish from 1950 to 2018 (comparative case S3)

2.4 管理与预测

根据基础模型 S8，在不同 TAC 水平下对未来 10 年（2019—2028）的资源状况进行预测（图

8）。当 TAC 设置为 3.60 万 t 时，印度洋剑鱼的资源在 2028 年仍处于健康状态，当 TAC 设置小于 3.00 万 t 时，印度洋剑鱼的资源量得到提升。



虚线表示 $S_{\text{BMSY}}/S_{\text{BO}}$ 灰色阴影部分表示 95% 置信区间。

The dashed line denotes $S_{\text{BMSY}}/S_{\text{BO}}$ grey shade indicates the 95% confidence interval.

图 8 根据基础方案 S8 在不同捕捞水平下对印度洋剑鱼的生物量耗损预测

Fig.8 Projections of biomass depletion based on the base case S8 for Indian Ocean swordfish for various levels of catch

3 讨论

3.1 回顾性与敏感性分析

回顾性误差在评估中比较普遍，若存在回顾性问题，则表明本次评估的过程中存在数据或模型假设问题^[25]。本次研究基础方案模型的资源量回顾性分析的 ρ 值为 0.06，表明随着数据时间序列的增加，资源量估计值偏低。 ρ 值范围为 $-0.15 \sim 0.20$ ，表明模型不存在明显的回顾性误差，评估结果较可靠。 ρ 值较低可能是因为基于贝叶斯方法的剩余产量模型提供了充足且合理的先验信息，且加入了过程误差和观测误差，从而降低了系统性偏差。

后验概率的分布受数据和先验概率分布的影响^[6]。本文给予参数 r 两种不同的先验分布，对比结果表明参数 r 、 F_{MSY} 、 B_{2018}/B_{MSY} 、 F_{2018}/F_{MSY} 的后验概率分布均值无明显变化， K 的后验概率分布均值略有下降，但不明显。同时，在应用

同一个剩余产量函数时，模型后验分布估计了较大的 r 时，则会对应估计较小的 K ；估计较小的 r 时，则会对应估计较大的 K ，这表明 r 与 K 之间存在负相关，该情况与贝叶斯剩余产量模型的其他相关研究结果相似^[1]。

分析两组不同的 CPUE 数据对评估结果的影响，发现参数 r 、 F_{MSY} 的后验概率分布均值无明显变化，在选择相对丰度指数 JPLL、SALL、PORLL 和 TWLL 时， K 、 B_{2018}/B_{MSY} 、 F_{2018}/F_{MSY} 的后验概率分布均值都有所上升，这表明 CPUE 时间序列对评估结果的影响很大。

3.2 资源状态分析与预测

自 20 世纪 90 年代末，随着作业方式以及作业船队的变化，印度洋剑鱼的渔获量大幅增加，需要开展常规性评估并制定管理策略。WPB 工作组于 2000 年召开了第一届关于旗鱼资源量的会议，总结了印度洋剑鱼的生物学信息、资源状况、研究建议^[27-29]。近年来，多种方法被应用于

印度洋剑鱼资源评估^[1,2,23,30-31],这些评估结果都表明资源量在下降,但目前为止,印度洋剑鱼的资源状况良好,未处于资源型过度捕捞(overfished)和捕捞型过度捕捞(overfishing)状态,这与本研究评估使用基础模型(S8)的结果一致。

应用 JABBA 和 JABBA-Select,结合 IOTC 秘书处公开数据,评估了 1950—2018 年印度洋剑鱼的资源状况。基础方案 S8 表明当前种群处于健康状态,既没有资源型过度捕捞,也没有捕捞型过度捕捞。印度洋剑鱼的 MSY 估值为 3.17 万 t, S_{SB2018}/S_{SBMSY} 的估值为 1.66, F_{2018}/F_{MSY} 的估值为 0.59。与 PARKER^[2] 基于 JABBA 的研究结果相比,研究结果对生物学参考点计的估计更为接近 DAN^[23] 基于 Stocksynthesis 的研究结果,这表明相比 JABBA, JABBA-Select 结合了捕捞选择性和种群的生活史信息,对种群资源状况的判断可能更准确。

