

DOI: 10.3724/SP.J.1118.2018.17280

应用贝叶斯生物量动态模型评估印度洋黄鳍金枪鱼资源

官文江^{1,2}, 朱江峰^{1,2}, 田思泉^{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省部共建教育部重点实验室, 上海 201306

摘要: 利用贝叶斯生物量动态模型对印度洋黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)资源进行了评估, 并分析了不同标准化单位捕捞努力渔获量(catch per unit effort, CPUE)、内禀增长率(r)先验分布对评估结果的影响。结果表明: (1)模型能较好拟合日本延绳钓渔业的标准化 CPUE, 但对台湾延绳钓渔业的标准化 CPUE 拟合较差; 当模型单独使用日本标准化 CPUE 时, 评估结果显示印度洋黄鳍金枪鱼被过度捕捞; 若模型单独使用中国台湾标准化 CPUE, 则结果相反, 显示印度洋黄鳍金枪鱼未被过度捕捞; 而当同时使用两个标准化 CPUE 时, 日本标准化 CPUE 数据获得更大估计权重, 因此, 评估结果与单独使用日本标准化 CPUE 的结果类似。(2)当 r 采用无信息先验时, r 估计偏小, 而环境容纳量(K)估计则偏大, 参数估计不合理; 当 r 采用信息先验时, r 与 K 的后验分布估计相对合理; 由于 r 与 K 存在显著的负相关关系, 生物量动态模型难于同时有效估计这两个参数, 特别是在数据质量较差情况下, 因而采用信息先验能提高生物量动态模型参数估计的质量。(3)本研究利用偏差信息准则(Deviance Information Criterion, DIC)与均方误差(Mean Square Error, MSE)统计量对模型进行了比较, 并选择模型 S8 用于评价印度洋黄鳍金枪鱼的资源状态。评估结果认为印度洋黄鳍金枪鱼被过度捕捞, 既存在捕捞型过度捕捞, 也存在资源型过度捕捞, 这与资源合成(Stock synthesis version 3, SS3)等模型的评价结果一致。

关键词: 印度洋; 黄鳍金枪鱼; 贝叶斯; 生物量动态模型; 资源评估

中图分类号: S932

文献标志码: A

文章编号: 1005-8737-(2018)03-0621-11

印度洋黄鳍金枪鱼(*Thunnus albacares*)主要分布于阿拉伯海、非洲东部沿海及外海、孟加拉湾及印度尼西亚群岛西部海域^[1], 被工业型渔业(industrial fisheries)与生计型渔业(artisanal fisheries)所利用, 近年, 两者各约占 50%^[2]。工业型渔业主要有法国、西班牙的围网渔业, 印度尼西亚、中国台湾的冰鲜延绳钓渔业, 以及日本、中国台湾、韩国的超低温延绳钓渔业。生计型渔业主要包括马尔代夫、印度等国的手钓、竿钓渔业, 伊朗、斯里兰卡等国的刺网渔业等^[2]。随捕捞强度的增大, 印度洋黄鳍金枪鱼的资源状况越来越受到国际组织的关注^[1]。我国学者从食性^[3]、渔场及其与海洋环境的关系^[4-5]、资源评估^[1]等方面对印

度洋黄鳍金枪鱼进行了深入研究。

印度洋黄鳍金枪鱼渔业数据的收集始于 1950 年, 但数据存在一定的质量问题, 如体长组成数据存在缺失、样本数较小或采样方法变化等问题^[2, 6]。印度洋黄鳍金枪鱼资源丰度指数数据主要为日本和中国台湾延绳钓渔业的标准化单位捕捞努力渔获量(catch per unit effort, CPUE)数据, 这些数据也受捕捞位置及目标鱼种变化等因素的影响而存在较大的不确定性^[2]。

尽管资源合成(Stock Synthesis version 3, SS3)模型^[7]用于确定当前印度洋黄鳍金枪鱼的资源状态, 但受渔业数据质量、关键参数设置缺少可靠研究支持等因素的影响, 其评估结果仍受到质疑^[2]。

收稿日期: 2017-04-22; 修订日期: 2017-08-27.

基金项目: 国家自然科学基金联合基金重点项目(U1609202); 大洋渔业资源可持续开发省部共建教育部重点实验室开放基金项目(A1-0203-00-2009-2).

作者简介: 官文江(1974-), 男, 副教授, 从事渔业资源评估研究. E-mail: wjguan@shou.edu.cn

由于不同评估模型的假设及数据需求各不相同,而模型的评估效果往往取决于模型所需的假设及数据被满足的程度^[8]。因此,采用多种模型对印度洋黄鳍金枪鱼资源进行评估,并比较多种模型的评估结果,将使印度洋黄鳍金枪鱼的评估与管理更科学^[1]。为此,本研究尝试采用贝叶斯生物量动态模型(Bayesian biomass dynamic model, BBDM)^[9]对印度洋黄鳍金枪鱼进行资源评估。选择生物量动态模型可避免使用有问题的年龄或体长组成数据,减少不确定的参数或假设,而采用贝叶斯方法估计参数,则可利用先验信息降低参数估计的不确定性以提高资源评估结果的质量。本研究将丰富印度洋黄鳍金枪鱼的资源评估方法,为印度洋黄鳍金枪鱼的科学管理提供参考依据。

1 材料与方法

1.1 渔获量与标准化 CPUE 数据

渔获量与标准化 CPUE 数据来自印度洋金枪鱼委员会(Indian Ocean Tuna Commission, IOTC)网站(<http://www.iotc.org/meetings/17th-working-party-tropical-tunas-wptt17>)。渔获量数据时间跨度为 1950—2014 年。标准化 CPUE 数据分别来自日本延绳钓渔业^[10]与中国台湾延绳钓渔业^[11]。中国台湾延绳钓渔业的标准 CPUE 数据时间跨度为 1980—2012 年。尽管日本延绳钓渔业的标准 CPUE 数据时间跨度为 1963—2014 年,但由于 1963—1971 年的 CPUE 大幅高于 20 世纪 70 年代后期的 CPUE,而 20 世纪 80 年代以前渔获量均较低,因此认为 1963—1971 年的 CPUE 不能反映实际情况,因此该时段的 CPUE 被舍弃^[6]。

为更好设置先验分布并提高计算稳定性,对渔获量与标准化 CPUE 数据进行归一化处理,即:

$$Y_t = \frac{C_t}{C_{\text{Max}}} \quad (1)$$

$$I_t = \frac{\text{CPUE}_t}{\text{CPUE}_{\text{Max}}} \quad (2)$$

式中, C_t 为 t 年的渔获量, C_{Max} 为最大渔获量, Y_t 为归一化产量, CPUE_t 为 t 年的标准化 CPUE, CPUE_{Max} 为最大标准化 CPUE, I_t 为归一化资源指数。

