



## 以灰色系统理论 (GM) 模型为基础构建印度洋 捕捞渔获量预测模型

鲁泉<sup>1,2</sup>, 方舟<sup>1,3,4,5</sup>, 李楠<sup>1</sup>, 陈新军<sup>1,3,4,5\*</sup>

(1. 上海海洋大学海洋科学学院, 上海 201306;

2. 农业农村部渔业渔政管理局, 北京 100125;

3. 上海海洋大学, 大洋渔业资源可持续开发教育部重点实验室, 上海 201306;

4. 上海海洋大学, 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306;

5. 上海海洋大学, 农业农村部大洋渔业开发重点实验室, 上海 201306)

**摘要:** 为了建立捕捞渔获量预测模型, 实验利用 2000—2016 年印度洋渔获量数据, 采用灰色系统理论方法, 分析了影响其总渔获量的主要渔获类别, 建立多种 GM 模型 (Grey model) 并进行比较, 同时利用 2017 年与 2018 年的数据进行验证, 得到的最优 GM 模型用来预测 2019—2025 年印度洋总捕捞渔获量。结果显示, 影响印度洋总渔获量的主要类别有底层鱼类、甲壳类、中上层鱼类、其他海洋鱼类和头足类, 其灰色关联度均在 0.70 以上, 经过筛选得到的最优预测模型为 GM (1, 5) 和 GM (1, 6), 平均相对误差分别为 1.83% 和 1.90%, 灰色关联度均在 0.9 以上。2017 年和 2018 年预测平均相对误差分别为 3.78% 和 3.42%。2019—2020、2021—2025 年印度洋总渔获量预测值分别为 1 186 万~1 290 万 t、1 227 万~1 324 万 t, 其主要渔获量增加可能来自中上层鱼类、头足类以及底层鱼类等。研究表明, 2021—2025 年印度洋总渔获量的增长幅度有限, 总增长量在 80 万 t 以内, 基本处于充分开发阶段, 建议未来应严格控制渔业发展规模, 确保印度洋海洋渔业的可持续发展和渔业资源可持续利用。

**关键词:** 捕捞渔获量; 灰色关联; GM (1, N) 模型; 印度洋

中图分类号: S 931

文献标志码: A

印度洋是世界第三大洋, 主要海域在南半球, 同时该海域有较多的岛国, 且在公海海域有较多海山脊和海床分布; 南北部海域分别受到南赤道流和季风暖流的影响, 使得洋流呈现出顺时针运动的方向, 给东、西部边界带来丰富的营养盐<sup>[1]</sup>。多样的海洋环境为海洋生物资源带来了丰富的栖息环境, 因而印度洋有着丰富的渔业种类和资源量。据联合国粮农组织 (FAO) 渔业统计, 1950 年

以来印度洋海洋渔业产量一直保持增长态势, 2000 年为 908 万 t, 2018 年进一步增加到 1233 万 t<sup>[2]</sup>, 达到历史最高水平, 其中以中上层鱼类和底层鱼类为主, 所占比重超过 60%。有关资料表明, 印度洋海域渔业资源尚有一定的开发潜力<sup>[2]</sup>。2010 年以来, 印度洋海域已经成为我国远洋渔船的重要作业渔场之一, 主要捕捞对象为鳶乌贼 (*Sthenoteuthis oualaniensis*)、日本鲭 (*Scomber japonicus*)、

收稿日期: 2021-03-22 修回日期: 2021-05-28

资助项目: 国家重点研发计划 (2019YFD0901404); 上海市科技创新行动计划 (19DZ1207502)