基于 JABBA 的对比方案 S3 对 MSY 的估值为 2.83 万 t, B_{2018}/B_{MSY} 的估值为 0.86, F/F_{MSY} 的估值为 1.27,认为印度洋剑鱼资源既处于资源型过度捕捞,也处于捕捞型过度捕捞。S3 的结果与大多数评估模型的结果相差较大,这可能是因为中国台湾省的延绳钓船队与其他 3 支船队的捕捞选择性存在差异,TWLL 在标准化过程中缺乏 200 cm 以上体长组,不能很好地说明大个体资源状况^[9]。而 JABBA-Select 能很好地解释不同船队之间捕捞选择性的差异,因此基于同一组标准化 CPUE 数据,S3 与基础模型 S8 的评估结果存在较大差异。建议在今后的资源评估中,考虑捕捞选择性的影响,以此减少结果的不确定性。

2014—2018 年印度洋剑鱼的算数平均渔获量为 3.01 万 t,未来 10 年的预测表明,即使渔获增加至 3.60 万 t,截至 2028 年种群仍处于健康状态,这与 IOTC 采用 SS3 的评估结果一致^[23]。IOTC 对印度洋剑鱼设置的限制参考点为 $S_{SBLIM} = 0.4S_{SBMSY}$, $F_{LIM} = 1.40F_{MSY}$,考虑到剩余产量模型存在一定的缺陷以及存在渔获量数据失真等问题,本文的评估结果仅可作为一个短期参考^[32]。因此建议将渔获量控制在 3.60 万 t 之下,以维持资源的可持续利用。

3.3 模型讨论

渔业资源评估是渔业管理的主要手段。研

究表明,多数鱼种存在数据缺乏的问题^[33],在此大背景下,剩余产量模型得到了很好的应用^[34-35]。JABBA 和 JABBA-Select 模型作为剩余产量模型的代表,虽然无法取代传统的资源评估模型,但包括我国近海在内的多数鱼种数据收集困难,此类模型能得到很好的应用,从而制定短期的捕捞策略^[36]。这两个模型除了继承剩余产量模型数据要求低的特点外,还能通过合理的先验信息来降低模型的不确定性,通过贝叶斯方法将经验信息用起来,可以得到比传统分析法更为准确的后验分布^[37]。在评估过程中估计了过程误差和观测误差,提高了模型的精确度,且通过马尔可夫链蒙特卡罗(markov chain montecarlo, MCMC)方法,解决了后验分布复杂而不能直接对状态向量和各个参数进行估计的难题^[38]。

在国内,田志盼^[39] 应用 JABBA 评估了大西洋黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)资源状况,并分析了渔获量误差对评估结果的影响。赵蓬蓬^[40] 应用 JABBA 评估了印度洋大眼金枪鱼(*Thunnus obesus*)资源状况,并分析了渔船效应对评估结果的影响。国际上,JABBA 也已应用在多个鱼种的资源状况评估^[6-7],模型较为受欢迎。KERWATH^[41] 应用 JABBA-Select 评估了南非西南海岸的杖蛇鲭(*Thyrsites atun*)资源状况。WINKER^[8] 应用 JABBA-Select 评估了无味白姑鱼(*Argyrosomus inodorus*)资源状况,国内尚未有 JABBA-Select 模型的应用。综上所述,JABBA 和 JABBA-Select 有着良好的应用前景。

注意到 S3 与 S8 的对于 r 的估算相差较大,这可能与两种模型对参数 r 的定义存在一定的差异有关。因模型自身的差异,JABBA-Select 估算的是产卵生物量 S_{SB} ,JABBA 估算的是生物量 B 。两个模型对 MSY 的估计差异不大。本研究建议应用 JABBA 时,应优先考虑捕捞选择性差异不大的船队生产数据。同时,在数据适度且能满足 JABBA-Select 时, JABBA-Select 的表现优于 JABBA。

3.4 不足与展望

注意到 JABBA 模型采用的参数 r 的先验分布是基于其它洋区的研究结果,虽然本研究对参数 r 的先验分布做了敏感性测试,但对后验分布的影响不大。建议后续采用种群统计学^[42-43] 估算印度洋剑鱼的参数 r ,从而选择容错性更高或