1.2 生物量动态模型

Fox 形式的生物量动态模型如下^[9]:

$$B_{t+\Delta t} = e^{\{P - e^{-r\Delta t} [P - r \ln(B_t)]\}/r} \quad (3)$$

$$P = r \ln(K) - F_t \quad (4)$$

$$F_t = \frac{Y_t}{\bar{B}_t} \quad (5)$$

$$\bar{B}_t = \int_0^{\Delta t} B_{t+x} dx \quad (6)$$

式中, r 为内禀增长率, K 为环境容纳量, F_t 为 t 年的捕捞死亡系数, B_t 为 t 年的生物量, $B_{t+\Delta t}$ 为 $t+\Delta t$ 年的生物量, Δt 通常设为 1, 即 1 年, Y_t 为 t 年的渔获量。若已知 r , K , Y_t 及起始年(即 1950 年)生物量(B_s), 则 F_t 与 B_t 可通过式(3)~式(6)迭代算出。

为估计参数, 假设归一化资源指数(I_t)与无法直接观察的状态变量 $\bar{B}_t$ 具有如下关系:

$$I_t | q, \bar{B}_t, \tau = q \bar{B}_t e^{\varepsilon_t} \quad (7)$$

式中, q 为捕捞系数, ε_t 为均值为 0, 精度(precision)为 τ (即方差的倒数)的正态分布随机变量, $Y|X$ 表示在给定 X 下 Y 的条件分布。

为提高参数估计质量, 对起始年生物量(B_s)重新参数化, 即:

$$B_s = B_0 K \quad (8)$$

式中, B_0 为起始年生物量与环境容纳量的比值, 该值小于 1, 大于 0。

当采用 Fox 形式的生物量动态模型时, 最大可持续产量(maximum sustainable yield, MSY)及最大可持续产量下的捕捞死亡系数(F_{MSY})与生物量(B_{MSY})可由式(9)、(10)及(11)计算:

$$\text{MSY} = \frac{rK}{e} \quad (9)$$

$$F_{\text{MSY}} = r \quad (10)$$

$$B_{\text{MSY}} = \frac{K}{e} \quad (11)$$

式中, e 为自然常数, r 为内禀增长率, K 为环境容纳量。

若当前捕捞死亡系数大于 F_{MSY} 时, 则出现捕捞型过度捕捞(overfishing), 而当前资源量小于 B_{MSY} 时, 则出现资源型过度捕捞(overfished)。

1.3 参数先验设置

1.3.1 q 、 τ 与 K 的先验设置

q 、 τ 与 K 均采用

无信息先验。由式(1)与式(2)可知, q 应小于 1、大于 0, 因此, 假设日本与中国台湾延绳钓渔业分别对应的捕捞系数(分别记作 q_J 与 q_T)均服从 0~1 的均匀分布, 记为 $U[0,1]$ 。假设日本与中国台湾延绳钓渔业标准化 CPUE 的精度(分别记作 τ_J 与 τ_T)均服从无信息的伽马分布, 其形状参数为 0.001, 尺度参数的倒数为 0.001, 记为 $G(0.001, 0.001)$ 。根据多年资源评估结果^[6, 12-14], 为足以覆盖 K 的合理范围, 本研究假设 K 的最小值为最大渔获量 (5.29×10^5 t) 的 2 倍(即 1.06×10^6 t), 最大值为最大渔获量的 32 倍(即 1.69×10^7 t)。因此, 假设被最大渔获量归一化后的 K (记作 K^*)服从 2~32 的均匀分布, 记为 $U[2, 32]$ 。

1.3.2 B_0 的先验设置 由于 B_0 应小于 1.0, 同时由于 1950 年以前, 捕捞量极小, 因此, 1950 年的生物量应该比较接近 K , 为足以覆盖 B_0 值的合理范围, 本研究假设 B_0 的最小值为 0.1。因此, 假设 B_0 服从 0.1~1.0 的无信息均匀分布, 记为 $U[0.1, 1.0]$ 。

1.3.3 r 的先验设置 r 的先验设置分 3 种情况: (1)使用无信息均匀分布, 即假设 r 服从 0.05~1.5 的均匀分布, 记作 $U[0.05, 1.5]$; (2)根据 Carruthers

等^[15]的结果, 假设 r 服从中值与变异系数分别为 0.48 与 0.20 的对数正态分布, 记为 LM (0.48, 0.20); (3)假设 r 服从对数正态分布, 记为 LM, 其中值与变异系数, 利用种群统计学方法 (demographic method)^[16-17]求取。

利用种群统计学方法求取 r 的相关方程及步骤可参见文献[9], 方程中的相关参数设置如下: 最大年龄设为 15, 体重与体长关系中的生长条件因子(c)与幂指数系数(b)分别设为 1.89×10^{-5} 与 3.0195 ^[13]; 由于黄鳍金枪鱼的陡度(h)取值一般为 0.7、0.8 及 0.9^[6], 因此假设 h 服从 beta 分布, 其均值为 0.8, 标准差为 0.05, 性成熟概率^[14]、自然死亡系数^[6]、每一年龄下的平均体长及其标准差^[18]见表 1。

1.4 评估模型及参数估计

根据标准化 CPUE 数据、参数先验设置的不同, 可得 9 个评估模型, 分别记为 S1~S9, 见表 2。

基于贝叶斯方法的参数估计采用 WinBUGS-14^[19]软件实现, 具体代码参见文献[20], 模型收敛诊断采用 Gelman-Rubin 统计量, 并以 1.1 为阈值^[21]。

若参数后验分布估计合理, 则当 CPUE 数据相同时, 采用偏差信息准则(deviance information

表 1 性成熟概率、自然死亡系数与平均体长及其标准差的取值
Tab. 1 Values of parameters for maturity probability, natural mortality, mean length and standard deviation of length

年龄 age	性成熟概率 maturity probability	自然死亡系数(低) natural mortality (low)	自然死亡系数(高) natural mortality (high)	平均体长 mean length	体长标准差 standard deviation of mean length
0	0.0000	0.7040	1.1872	35.0000	7.5310
1	0.0000	0.3200	0.5396	53.0000	9.3233
2	0.5000	0.3200	0.5396	87.0000	10.6596
3	1.0000	0.4560	0.7692	119.0000	11.5941
4	1.0000	0.4444	0.7492	134.0000	12.2218
5	1.0000	0.3452	0.5820	139.9762	12.6329
6	1.0000	0.3216	0.5420	144.1395	12.8978
7	1.0000	0.3204	0.5400	147.0689	13.0944
8	1.0000	0.3204	0.5400	149.9841	13.2940
9	1.0000	0.3204	0.5400	152.8993	13.4935
10	1.0000	0.3204	0.5400	155.8145	13.6930
11	1.0000	0.3204	0.5400	158.7297	13.8925
12	1.0000	0.3204	0.5400	161.6449	14.0920
13	1.0000	0.3204	0.5400	164.5601	14.2916
14	1.0000	0.3204	0.5400	167.4753	14.4911
15	1.0000	0.3204	0.5400	170.3905	14.6906