第一作者: 鲁泉 (照片), 从事渔业政策与管理研究, E-mail: 13910819647@163.com

通信作者: 陈新军, 从事渔业资源渔场学、远洋鱿钓渔业、渔业资源经济学研究, E-mail: xjchen@shou.edu.cn



黄鳍金枪鱼 (*Thunnus albacores*) 等中上层种类。为了合理开发印度洋渔业资源, 需要科学规划印度洋的生产布局, 以及预测其渔获量。

目前对海洋渔获量的预测方法主要包括自回归积分滑动平均模型 (ARIMA)<sup>[3]</sup>、神经网络<sup>[4-5]</sup>、灰色预测<sup>[6-10]</sup>等方法, 其中灰色预测是针对“小样本、贫信息、不确定”的系统进行有效预测的方法之一, 最大优势在于预测所需信息量相对较少, 预测精度较高, 解决了一些非线性的问题<sup>[11]</sup>。在灰色预测方法中, 最基本模型为 GM(1, 1), 已被广泛应用于渔业等领域<sup>[6-10]</sup>。但 GM(1, 1) 模型仅分析预测单一变量的变化规律, 忽略了其他影响因素变化对研究主体的影响, 因此人们选择多变量的 GM(1, N) 模型, 不仅弥补了直接利用历史数据建立时间序列预测模型的缺陷, 同时提高了预测结果的可信度, 已在农业等相关领域得到很好的应用<sup>[12-15]</sup>。鉴于印度洋海洋渔获量受到很多因素的影响, 各种类渔获量的年间变化不一, 属于灰色系统研究中定义的贫信息、不确定的系统, 为此, 本研究以 2000—2018 年印度洋渔获总产量及其主要类别产量为基础, 利用灰色关联分析方法确定影响渔获总产量的主要种类, 建立印度洋海洋渔获量的 GM(1, N) 多因素预测模型。在进行模型实际应用的基础上, 提出印度洋海洋渔业产业发展的相关建议, 以期为我国远洋渔业可持续和高质量发展提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据来源

印度洋海洋捕捞的渔获量数据来源于 FAO, 其网址为 <http://www.fao.org/fishery/statistics/global-capture-production/query/en>, 时间范围为 2000—2018 年。渔获量数据按照 FAOSTAT 的格式进行下载, 主要包括水生植物、甲壳类、头足类、软体动物 (除头足类)、中上层鱼类、底层鱼类、洄游性鱼类、其他海洋鱼类和其他海洋动物等 9 大类。数据范围涵盖整个印度洋海域, 包括沿岸捕捞国与公海捕捞国。

### 1.2 研究方法

渔获量与各大类渔获量的灰色关联分析 设印度洋总渔获量为母序列  $X_0$ , 即  $X_0 = \{x_{0(1)}, x_{0(2)}, \dots, x_{0(m)}\}$ , 设头足类、甲壳类、底层鱼类、洄游性鱼类、中上层鱼类等 9 大类的渔获量为子序列  $X_i$ ,

即  $X_i = \{x_{i(1)}, x_{i(2)}, \dots, x_{i(n)}\}$  ( $i=1, 2, \dots, 9$ ), 进行灰色关联分析, 获得影响总渔获量的主要类别。灰色关联度计算方法<sup>[16]</sup>:

关联系数:

$$\gamma_i(k) = \frac{\min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \zeta \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \zeta \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}$$

式中,  $\zeta$  为分辨系数;  $\gamma_i(k)$  为母序列  $X_0$  与子序列  $X_i$  的关联系数;  $x_0(k)$  为母序列;  $x_i(k)$  为子序列;  $k$  为年份;  $i$  为头足类、甲壳类、底层鱼类、洄游性鱼类、中上层鱼类等 9 大类, 其值为 1, 2, ..., 9。

关联度:  $L_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma_i(k)$ ;

式中,  $L_i$  为母序列与子序列  $i$  的关联度;  $n$  为年份数量, 2000—2018 年, 其值为 19。

在灰色关联计算中, 其初值化采用均值化方法, 分辨系数取 0.5。

印度洋总渔获量预测 利用 GM(1, 1) 模型预测 2019—2025 年各类别的渔获量, 然后利用最优 GM(1, N) 模型预测 2019—2025 年印度洋总渔获量。有关模型精度检验见表 1<sup>[16]</sup>。