更合理的先验分布。

JABBA-Select 模型尚未完全测试,但相对于其他剩余产量模型,数据适度的情况下,甚至能达到年龄结构模型的评估效果^[8]。但是,相对于传统剩余产量模型,JABBA-Select 对数据要求较高,例如对陡度参数 h 的估算。鉴于大多数鱼种存在数据缺乏的问题,难以直接估算陡度信息,许多鱼类的陡度参数先验信息可以参考类似鱼种。

此外,未考虑渔获量数据误报、CPUE 时间序列冲突等问题。下一步的研究应考虑这些因素对评估结果的影响。从数据使用的角度,JABBA-Select 模式仍属于数据缺乏的资源评估方法,这类方法在很多渔业(包括我国近海的渔业)中也具有广泛的应用价值。

参考文献:

- [1] WINKER H. JABBA: just another Bayesian biomass assessment for Indian Ocean swordfish [R]. IOTC-2017-WPB15-INF02_Rev1, Rome: FAO, 2017.
- [2] PARKER D. Preliminary stock assessment of Indian Ocean swordfish (*Xiphias gladius*) using the Bayesian state-space surplus production model JABBA [R]. IOTC-2020-WPB18-18, Rome: FAO, 2020.
- [3] WINKER H, CARVALHO F, KAPUR M. JABBA: just another Bayesian biomass assessment [J]. Fisheries Research, 2018, 204: 275-288.
- [4] 张魁,陈作志.应用贝叶斯状态空间建模对东海带鱼的资源评估[J].中国水产科学,2015,22(5):1015-1026.
ZHANG K, CHEN Z Z. Using Bayesian state-space modelling to assess *Trichiurus japonicus* stock in the East China Sea[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2015, 22(5): 1015-1026.
- [5] 李纲,陈新军,官文江.基于贝叶斯方法的东、黄海鲐资源评估及管理策略风险分析[J].水产学报,2010,34(5):740-750.
- LI G, CHEN X J, GUAN W J, et al. Stock assessment and risk analysis of management strategies for *Scomber japonicus* in the East China Sea and Yellow Sea using a Bayesian approach [J]. Journal of Fisheries of China, 2010, 34(5): 740-750.
- [6] MOURATO B, WINKER H, CARVALHO F, et al. Stock assessment of Atlantic blue marlin (*Makaira nigricans*) using a Bayesian state-space surplus production model JABBA [J]. Collect VolSci Pap ICCAT, 2018, 75(5): 1003-1025.
- [7] WINKER H, MOURATO B, PARKER D, et al. Preliminary stock assessment of South Atlantic albacore tuna (*Thunnus alalunga*) using the Bayesian state-space surplus production model JABBA [J]. Collect VolSci Pap ICCAT, 2020, 77(7): 352-376.
- [8] WINKER H, CARVALHO F, THORSON J T, et al. JABBA-Select: incorporating life history and fisheries' selectivity into surplus production models [J]. Fisheries Research, 2020, 222: 105355.
- [9] IOTC Secretariat. Report of the 18th session of the IOTC working party on billfish [R]. Rome: FAO, 2020.
- [10] WANG S P. CPUE standardization of swordfish (*Xiphias gladius*) caught by Taiwanese large scale longline fishery in the Indian Ocean [R]. IOTC-2020-WPB18-15-Rev1, Rome: FAO, 2020.
- [11] IOTC Secretariat. Report of the 15th session of the IOTC working party on billfish [R]. Rome: FAO, 2027.
- [12] TAKI K, IJIMA H, SEMBA Y. Japanese longline CPUE standardization (1979 – 2018) for swordfish (*Xiphias gladius*) in the Indian Ocean using zero-inflated Bayesian hierarchical spatial model [R]. IOTC-2020-WPB18-14, Rome: FAO, 2020.
- [13] IJIMA H. CPUE standardization of the Indian Ocean swordfish (*Xiphias gladius*) by Japanese longline fisheries: using negative binomial GLMM and zero inflated negative binomial GLMM to consider vessel effect [R]. IOTC-2017-WPB15-19, Rome: FAO, 2017.
- [14] PARKER D, KERWATHS E. Standardized catch per unit effort of swordfish (*Xiphias gladius*) for the South African longline fishery [R]. IOTC-2020-WPB18-13, 2020.
- [15] COELHO R, ROSA D. Update of the swordfish catch, effort and standardized CPUEs by the Portuguese pelagic longline fleet operating in the Indian ocean, between 1998 and 2018 [R]. IOTC-2020-WPB18-11, Rome: FAO, 2020.
- [16] THORSON J T, COPE J M, BRANCH T A, et al. Spawning biomass reference points for exploited marine fishes, incorporating taxonomic and body size information [J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2012, 69(9): 1556-1568.
- [17] BRODZIAK J, ISHIMURA G. Development of Bayesian production models for assessing the North Pacific swordfish population [J]. Fisheries Science, 2011, 77(1): 23-34.
- [18] HUYNH Q C, BECKENSTEINER J, CARLETON L M, et al. Comparative performance of three length-based mortality estimators [J]. Marine and Coastal Fisheries, 2018, 10(3): 298-313.
- [19] 王玉.剩余产量模型的研究[D].青岛:中国海洋大学,2013.
WANG Y. Study of the surplus production models [D]. Qingdao: Ocean University of China, 2013.
- [20] PRAGER M H. A suite of extensions to a nonequilibrium surplus-production model [J]. Fishery Bulletin, 1994, 92(2): 374-389.
- [21] MCALLISTER M K. A generalized Bayesian surplus production stock assessment software (BSP2) [J]. Collect VolSci Pap ICCAT, 2014, 70(4): 1725-1757.
- [22] FARLEY J, CLEAR N, KOLODY D, et al. Determination of