表 2 计算模型及其参数的先验设置
Tab. 2 Prior of parameters for models

模型 model	CPUE	r	q_J	q_T	τ_J	τ_T
S1	J	U(0.05, 1.5)	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)	—
S2	J	LM(0.46, 0.22)	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)	—
S3	J	LM	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)	—
S4	T	U(0.05, 1.5)	—	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)
S5	T	LM(0.46, 0.22)	—	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)
S6	T	LM	—	U(0.0, 1.0)	—	G(0.001, 0.001)
S7	J+T	U(0.05, 1.5)	U(0.0, 1.0)	U(0.0, 1.0)	G(0.001, 0.001)	G(0.001, 0.001)
S8	J+T	LM(0.46, 0.22)	U(0.0, 1.0)	U(0.0, 1.0)	G(0.001, 0.001)	G(0.001, 0.001)
S9	J+T	LM	U(0.0, 1.0)	U(0.0, 1.0)	G(0.001, 0.001)	G(0.001, 0.001)

注: LM 表示正态分布; U 表示均匀分布; G 表示伽马分布; J 代表标准化 CPUE 来自日本延绳钓渔业; T 代表标准化 CPUE 来自中国台湾; J+T 表示同时使用了日本与中国台湾的标准化 CPUE; τ_J 与 τ_T 分别是日本与中国台湾标准化 CPUE 对应的精度; q_J 与 q_T 分别是日本与中国台湾延绳钓渔业对应的捕捞系数, 由于 K^* 及 B_0 的先验分布在 9 个评估模型中均相同, 因此没有列出。

Note: LM denotes the log-normal distribution; U denotes uniform distribution; G denotes the gamma distribution. J indicates the standardized CPUE from Japan longline fisheries; T indicates the standardized CPUE from Taiwan, China longline fisheries; J+T indicates the standardized CPUEs from Taiwan, China and Japan longline fisheries; τ_J and τ_T are precision corresponding to the standardized CPUEs from Japan and Taiwan, China longline fisheries; q_J and q_T are catchability corresponding to Japan and Taiwan, China longline fisheries. Because the prior distributions of K^* and B_0 are same for all models, their prior distributions are not listed in this table.

criterion, DIC)^[22]选择模型, 当 CPUE 数据不同时, 本研究将比较均方误差(mean square error, MSE)。

2 结果与分析

2.1 内禀增长率先验分布的估计

采用种群统计学方法估计的内禀增长率 r 的先验分布与中值为 0.75、变异系数为 0.15 的对数正态分布非常吻合(图 1)。该值和 Carruthers 等^[15]的结果差异较大。

2.2 模型拟合

依 Gelman-Rubin 统计量, 所有模型均收敛。当使用日本标准化 CPUE 数据时(模型 S1-S3), 除少数年份外, 所有模型均能较好拟合该 CPUE 数据, MSE 约为 0.01(图 2、表 3)。若 r 采用无信息先验分布, r 与 K 的后验分布具有较大方差, B_0 的后验分布概率随 B_0 值的增大而有增大趋势(图 2)。若 r 采用信息先验分布(即模型 S2 与 S3), 尽管 r 的后验分布与先验分布存在较大差异, 但 r 的先验信息对参数估计影响明显, r 与 K 的后验分布区间明显变窄, 方差有较大减少(图 2、表 3); 同时, B_0 的后验分布接近均匀分布(图 2); 相对于无信息先验模型(即模型 S1), r 后验分布中值随其先验中值的增大而增大, 而 K 后验分布中值则相应减

少(表 3)。所有模型估计的 r 与 K 均呈显著的负相关关系(图 2)。3 个模型均表明印度洋黄鳍金枪鱼被过度捕捞, 即既存在捕捞型过度捕捞, 也存在资源型过度捕捞, 且随 r 先验中值的增大, 过度捕捞程度有所减弱(表 3)。

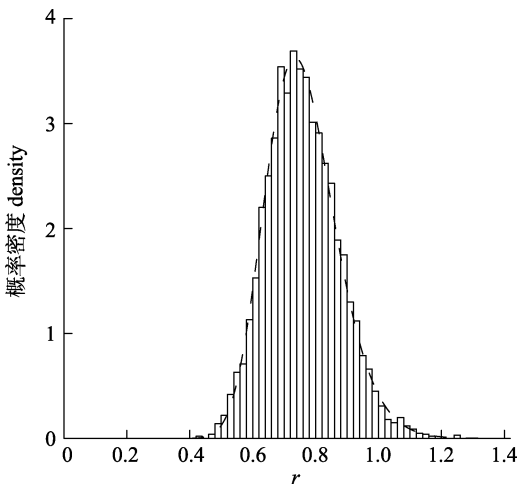


图 1 采用种群统计学方法估计的内禀增长率 r 的先验分布

虚线是中值为 0.75、变异系数为 0.15 的对数正态分布。

Fig. 1 The prior distribution of intrinsic growth rate r estimated by using demographic methods
The black dashed line is lognormal distribution with median and coefficient of variance assumed to be 0.75 and 0.15 respectively.