GM(1, N) 模型构建与检验 利用离散 GM(1, N) 模型对印度洋总渔获量进行预测。其中数字 1 表示模型为一阶模型,  $N=i+1$  ( $i$  为因子的个数)。具体计算方法<sup>[17]</sup>:

$$X_1^{(0)}(t) + aZ_1^{(1)}(t) = \sum_{i=2}^n b_i x_i^{(1)}(t)$$

式中,  $X_1^{(1)}$  是  $X_1^{(0)}$  的累加序列,  $Z_1^{(1)}$  是  $X_1^{(1)}$  的紧邻均值生成序列。模型的参数估算采用最小二乘法:

令

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} (x_1^{(1)}(2) + x_1^{(1)}(1)) & x_2^{(1)}(2) \cdots \\ -\frac{1}{2} (x_1^{(1)}(3) + x_1^{(1)}(2)) & x_2^{(1)}(3) \cdots \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2} (x_1^{(1)}(m) + x_1^{(1)}(m-1)) & x_2^{(1)}(m) \cdots \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \dots \\ x_1^{(0)}(m) \end{bmatrix}$$

式中,  $m$  为数列长度, 则参数列  $\hat{a} = [a, b_2, b_3, \dots, b_{n-1}]^T$  的最小二乘估计:  $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$ , 对于第  $k+1$  年的  $X_1^{(0)}(k+1)$  预测其公式:

表 1 精度检验等级参照表

Tab. 1 Grade reference table of precision test

精度等级 accuracy level	相对误差 $\alpha$ relative error $\alpha$	关联度 $\epsilon$ correlation indices $\epsilon$	均方差比值 $C$ variance ratio $C$	小误差概率 $P$ small error probability $P$
一级 level 1	0.01	0.90	0.35	0.95
二级 level 2	0.05	0.80	0.50	0.80
三级 level 3	0.10	0.70	0.65	0.70
四级 level 4	0.20	0.60	0.80	0.60

$$X_1^{(0)}(k+1) = \frac{-a x_1^{(1)}(k) + \sum_{i=2}^n b_i x_i^{(1)}(k+1)}{1 + \frac{a}{2}}$$

子序列选取灰色关联度最大的前 5 位, 并以灰色关联度大小排序来建立 5 个 GM (1, N) 预测模型。

GM (1, 2) 模型: 包括总渔获量, 以及最大关联度值所对应大类的渔获量;

GM (1, 3) 模型: 包括总渔获量, 以及前 2 位关联度值所对应大类的渔获量;

GM (1, 4) 模型: 包括总渔获量, 以及前 3 位关联度值所对应大类的渔获量;

GM (1, 5) 模型: 包括总渔获量, 以及前 4 位关联度值所对应大类的渔获量;

GM (1, 6) 模型: 包括总渔获量, 以及前 5 位关联度值所对应大类的渔获量;

利用 2000—2016 年的总渔获量及其前 5 位关联度值的类别渔获量建立 GM (1, N) 预测模型, 同时计算其平均相对误差, 以及预测值与实际值的灰色关联度 (同样以均值化处理, 分辨系数取 0.5), 以相对误差最小和最大的灰色关联度为最优模型, 并对 2017—2018 年数据进行模型验证。

## 2 结果

### 2.1 渔获量变化趋势及灰色关联分析

2000—2016 年印度洋总渔获量 ( $X_1$ ) 与各大类渔获量的灰色关联分析表明 (表 2), 灰色关联度最大的为底层鱼类 ( $X_2$ ), 为 0.91; 最小的是水生植物 ( $X_{10}$ ), 为 0.52。灰色关联度最大的前 5 位依次为底层鱼类 ( $X_2$ )、甲壳类 ( $X_3$ )、中上层鱼类 ( $X_4$ )、其他海洋鱼类 ( $X_5$ ) 和头足类 ( $X_6$ )。

统计分析表明, 2000—2018 年印度洋海洋总渔获量呈现稳定增长趋势, 2017 年达到最高历史产量, 为 1244.7 万 t (图 1)。其中, 中上层鱼类、其他海洋鱼类、底层鱼类、甲壳类、头足类等为主要