- swordfish growth and maturity relevant to the southwest Pacific stock [R]. Hobart: CSIRO Oceans & Atmosphere, 2016.
- [23] FU D. Preliminary Indian Ocean swordfish stock assessment 1950–2018 (stock synthesis) [R]. IOTC-2020-WPB18-16, Rome: FAO, 2020.
- [24] DAVIES N, PILLING G, HARLEY S, et al. Stock assessment of swordfish (*Xiphias gladius*) in the southwest Pacific Ocean [R]. ISC/14/PLENARY/INFO/05, 2014.
- [25] 官文江, 高峰, 雷林, 等. 渔业资源评估中的回顾性问题 [J]. 上海海洋大学学报, 2012, 21(5): 841-847.
- GUAN W J, GAO F, LEI L, et al. Retrospective problem in fishery stock assessment [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2012, 21(5): 841-847.
- [26] MOHN R. The retrospective problem in sequential population analysis: an investigation using cod fishery and simulated data [J]. ICES Journal of Marine Science, 1999, 56 (4): 473-488.
- [27] WARD P, ELSCOT S. Broadbill swordfish: status of world fisheries [C]//IOTC Proceedings. Canberra: Bureau of Rural Sciences, 2000: 208-213.
- [28] YOKAWA K, SHONO H. Preliminary stock assessment of swordfish (*Xiphias gladius*) in the Indian Ocean [C]//IOTC Proceedings. Canberra: Bureau of Rural Sciences, 2000: 154-163.
- [29] POISSON F, TAQUET M. French swordfish longline fishery in South West Indian Ocean: preliminary results from the PPR Program [C]//IOTC Proceedings. Canberra: Bureau of Rural Sciences, 2000: 169-201.
- [30] WANG S P. Stock assessment of swordfish (*Xiphias gladius*) in the Indian Ocean using A Stock-Production Model Incorporating Covariates (ASPIC) [R]. IOTC-2017-WPB15-21, Rome: FAO, 2017.
- [31] IOTC Secretariat. An age-, sex- and spatially-structured stock assessment of the Indian ocean swordfish fishery 1950–2015, using stock synthesis [R]. IOTC-2017-WPB15-20_Rev1, Rome: FAO, 2017.
- [32] CARRUTHERS T R, PUNT A E, WALTERS C J, et al. Evaluating methods for setting catch limits in data-limited fisheries [J]. Fisheries Research, 2014, 153: 48-68.
- [33] 耿喆, 朱江峰, 夏萌, 等. 数据缺乏条件下的渔业资源评估方法研究进展 [J]. 海洋湖沼通报, 2018, 40 (5): 130-137.
- GENG Z, ZHU J F, XIA M, et al. Research progress in fishery stock assessment using Data-poor/limited methods [J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2018, 40 (5): 130-137.
- [34] 倪建峰, 刘群. 剩余产量模型在不同渔业中的应用 [J]. 海洋湖沼通报, 2004, 26(1): 60-67.
- NI J F, LIU Q. Performances of surplus production models in different fishing scenarios [J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2004, 26(1): 60-67.
- [35] 张魁, 陈作志, 黄梓荣, 等. 时滞差分模型与剩余产量模型的应用比较——以南大西洋长鳍金枪鱼为例 [J]. 南方水产科学, 2015, 11(3): 1-6.
- ZHANG K, CHEN Z Z, HUANG Z R, et al. Comparison of delay difference model and surplus production model applied to albacore (*Thunnus alalunga*) in the South Atlantic Ocean [J]. South China Fisheries Science, 2015, 11(3): 1-6.
- [36] COSTELLO C, OVANDO D, HILBORN R, et al. Status and solutions for the world's unassessed fisheries [J]. Science, 2012, 338(6106): 517-520.
- [37] MEYER R, MILLAR R B. BUGS in Bayesian stock assessments [J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 1999, 56(6): 1078-1087.
- [38] BUCKLAND S T, NEWMAN K B, THOMAS L, et al. State-space models for the dynamics of wild animal populations [J]. Ecological Modelling, 2004, 171(1/2): 157-175.
- [39] 田志盼, 田思泉, 戴黎斌, 等. 基于贝叶斯状态空间产量模型的大西洋黄鳍金枪鱼资源评估 [J]. 海洋学报, 2021, 43(2): 67-77.
- TIAN Z P, TIAN S Q, DAI L B, et al. Stock assessment for Atlantic yellowfin tuna based on Bayesian state-space production model [J]. Haiyang Xuebao, 2021, 43 (2): 67-77.
- [40] 赵蓬蓬, 田思泉, 麻秋云, 等. 应用贝叶斯状态空间剩余产量模型框架评估印度洋大眼金枪鱼的资源状况 [J]. 中国水产科学, 2020, 27(5): 579-588.
- ZHAO P P, TIAN S Q, MA Q Y, et al. Stock assessment for bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean using JABBA [J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2020, 27 (5): 579-588.
- [41] KERWATH S, PARKER D, ATTWOOD C, et al. The 2017 assessment of Snoek (*Thrysitesatun*) for the South African linefishery [J]. FISHERIES/LSWG/2017/06. Cape Town, South Africa: Department of Agriculture, Forestry and Fisheries, 2017.
- [42] MCALLISTER M K, PIKITCH E K, BABCOCK E A. Using demographic methods to construct Bayesian priors for the intrinsic rate of increase in the Schaefer model and implications for stock rebuilding [J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2001, 58(9): 1871-1890.
- [43] GENG Z, PUNT A E, WANG Y, et al. On the dangers of including demographic analysis in Bayesian surplus production models: a case study for Indian Ocean blue shark [J]. Fisheries Research, 2020, 230: 105636.