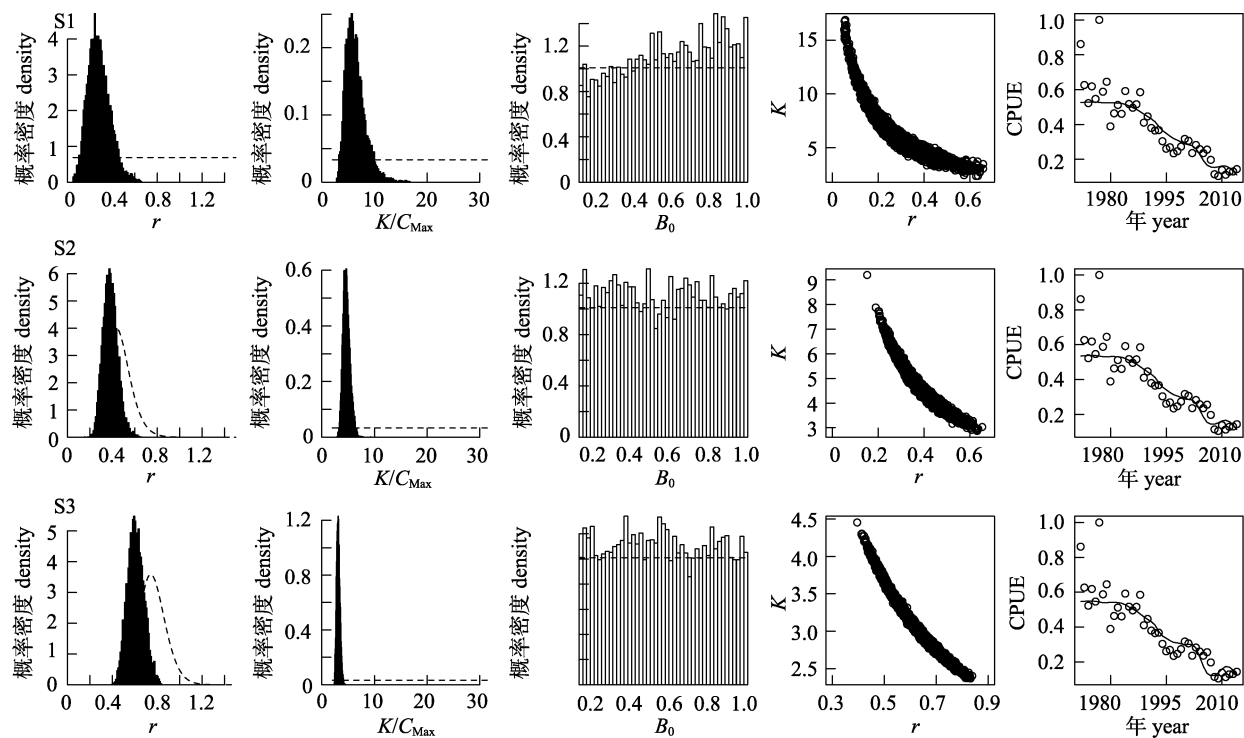


图 2 模型 S1、S2 与 S3 的拟合结果

虚线为先验分布; 实线为预测的标准化 CPUE, 散点为观测的标准化 CPUE; r 为内禀增长率, K 为环境容纳量; C_{Max} 为最大渔获量; B_0 为起始年生物量与环境容纳量的比值。

Fig. 2 The results estimated by using model S1, S2 and S3
The dashed line is the prior distribution of the parameters, the solid line is the predicted standardized CPUE and the points are the observed standardized CPUE; r is intrinsic rate of increase and K is carrying capacity; C_{Max} is the maximum catch; B_0 is the ratio of biomass in the first year to carrying capacity.

表 3 各模型估计的结果

Tab. 3 The results estimated or computed based on the models listed in table 2

模型	model	MSY(10^5 t) (80% CI)	$K(10^6$ t) (80% CI)	r (80% CI)	$F_{\text{cur}}/F_{\text{MSY}}$ (80% CI)	$B_{\text{cur}}/B_{\text{MSY}}$ (80% CI)	DIC	MSE
S1		3.22 (2.79, 3.47)	3.23 (2.29, 4.73)	0.27 (0.16, 0.41)	2.59 (2.03, 3.42)	0.60 (0.50, 0.70)	-158.56	0.01
S2		3.43 (3.29, 3.54)	2.46 (2.06, 2.97)	0.38 (0.30, 0.47)	2.34 (1.90, 2.94)	0.62 (0.53, 0.72)	-110.61	0.01
S3		3.67 (3.59, 3.75)	1.65 (1.44, 1.89)	0.61 (0.52, 0.71)	2.06 (1.65, 2.62)	0.67 (0.58, 0.78)	-108.28	0.01
S4		4.65 (3.08, 9.01)	7.23 (2.97, 12.73)	0.20 (0.07, 0.66)	0.53 (0.21, 1.00)	1.77 (1.40, 2.26)	-128.61	0.02
S5		5.62 (4.37, 10.48)	3.85 (2.68, 6.86)	0.42 (0.32, 0.55)	0.40 (0.18, 0.62)	1.94 (1.62, 2.34)	-52.64	0.02
S6		7.32 (4.94, 21.03)	2.79 (1.85, 7.85)	0.73 (0.60, 0.88)	0.28 (0.08, 0.50)	2.14 (1.78, 2.53)	-102.47	0.02
S7		3.19 (2.71, 3.47)	3.63 (2.49, 5.49)	0.24 (0.14, 0.38)	2.07 (1.56, 2.76)	0.72 (0.60, 0.88)	-165.92	(0.01, 0.05)
S8		3.45 (33.04, 35.62)	2.55 (2.13, 3.09)	0.38 (0.30, 0.45)	1.86 (1.44, 2.36)	0.74 (0.62, 0.90)	-106.64	(0.01, 0.05)
S9		3.66 (3.59, 3.74)	1.73 (1.52, 1.98)	0.58 (0.49, 0.67)	1.68 (1.27, 2.17)	0.78 (0.65, 0.97)	-98.12	(0.01, 0.05)

注: 除 MSE 与 DIC 之外, 表中的数字分别是参数的中值、10 与 90 分位值组成的 80%置信区间(80%CI); 模型 S7、S8 及 S9 对应的两个 MSE 分别依据日本与中国台湾的标准化 CPUE 所计算。
Note: The data in the table are median and 80% confidence interval (80%CI) based on 10 and 90 quantiles of the parameters except MSE and DIC; the two MSEs of model S7, S8 and S9 were respectively computed from Japan and Taiwan China standardized CPUE.

当使用中国台湾标准化 CPUE 数据时(模型 S4~S6), 模型预测的 CPUE 与该标准化 CPUE 差异较大(图 3), MSE 约为 0.02(表 3)。若 r 采用无信息先验, r 与 K 的后验分布具有明显的长尾, r 与 K 仍呈显著的负相关关系($P < 0.05$)。若 r 采用信息先验分布(模型 S5-S6), r 的后验分布与先验分布差异较小(图 3), K 的后验分布仍具有明显的长尾, r 与 K 的负相关关系进一步减弱(图 3)。相对于无信息先验模型(即 S4), r 后验分布中值随其先验分布中值的增大而增大, 而 K 后验分布中值则相应减少(表 3)。所有模型估计的 B_0 的后验分布均接近均匀分布(图 3)。模型 S4、S5 及 S6 的评估结果均较乐观, 3 个模型的结果均表明印度洋黄鳍金枪鱼没有被过度捕捞, 并且随 r 先验中值的增大, 资源状况更加健康(表 3)。

当同时使用日本与中国台湾标准化 CPUE 数据时(模型 S7~S9), 所有模型均能较好拟合日本标准化 CPUE 数据, 但对中国台湾标准化 CPUE 数据的拟合较差(图 4), 拟合日本标准化 CPUE 的

MSE 约为 0.01, 而拟合中国台湾标准化 CPUE 的 MSE 约为 0.05(表 3)。日本标准化 CPUE 数据对应的方差明显小于中国台湾标准化 CPUE 数据所对应的方差(图 4), 这说明, 日本标准化 CPUE 数据在参数估计中具有更大的权重, 因此, 模型 S7、S8 与 S9 的参数估计结果也分别与模型 S1、S2 及 S3 类似(图 1、图 5、表 3)。

2.3 模型比较与选择

从对标准化 CPUE 拟合的结果看, 模型 S1、S2、S3 及模型 S7、S8 与 S9 明显好于模型 S4、S5 与 S6(图 2、3、4 与表 3)。模型 S1 的 DIC 最小, S2 其次, 而 S3 最大, 同样, 模型 S7 的 DIC 最小, S8 其次, 而 S9 最大(表 3)。由于模型 S1 与模型 S7 的 B_0 的后验分布概率随 B_0 值增大而增大(图 2 与图 5), 这预示着 B_0 具有大于 1.0 的趋势, 因此, 估计不合理。而就模型 S2 与 S8 而言, 两个模型拟合日本标准化 CPUE 的效果类似(MSE 相等, 见表 3), 但模型 S8 同时利用了两个标准化 CPUE 的信息, 因此本研究选择模型 S8 用于确定印度洋黄