表 2 各类别渔获量子序列与总渔获量母序列的灰色关联系数

Tab. 2 Value of grey correlation indices between the sequence of each category of catch and the total catch

渔获量类别 category of catch	灰色关联度 grey correlation indices
底层鱼类( $X_2$ ) demersal marine fish	0.91
甲壳类( $X_3$ ) crustaceans	0.89
中上层鱼类( $X_4$ ) pelagic marine fish	0.88
其他海洋鱼类( $X_5$ ) other marine fish NEI	0.74
头足类( $X_6$ ) cephalopods	0.70
软体动物(除头足类)( $X_7$ ) molluscs excl. cephalopods	0.56
洄游性鱼类( $X_8$ ) freshwater and diadromous fish	0.54
其他海洋动物( $X_9$ ) aquatic animals NEI	0.52
水生植物( $X_{10}$ ) aquatic plants	0.49

种类, 2017—2018 年的平均渔获量分别为 520.1、255.4、254.1、93.0 和 46.6 万 t (图 1), 分别占总渔获量的 41.98%、20.61%、20.51%、7.51% 和 3.76%。

### 2.2 GM (1, N) 模型分析

根据灰色关联度值大小排序, 选择底层鱼类  $X_2$ 、甲壳类  $X_3$ 、中上层鱼类  $X_4$ 、其他海洋鱼类  $X_5$  和头足类  $X_6$  作为影响总渔获量  $X_1$  的因子, 分别建立 5 个 GM (1, N) 模型 (表 3)。

GM (1, 5) 和 GM (1, 6) 模型相对误差分别为 1.83% 和 1.90%, 预测值与原始值序列的灰色关联度均为 0.92, 预测模型最优 (表 3, 表 4)。

根据最优模型 GM (1, 5) 和 GM (1, 6) 对 2017 和 2018 年的数据进行验证, 平均相对误差分别为 3.78 和 3.43 (表 5), 模型精度较好。

### 2.3 2019—2025 年渔获量预测

利用 2000—2016 年底层鱼类  $X_2$ 、甲壳类  $X_3$ 、中上层鱼类  $X_4$ 、其他海洋鱼类  $X_5$  和头足类  $X_6$  的渔获量数据, 分别建立 GM (1, 1) 模型 (表 6), 并采用 2017—2018 年数据进行检验, 各类别渔获量