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

JIANG Juntao^{1,2}, ZHU Jiangfeng^{1,2,3,4}, GENG Zhe^{1,2,3,4}

(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; 3. Key Laboratory of Oceanic Fisheries Exploration, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai 201306, China; 4. National Engineering Research Center for Oceanic Fisheries, Shanghai 201306, China)

Abstract: Swordfish (*Xiphias gladius*) is a large swordfish species with high economic value, which is at the upper end of the food chain. It is important to assess its resources and develop management strategies for sustainable resource use and ecosystem conservation. In this study, we assessed the resource status of Indian Ocean swordfish based on the JABBA (Bayesian biomass assessment) and its extended version JABBA-Select, and compared and analyzed the effects of CPUE data and fishing selectivity on the assessment results. The results showed that when the data could satisfy the JABBA-Select model, the JABBA-Select model performed better than the JABBA model in stock assessment because it considers fishing selectivity and life history information. The Maximum Sustainable Yield (MSY) of the Indian Ocean swordfish resource in 2018 was estimated at 31 700 t, which was higher than the current catch of 30 100 t, with a 98% probability of being in a healthy state. The assessment results were less sensitive to the prior distribution of parameter r , and there was a negative correlation between the posterior distribution of parameter r and K . There was no significant retrospective problem in the proposed model. The projection analysis shows that the resource remains neither overfished nor overfishing until 2028 when the TAC is kept below 36 000 t.

Key words: Indian Ocean; swordfish; stock assessment; surplus production model; fishing selectivity