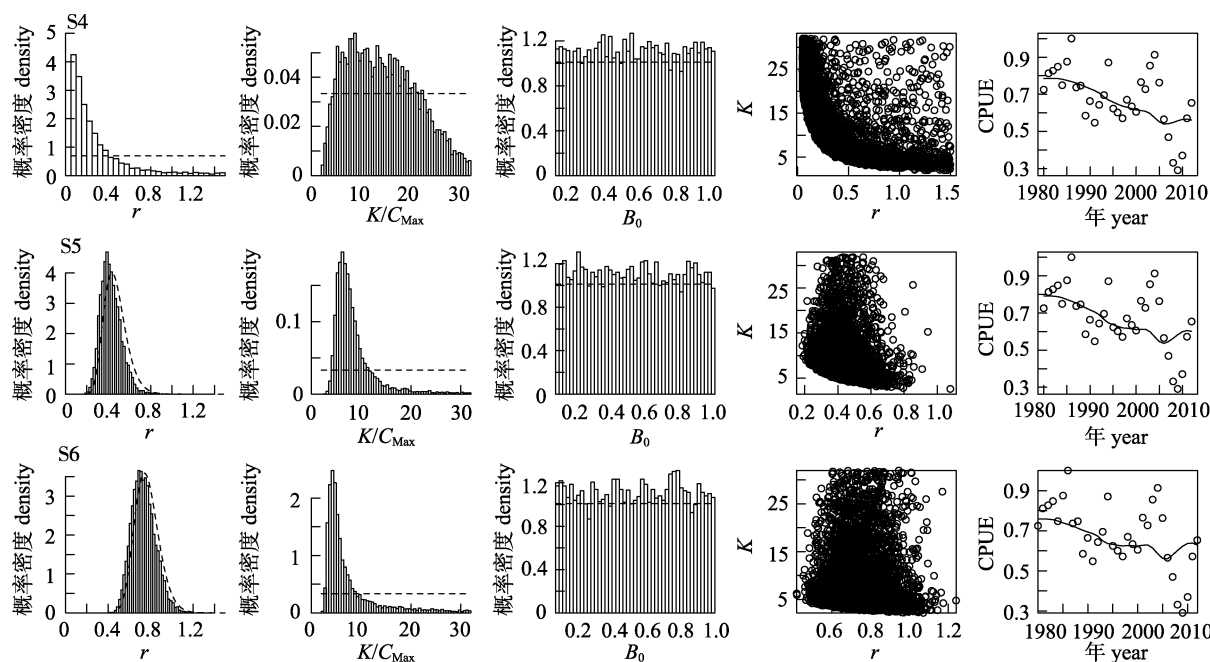


图 3 模型 S4、S5 与 S6 的拟合结果

虚线为先验分布; 实线为预测的标准化 CPUE, 散点为观测的标准化 CPUE。

r 为内禀增长率, K 为环境容纳量; C_{Max} 为最大渔获量; B_0 为起始年生物量与环境容纳量的比值。

Fig. 3 The results estimated by using model S4, S5 and S6

The dashed line is the prior distribution of the parameters; the solid line is the predicted standardized CPUE and the points are the observed standardized CPUE; r is intrinsic rate of increase and K is carrying capacity;

C_{Max} is the maximum catch; B_0 is the ratio of biomass in the first year to carrying capacity.

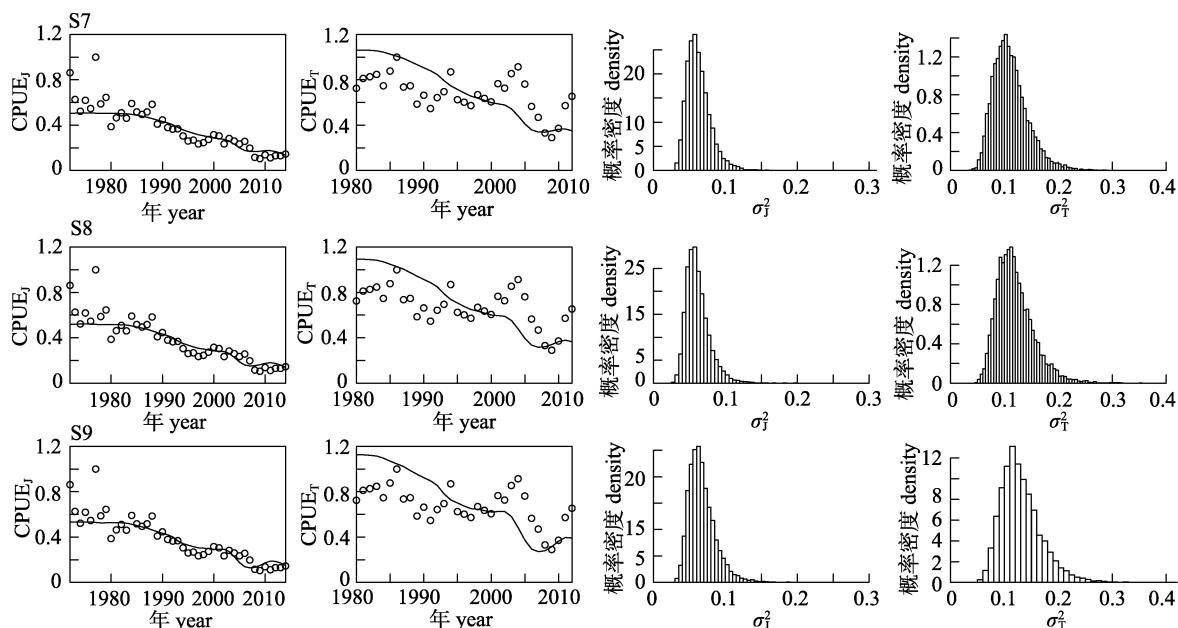


图4 观测与模型 S7, S8 和 S9 预测的标准化 CPUE 及其方差的后验分布

实线为预测的标准化 CPUE, 散点为观测的标准化 CPUE; $CPUE_J$ 表示日本的标准化 CPUE, $CPUE_T$ 表示中国台湾的标准化 CPUE; σ_J^2 为日本标准化 CPUE 的方差, 其值等于 $1/\tau_J$, σ_T^2 为中国台湾标准化 CPUE 的方差, 其值等于 $1/\tau_T$ 。

Fig. 4 The observed and predicted standardized CPUEs and the posterior distributions of their variance estimated by model S7, S8 and S9

The solid line is the predicted standardized CPUE and the points are the observed standardized CPUE; the $CPUE_J$ and $CPUE_T$ indicates the standardized CPUE from Japan and Taiwan, China respectively; σ_J^2 which equals $1/\tau_J$ is variance of standardized CPUE of Japan and σ_T^2 which equals $1/\tau_T$ is variance of the standardized CPUE of Taiwan, China.