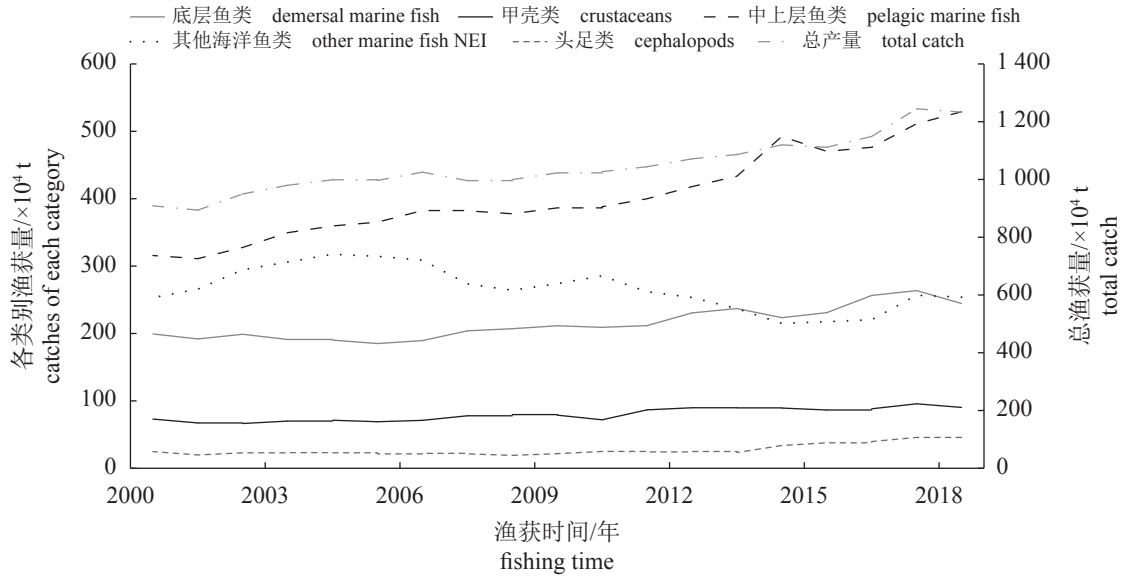


图 1 2000—2018 年印度洋渔获总产量及其主要类别渔获量分布

Fig. 1 Distribution of total catch and its main catch categories in the Indian Ocean in 2000—2018

表 3 灰色 GM(1, N) 模型的相关参数

Tab. 3 Related parameters of the GM(1, N) model

灰色预测模型 grey catastrophe model	响应函数 response function	预测值与原始值的灰色关联系数 grey correlation indices between predicted value and original value
GM(1, 2)	$X_1(t+1)=(9\ 087\ 339.511-4.973X_2)e^{(-1.604t)}+4.973X_2$	0.79
GM(1, 3)	$X_1(t+1)=(9\ 087\ 339.511-13.874X_2+23.564X_3)e^{(-0.984t)}+13.874X_2-23.564X_3$	0.70
GM(1, 4)	$X_1(t+1)=(9\ 087\ 339.511-15.644X_2+17.632X_3+2.109X_4)e^{(-0.786t)}+15.644X_2-17.632X_3-2.109X_4$	0.65
GM(1, 5)	$X_1(t+1)=(9\ 087\ 339.511-1.268X_2-0.362X_3-1.256X_4-0.882X_5)e^{(-2.061t)}+1.268X_2+0.362X_3+1.256X_4+0.882X_5$	0.92
GM(1, 6)	$X_1(t+1)=(9\ 087\ 339.511-1.057X_2-1.345X_3-1.083X_4-0.915X_5-1.071X_6)e^{(-1.992t)}+1.057X_2+1.345X_3+1.084X_4+0.915X_5+1.071X_6$	0.92

预测模型基本符合精度检验要求。2019—2025 年底层鱼类  $X_2$ 、甲壳类  $X_3$ 、中上层鱼类  $X_4$ 、其他海洋鱼类  $X_5$  和头足类  $X_6$  渔获量预测见表 7。根据 GM(1, 5) 和 GM(1, 6) 模型, 可计算获得 2019—2025 年印度洋总渔获量 (表 8), 预测认为, 2019—2020 年印度洋海域总渔获量为 1 186~1 290 万 t, 2021—2025 年其总渔获量将增加到 1 227~1 324 万 t, 其主要渔获量增加可能来自中上层鱼类、头足类以及底层鱼类等。

### 3 讨论

#### 3.1 印度洋渔获量及其预测渔获量分析

FAO 数据表明, 印度洋的渔获量自 20 世纪 80 年代以来一直稳定上升, 其渔获量增长主要来自小型中上层鱼类、大型中上层鱼类和虾。在东印度洋海域, 其渔获量呈稳定上升趋势, 2017 年

达到 700 万 t 的新高。根据已有的评估信息<sup>[18]</sup>, 托氏鲷 (*Tenualosa toli*)、石首鱼科 (Sciaenidae)、白带鱼 (*Trichiurus lepturus*)、海鲷科 (Ariidae)、沙丁鱼 (*Sardinella* spp.) 和长头小沙丁鱼 (*S. longiceps*) 可能处于过度捕捞状况, 但鳃科 (Engraulidae)、云鲷 (*T. ilisha*)、羽鳃鲷 (*Rastrelliger kanagurta*)、鲆 (*Decapterus* spp.)、墨吉对虾 (*Penaeus merguensis*)、斑节对虾 (*P. monodon*)、乌贼科 (Sepiidae) 和耳乌贼科 (Sepiolidae) 处于可持续捕捞水平<sup>[18]</sup>。FAO 评估表明, 2017 年, 西印度洋 66.7% 的已评估种群在生物可持续限度内捕捞, 33.3% 的种群处于生物不可持续水平, 其中西南印度洋对虾资源呈现明显过度捕捞迹象<sup>[16]</sup>, 在东印度洋 68.6% 的已评估种群在生物可持续限度内捕捞<sup>[18]</sup>。