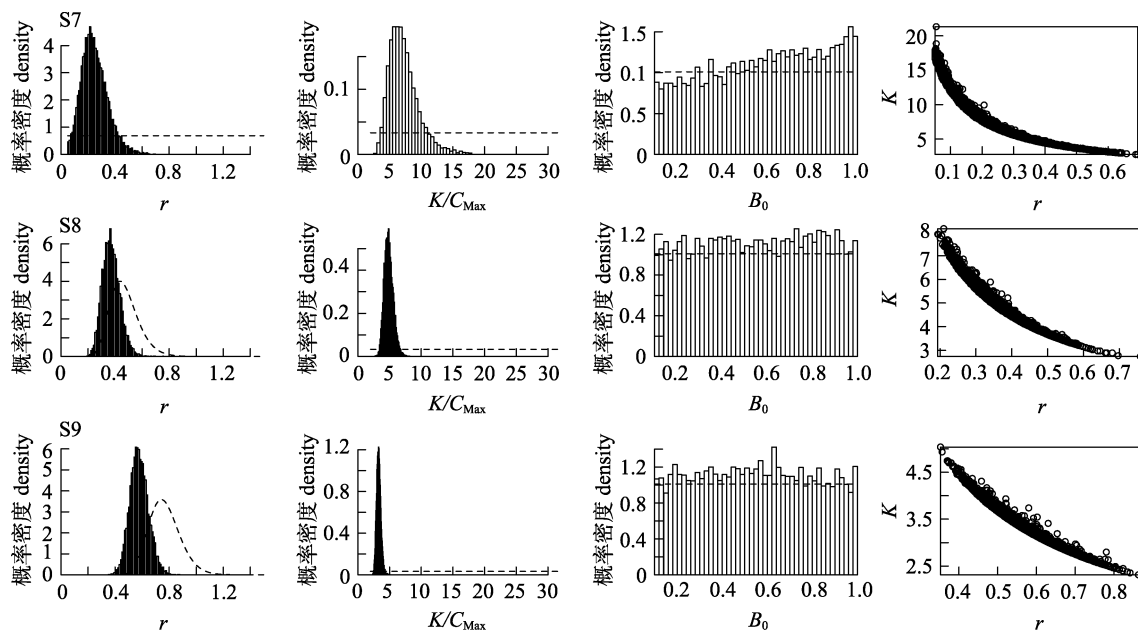


图5 模型 S7、S8 与 S9 估计的参数的后验分布及 r 与 K 的关系

虚线为先验分布; r 为内禀增长率, K 为环境容纳量; C_{Max} 为最大渔获量; B_0 为起始年生物量与环境容纳量的比值。

Fig. 5 The posterior distributions of the parameters and the relationship between r and K estimated by model S7, S8 and S9. The dashed line is the prior distribution of the parameters; r is intrinsic rate of increase and K is carrying capacity; C_{Max} is the maximum catch; B_0 is the ratio of biomass in the first year to carrying capacity.

鳍金枪鱼的资源状态。从模型 S8 的评估结果可知, r 的中值为 0.38, K 的中值为 2.55×10^6 t, MSY 为 3.45×10^5 t, 印度洋黄鳍金枪鱼资源既存在捕捞型过度捕捞, 也存在资源型过度捕捞。

3 讨论

3.1 生物量动态模型

生物量动态模型对种群的补充、生长、死亡等过程进行了高度综合, 模型具有参数少、所需数据相对简单的特点。但生物量动态模型不能有效利用年龄或体长组成等信息, 难于更真实地模拟种群生物过程(如补充、生长、自然死亡)、渔业捕捞过程(如渔具选择性)对种群演化动态及管理参数计算的影响, 其结果常受到质疑^[23-24]。

尽管年龄结构模型(如 SS3)能利用更多信息, 但该类模型需要更多生物学与渔业数据的支持, 需估计更多参数, 且模型诊断更困难^[8, 25]。由于印度洋黄鳍金枪鱼的种群结构、自然死亡系数、亲体与补充量关系等假设均缺少科学研究支持^[6, 14], 年龄或体长组成数据因存在缺少样本、样本不具代表性或采样方案变化等问题而具有较大不确定性^[2], 年龄结构模型的评估结果同样受到质疑^[2]。

从研究结果看, 生物量动态模型也能获得较好的评估效果^[26]。由于生物量动态模型具有相对简单、所需数据容易收集等特点, 使基于生物量动态模型的资源评估软件, 如带协变量的产量模型(A Stock Production Model Incorporating Covariates, ASPIC)、贝叶斯剩余产量模型(Bayesian surplus production model, BSP)等仍被广泛应用于金枪鱼的资源评估中^[27-28]。当参数采用无信息先验时, BSP 与 ASPIC 的结果相似^[27]。由于基于贝叶斯方法的生物量动态模型可有效利用已有的各种先验知识, 以约束参数估计, 使之处于合理的范围, 因而, 该类模型在数据有限或数据质量较差时较为有效^[29]。

本研究没有采用 Schaefer 形式的生物量动态模型主要是因为其对称的产量曲线不太符合实际^[30]。尽管一般生物量动态模型(generalized biomass dynamic model)^[30]通过增加一个形状参数从而使其可以更加灵活地拟合各种形状的产量曲线,

但形状参数较难准确估计, 因此, 一般生物量动态模型的应用仍有待进一步深入研究。

3.2 先验设置

本研究主要采用均匀分布作为参数的无信息先验。均匀分布的上下边界如果设置不好, 如 r 与 K 的边界值, 会对其后验分布产生影响。为确定 r 与 K 的边界, 本研究参考了文献[15]、FishBase (<http://www.fishbase.org/>)及近年印度洋黄鳍金枪鱼资源评估结果^[6, 12-14], 并考虑到这些结果可能存在的不确定性, 对边界区间进行了合理的放大。多组边界组合的试验结果表明, 本研究设置的 r 或 K 的边界值足以包含 r 与 K 取值的合理范围。

本研究估计的 r 的先验分布与 Carruthers 等^[15]估计的结果存在较大差异, 从模型选择结果看, Carruthers 等^[11]估计的 r 的先验分布更为合理。Carruthers 等^[15]估计 r 先验分布的方法与本研究一致, 造成先验分布估计差异的原因是使用了不同生命史参数, 特别是自然死亡系数的差异较大。本研究使用的生命史参数与 Langley^[6]、Nishida 等^[14]在 2015 年印度洋黄鳍金枪鱼资源评估中使用的生命史参数基本一致。由于生命史参数中的陡度、自然死亡系数等对渔业资源评估结果具有非常重要的影响^[6], 因此, 从本研究结果看, 这些生命史参数的选择可能存在问题, 这增加了这些评估模型评估结果的不确定性。

3.3 模型拟合分析

3.3.1 模型对 CPUE 的拟合 由于中国台湾延绳钓渔业存在目标鱼种改变的现象, 如油鱼渔业(oilfish fishery)的发展, 使其捕捞系数产生很大的变化, 而 CPUE 标准化时很少考虑这些因素; 另一方面, 用于标准化 CPUE 的数据在 1982—2000 年期间对渔捞日志的覆盖率过低; 这些因素均影响了该渔业标准化 CPUE 的质量^[2]。因此, Langley^[6]、Nishida 等^[14]在印度洋黄鳍金枪鱼的资源评估中仅使用了日本延绳钓渔业的标准化的 CPUE 数据。本研究结果也表明, 中国台湾标准化 CPUE 数据的有效信息有限(对 r 先验分布改变较小, 图 3), 模型拟合效果相对较差。尽管模型对日本标准化 CPUE 拟合较好, 但日本延绳钓渔业数据也存