印度洋海域部分渔获种类的鉴别存在问题, 一些发展中国家的群众渔业和小型渔业无法有效



表 4 各 GM(1, N) 模型的相对误差  
Tab. 4 Relative errors of GM (1, N) models

时间/年 time	GM(1, 2)	GM(1, 3)	GM(1, 4)	GM(1, 5)	GM(1, 6)
2001	7.29	14.92	13.67	13.77	13.46
2002	17.44	38.07	41.20	8.49	9.16
2003	2.87	18.36	24.80	2.11	2.79
2004	3.54	5.32	10.99	0.47	0.90
2005	7.17	0.97	0.22	0.00	0.04
2006	7.99	4.95	6.87	0.63	0.80
2007	1.84	0.76	4.28	1.20	1.18
2008	3.03	0.09	5.40	0.08	0.19
2009	2.80	5.36	8.59	0.07	0.05
2010	1.25	17.55	15.76	0.32	0.06
2011	0.80	14.38	9.86	1.05	0.43
2012	7.01	1.04	6.68	0.18	0.44
2013	8.52	8.31	11.80	0.01	0.32
2014	0.75	11.12	21.16	0.36	0.30
2015	3.31	4.90	1.38	0.45	0.16
2016	11.00	28.66	26.33	0.08	0.13
平均值 mean value	5.41	10.92	13.06	1.83	1.90

表 5 2017—2018 年 GM(1, 5) 和 GM(1, 6) 预测值与实际值比较

Tab. 5 Comparison of forecast values from GM (1, 5) and GM (1, 6) with actual values in 2017—2018

模型 models	2017年			2018年		
	实际值/t true value	预测值/t predicted value	相对误差 relative error	实际值/t true value	预测值/t predicted value	相对误差 relative error
GM (1, 5)	12 446 838	11 956 591	3.94	12 332 944	11 901 884	3.50
GM(1, 6)	12 446 838	11 996 265	3.62	12 332 944	11 919 801	3.35

表 6 各大类 GM (1, 1) 渔获量预测模型

Tab. 6 GM (1, 1) prediction models for catch of various species

渔获量类别 category of catch	响应函数 response function	小误差概率P small error probability P	均方差比值C variance ratio C
底层鱼类 ( $X_2$ )	$X_2(t+1)=9246.22e^{(0.019t)}-9046.86$	0.944	0.387
甲壳类 ( $X_3$ )	$X_3(t+1)=3174.69 e^{(0.021t)}-3101.67$	0.944	0.385
中上层鱼类 ( $X_4$ )	$X_4(t+1)=11018.39 e^{(0.028t)}-10702.66$	1.000	0.234
其他海洋鱼类 ( $X_5$ )	$X_5(t+1)=-18194.06 e^{(-0.017t)}+18447.27$	0.650	0.640
头足类 ( $X_6$ )	$X_6(t+1)=268.28 e^{(0.058t)}-243.56$	0.944	0.487

统计渔获产量, 使得多数种类的资源状况不能得到有效的评估, 因此这些基础数据可能还存在一定的不确定性。但是, 本研究预测 2019—2020 年印度洋总渔获量预测值为 1 186~1 290 万 t, 这一预测产量与 2017 年历史最高产量 1 244.7 万 t 基本一致, 2021—2025 年印度洋总渔获量预测值为 1 227~1 324 万 t, 与 2017 年历史最高值只有 80 万 t 左右

的差异。这一预测值表明, 未来印度洋总渔获量大幅度增加的可能性不大, 其预测结果与 FAO 对西印度洋、东印度洋资源种群开发状况的评价基本相同。

### 3.2 GM (1, N) 预测模型分析

GM(1, N) 模型是描述多元 (多变量) 一阶线性

表 7 2019—2025 年各类别渔获量预测结果

时间/年 time	底层鱼类 demersal fish	甲壳类 crustaceans	中上层鱼类 pelagic fish	其他海洋鱼类 other marine fish	头足类 cephalopod
2019	257.70	96.88	529.63	226.77	44.83
2020	262.76	98.91	544.89	222.92	47.49
2021	267.92	100.99	560.60	219.14	50.30
2022	273.18	103.11	576.76	215.42	53.28
2023	278.55	105.27	593.38	211.77	56.44
2024	284.02	107.48	610.48	208.18	59.79
2025	289.60	109.74	628.08	204.65	63.33

表 8 2019—2025 年印度洋总渔获量预测结果

时间/年 time	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
GM(1, 5)	11 865 349	12 065 390	12 272 166	12 485 569	12 705 897	12 933 212	13 167 845
GM(1, 6)	11 882 322	12 089 118	12 303 560	12 525 639	12 755 711	12 994 002	13 240 790

动态模型, 主要用于系统的动态分析<sup>[19]</sup>。本研究通过灰色关联在 9 个类别中获得影响印度洋总渔获量的前 5 个因子, 其灰色关联度都在 0.70 以上。其中, 与底层鱼类 ( $X_2$ ) 的灰色关联度为 0.91, 达到一级水平 (表 1), 与甲壳类 ( $X_3$ )、中上层鱼类 ( $X_4$ ) 的灰色关联度分别为 0.89、0.88, 达到二级水平 (表 1), 与其他海洋鱼类 ( $X_5$ )、头足类 ( $X_6$ ) 的灰色关联度分别为 0.74、0.70, 达到三级水平 (表 1)。利用 2017 年和 2018 年渔获量数据进行验证, 其预测渔获量的平均相对误差分别为 3.78% 和 3.43%, 上述预测模型均达到二级较好的水平 (表 1)。如果不考虑影响因子, 只利用 2000—2016 年印度洋总渔获量建立 GM (1, 1) 模型, 2017 年和 2018 年的验证相对误差分别为 7.89% 和 5.83%, 均高于 GM (1, 5) 和 GM (1, 6) 模型, 因此 GM (1, 5) 和 GM (1, 6) 模型可用于预测未来印度洋总渔获量。

### 3.3 印度洋渔业资源可持续开发建议

印度洋海域是世界渔业的主要作业渔场之一。为管理和养护南印度洋渔业资源, 有关国家和地区签约了《南印度洋渔业协定 (Southern Indian Ocean Fisheries Agreement, SIOFA)》, 并于 2012 年 6 月 21 日生效, 该组织颁布了 16 项渔业管理措施, 并设立了 5 个保护区。目前底层鱼类也是印度洋地区关注的重点物种, 因此也对红金眼鲷 (*Beryx splendens*)、大西洋胸棘鲷 (*Hoplostethus*

*atlanticus*) 和小鳞犬牙南极鱼 (*Dissostichus eleginoides*) 等底层鱼种进行了资源评估<sup>[20]</sup>。本研究对印度洋渔获量预测表明, 未来 5~7 年总渔获量的最大增长量只有 80 万 t 左右, 其渔业资源总体达到了充分开发的状态。根据《南印度洋渔业协定 (SIOFA)》有关的管理措施和渔获量预测结果, 对印度洋海洋渔业发展提出如下建议: ①各沿海国和远洋捕捞国应加强对渔业资源的日常监测工作, 对捕捞的渔获种类鉴定到种, 如金枪鱼<sup>[21-22]</sup>、鸢乌贼<sup>[23-24]</sup>等并进行精确统计, 从而为印度洋各主要经济种类的资源评估提供基础; ②各捕捞国和地区应该严格控制捕捞努力量, 有序适度发展中上层渔业和底层渔业, 确保印度洋海洋渔业的可持续发展 and 渔业资源的可持续利用; ③印度洋沿岸海域多数为发展中国家, 同时也是我国过洋性渔业的主要作业渔场, 渔业资源较为丰富, 根据本研究预测值来看, 未来较长一段时间该海域的渔获量增长空间较小。同时, 一些沿海国家政局不稳、汇率变动等因素都会影响到过洋性渔业的稳定发展, 因此, 必须加强过洋性渔业入渔风险评估研究<sup>[25]</sup>, 确保我国过洋性渔业高质量发展。