在捕捞努力量空间分布变化(如受索马里海盗影响引起相关海域捕捞努力量减少)、目标鱼种变化等问题而影响标准化 CPUE 的质量^[2]。因此, 本研究认为通过估计两个标准化 CPUE 的方差以自动确定各 CPUE 在参数估计中的权重, 可利用两个 CPUE 的有效信息提高参数估计质量^[29]。

3.3.2 先验设置对参数估计的影响 生物量动态模型中的 r 与 K 存在较强的负相关关系^[30], 同时, 由于印度洋黄鳍金枪鱼渔获量、资源指数数据均存在不确定性^[2], 并且资源指数表现为经典的单调下降趋势(one-way trip), 更易使模型无法同时有效确定 r 与 K 的值^[25, 30], 使 r 与 K 的后验分布形成长尾现象, 增加了 r 与 K 后验分布的方差。管理参数 F_{MSY} 、 B_{MSY} , 直接由 r 与 K 计算, 因此, r 与 K 估计的差异有可能导致对资源状态、资源恢复能力判断的差异^[31], 从而影响管理策略的选择、管理措施的制定。对此种情形, 则需借助种群其他生物学信息, 以利用种群统计学等方法为 r 或 K 等参数提供先验信息, 方能提高生物量动态模型参数估计的可靠性^[20, 27]。

当 r 采用无信息先验时, 所有模型估计的 r 的后验分布中值均小于 0.27(表 3), 而据 FishBase (<http://www.fishbase.org/>), 黄鳍金枪鱼的恢复力中等, r 的 95% 置信区间范围在 0.27~1.34 之间。因此, 当 r 采用无信息先验时, 模型估计的 r 均偏小, 而 K 则相对偏大。当对 r 采用信息先验时, 有效地改善了所有参数的估计质量, 使 r 与 K 的后验分布处于相对合理的范围。

3.3.3 B_0 的估计 B_0 的理论值大于 0 小于 1, 但在使用生物量动态模型进行资源评估时, 该参数的估计值常大于 1^[32]。为此, 常采用惩罚函数以使其值限制在合理区间^[32]或固定 B_0 的值^[28]。模型 S1 与 S7 估计的 B_0 的后验分布具有明显单调上升趋势, 若将 B_0 的分布区间从 (0.1, 1.0) 扩大至 (0, 2.0), 其均值将会大于 1^[9], 因此, 本研究认为模型 S1 与 S7 估计的 B_0 的后验分布不合理。

本研究使用的 CPUE 数据始于 1972 年, 因此, CPUE 对 1972 年以前的资源量无法约束。同时, 在 1950 至 1972 年之间, 印度洋黄鳍金枪鱼的渔获量很低, 对于任何 B_0 , 只要 r 与 K 不太小时, 资

源均有足够时间进行恢复, 以满足对 1972 年及以后 CPUE 的合理拟合, 因此, B_0 后验分布接近均匀分布是合理的。在此情况下, 一般可固定 B_0 为一常数(如 0.90^[28]), 并且对 B_0 值的设置基本不会影响其他参数的估计。若 r 与 K 估计同时偏小时, 模型必须通过提高 B_0 的值以达到一定的资源量来满足对 CPUE 的拟合, 从而使 B_0 的估计不合理。

3.4 与其他评估模型结果的比较 当前, IOTC 采纳了 SS3 模型的评估结果^[2, 6], 该结果表明, 印度洋黄鳍金枪鱼已被过度捕捞, 即资源型与捕捞型过度捕捞同时存在, 这与本研究结果一致。但本研究估计的 MSY 较低, 对资源状态的判断更悲观。由于两个模型的假设及结构差异很大, 所使用的数据非常不同, 如何正确评价两个模型的评估结果有待今后深入研究。

此外, 尽管本研究选择模型 S8 用于对资源状况的判断, 但由于模型使用的数据不同, 难于统一使用 DIC 等统计量选择模型, 而模型拟合 CPUE 的效果基本相似, DIC 在模型选择中也存在不确定性^[33], 因此, 本研究的模型选择具有不确定性。在渔业管理实践中, 应综合考虑模型 S2、S3、S8 及 S9 的结果。

致谢: 感谢印度洋金枪鱼委员会秘书处提供黄鳍金枪鱼资源评估所需的渔业和 CPUE 数据资料。

参考文献:

- [1] Feng B, Chen X J, Nishida T. Stock assessment of *Thunnus albacares* in the Indian Ocean using age structure production model Ocean[J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(13): 3375-3384. [冯波, 陈新军, 西田勤. 应用年龄结构产量模型评估印度洋黄鳍金枪鱼资源[J]. 生态学报, 2010, 30(13): 3375-3384.]
- [2] IOTC. Report of the 17th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas (IOTC-2015-WPTT17-R[E])[R]. 17th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Montpellier, France, 22-28 October 2015.
- [3] Zhu G P, Xu L X, Zhou Y Q, et al. Feeding habits and its seasonal variations of *Thunnus albacares* in the west-central Indian Ocean[J]. Journal of Fisheries of China, 2008, 32(5): 725-732. [朱国平, 许柳雄, 周应祺, 等. 印度洋中西部水域黄鳍金枪鱼的食性及其季节性变化[J]. 水产学报, 2008, 32(5): 725-732.]

- [4] Yang S L, Zhang Y, Zhang H, et al. The relationship between the temporal-spatial distribution of fishing ground of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) and thermocline characteristics in the tropic Indian Ocean[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(3): 671-679. [杨胜龙, 张禹, 张衡, 等. 热带印度洋黄鳍金枪鱼渔场时空分布与温跃层的关系[J]. 生态学报, 2012, 32(3): 671-679.]
- [5] Yang X M, Dai X J, Zhu G P. Geostatistical analysis of spatial heterogeneity of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) purse seine catch in the western Indian Ocean[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(15): 4682-4690. [杨晓明, 戴小杰, 朱国平. 基于地统计分析西印度洋黄鳍金枪鱼围网渔获量的空间异质性[J]. 生态学报, 2012, 32(15): 4682-4690.]
- [6] Langley A. Stock assessment of yellowfin tuna in the Indian Ocean using Stock Synthesis (IOTC-2015-WPTT17-30)[R]. 17th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Montpellier, France, 22-28 October 2015.
- [7] Methot R D, Wetzel C R. Stock synthesis: A biological and statistical framework for fish stock assessment and fishery management[J]. Fisheries Research, 2013, 142: 86-99.
- [8] Guan W J, Tian S Q, Zhu J F, et al. A review of fisheries stock assessment models[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2013, 20(5): 1112-1120. [官文江, 田思泉, 朱江峰, 等. 渔业资源评估模型的研究现状与展望[J]. 中国水产科学, 2013, 20(5): 1112-1120.]
- [9] 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.
- [10] Ochi D, Matsumoto T, Nishida T, et al. Update of standardized Japanese longline CPUE for yellowfin tuna in the Indian Ocean and consideration of standardization methods. (IOTC-2015-WPTT17-26)[R]. 17th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Montpellier, France, 22-28 October 2015.
- [11] Yeh Y M, Chang S T. CPUE standardizations for yellowfin tuna caught by Taiwan, China longline fishery in the Indian Ocean using generalized linear model (IOTC-2013-WPTT15-38)[R]. 15th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, San Sebastian, Spain, 23-28 October 2013.
- [12] Langley A, Herrera M, Million J. Stock assessment of yellowfin tuna in the Indian Ocean using MULTIFAN-CL (IOTC-2012-WPTT14-38)[R]. 14th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Mauritius, 24-29 October 2012.
- [13] Ijima H, Sato K, Matsumoto T, et al. Preliminary stock assessment of yellowfin tuna in the Indian Ocean using SS3 (IOTC-2012-WPTT14-39)[R]. 14th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Mauritius, 24-29 October 2012.
- [14] Nishida T, Kitakado T. Stock assessment of yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) in the Indian Ocean by SCAA (Statistical-Catch-At-Age) (1950-2014) (IOTC-2015-WPTT17-28) [R]. 17th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Montpellier, France, 22-28 October 2015.
- [15] Carruthers T, McAllister M. Computing prior probability distributions for the intrinsic rate of increase for Atlantic tuna and billfish using demographic methods[J]. ICCAT Collective Volume of Scientific Papers, 2011, 66(5): 2202-2205.
- [16] 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: 1871-1890.
- [17] Maravelias C D, Hillary R, Haralabous J, et al. Stochastic bioeconomic modelling of alternative management measures for anchovy in the Mediterranean Sea[J]. ICES Journal of Marine Science, 2010, 67: 1291-1300.
- [18] Fonteneau A. A working proposal for a Yellowfin growth curve to be used during the 2008 yellowfin stock assessment (IOTC-2008-WPTT-4)[R]. the 10th Session of the IOTC Working Party on Tropical Tunas, Bangkok, Thailand, 23-31 October 2012.
- [19] Lunn D J, Thomas A, Best N, et al. WinBUGS-a Bayesian modelling framework: Concepts, structure, and extensibility[J]. Statistics and Computing, 2000, 10: 325-337.
- [20] Guan W, Zhu J, Xu L. Analyzing population dynamics of Indian Ocean albacore (*Thunnus alalunga*) using Bayesian biomass dynamics model (IOTC-2014-WPTmT05-21)[R]. 5th Working Party on Temperate Tunas, Indian Ocean Tuna Commission, Busan, Republic of Korea, 28-31 July 2014.
- [21] Kéry M. Introduction to WinBUGS for ecologists: A Bayesian approach to regression, ANOVA, mixed models and related analyses[M]. San Diego: Academic Press, 2010.
- [22] Spiegelhalter D J, Best N G, Carlin B P, et al. Bayesian measures of model complexity and fit (with discussion)[J]. Journal of the Royal Statistical Society-Series B, 2002, 64: 583-639.
- [23] Maunder M N. Is it time to discard the Schaefer model from the stock assessment scientist's toolbox?[J]. Fisheries Research, 2003, 61(1-3): 145-149.
- [24] Wang S P, Maunder M N, Aires-da-Silva A. Selectivity's distortion of the production function and its influence on management advice from surplus production models[J]. Fisheries Research, 2014, 158: 181-193.

- [25] Magnusson A, Hilborn R. What makes fisheries data informative?[J]. *Fish and Fisheries*, 2007, 8: 337-358
- [26] National Research Council (NRC). *Sustaining Marine Fisheries*[M]. Washington DC: National Academy Press, 1998.
- [27] Babcock E A. Application of a Bayesian surplus production model to preliminary data for south Atlantic albacore[J]. *ICCAT Collective Volume of Scientific Papers*, 2014, 73(3): 1326-1334
- [28] Matsumoto T, Nishida T, Kitakado T. Stock and risk assessments of albacore in the Indian Ocean based on ASPIC (IOTC-2014-WPTmT05-22)[R]. 5th Working Party on Temperate Tunas, Indian Ocean Tuna Commission, Busan, Republic of Korea, 28-31 July 2014.
- [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*, 2011, 21(7): 2691-2708.
- [30] Hilborn R, Walters C J. *Quantitative Fisheries Stock Assessment: Choice Dynamics and Uncertainty*[M]. London: Chapman & Hall, 1992.
- [31] Márquez-Farías J F, Rosales-Juárez F J. Intrinsic rebound potential of the endangered (*Totoaba macdonaldi*) population, endemic to the Gulf of California, México[J]. *Fisheries Research*, 2013, 147: 150-153.
- [32] Prager M. A suite of extensions to a nonequilibrium surplus-production model[J]. *Fishery Bulletin*, 1994, 92: 374-389.
- [33] Punt A E, Hurtado-Ferro F, Whitten A R. Model selection for selectivity in fisheries stock assessments[J]. *Fisheries Research*, 2014, 158: 124-134.

Assessment of the Indian Ocean yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) using a Bayesian biomass dynamic model

GUAN Wenjiang^{1,2}, ZHU Jiangfeng^{1,2}, TIAN Siquan^{1,2}

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

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

Abstract: The aim of the present study was to assess the Indian Ocean yellowfin tuna (*Thunnus albacares*) using a Bayesian biomass dynamic model and to analyze the impacts of two standardized longline CPUE (catch per unit effort) series from Japan and Taiwan and the prior distributions of intrinsic rate of increase (r) on the results of the assessments. (1) The models fit the standardized CPUE from Japan better than that from Taiwan, and the results indicated that the stock was overfished and subject to overfishing when the standardized CPUE from Japan was singly used in the models. The opposite might be achieved using the standardized CPUE from Taiwan. Furthermore, when both standardized CPUEs were used, the weighting of the model-estimated Japan standardized CPUE was greater than that of the Taiwan standardized CPUE, and the results were similar for models where only the Japan standardized CPUE was used. (2) If uninformative prior was assigned to r , the estimate of the parameters seemed unreasonable because the r was likely to be underestimated, and the carrying capacity (K) was overestimated. If informative prior was used for r , the estimates of r and k seemed more reasonable. Because there is often a strong negative correlation between r and K in biomass dynamics models, it is difficult to correctly estimate r and K simultaneously, especially under data-poor situations. However, by using informative priors, estimates of parameters of biomass dynamics models can be improved. (3) Deviance information criterion (DIC) and mean square error (MSE) were used to evaluate model fitness, and model S8 was selected as the best model for assessing stock status. According to model S8, Indian ocean yellowfin tuna are overfished and subject to overfishing, which was identical to the results based on Stock Synthesis.

Key words: Indian Ocean; *Thunnus albacares*; Bayesian; biomass dynamic model; stock assessment

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