(作者声明本文无实际或潜在的利益冲突)

### 参考文献 (References):

- [1] 陈新军. 远洋渔业概论—资源与渔场 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.  
中国水产学会主办 sponsored by China Society of Fisheries

- 出版社, 2018.
- Chen X J. Introduction to distant-water fisheries-resources and fishing ground[M]. Beijing: Science Press, 2018 (in Chinese).
- [2] Food and Agriculture Organization of the United Nations. Fishery and aquaculture statistics[M]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2020.
- [3] 李辉华, 郭弘艺, 唐文乔, 等. ARIMA模型在预测长江靖江段沿岸鱼类渔获量时间格局中的应用[J]. 水产学报, 2008, 32(6): 899-905.
- Li H H, Guo H Y, Tang W Q, *et al.* ARIMA model application to predict temporal pattern of fish catches of coastal area at Jingjiang Reach of the Yangtze River[J]. Journal of Fisheries of China, 2008, 32(6): 899-905 (in Chinese).
- [4] 胡飞飞, 陈新军. 太平洋褶柔鱼秋生群资源补充量预报模型研究[J]. 广东海洋大学学报, 2015, 35(6): 64-59.
- Hu F F, Chen X J. Study on forecasting model of recruitment for the autumn-spawning group of *Todarodes pacificus*[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2015, 35(6): 64-59 (in Chinese).
- [5] 袁红春, 胡光亮, 陈冠奇, 等. 基于粒子群可拓的南太平洋长鳍金枪鱼产量预测方法研究[J]. 渔业现代化, 2019, 46(6): 96-103.
- Yuan C H, Hu G L, Chen G Q, *et al.* Research on yield prediction methods of *Thunnus alalunga* in South Pacific based on particle swarm extension[J]. Fishery Modernization, 2019, 46(6): 96-103 (in Chinese).
- [6] 陈文河, 梁振林. 广东省海洋捕捞产量灰色预测[J]. 海洋水产研究, 2006, 27(5): 74-78.
- Chen W H, Liang Z L. Marine capture yield esimated by grey prediction model in Guangdong Province[J]. Marine Fisheries Research, 2006, 27(5): 74-78 (in Chinese).
- [7] 莫非. 灰色马尔柯夫预测模型及其在渔获量预测中的应用[J]. 湛江水产学院学报, 1995(1): 50-53.
- Mo F. Grey-Markov forecasting model and its application in predicting fishery output[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 1995(1): 50-53 (in Chinese).
- [8] 张畅, 陈新军. 基于灰色系统的澳洲鲑太平洋群系资源量预测模型[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(1): 154-160.
- Zhang C, Chen X J. Forecasting model for spotted mackerel biomass based on grey system theory[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2019, 28(1): 154-160 (in Chinese).
- [9] 鲁泉, 陈新军. 改革开放40年来中国渔业产业发展及十四五产量预测[J]. 上海海洋大学学报, 2021, 30(2): 339-347.
- Lu Q, Chen X J. Development of Chinese fishery industry in 40 years of reform and opening up and production forecast in the 14th five-year plan[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2021, 30(2): 339-347 (in Chinese).
- [10] 朱念, 高国霞, 戴艳平. 基于灰色模型的广西北部湾海洋渔业产量与增加值预测研究[J]. 桂海论丛, 2015, 31(6): 79-83.
- Zhu N, Gao G X, Dai Y P. Research on forecast of marine fishery output and value added in Beibu gulf of Guangxi based on grey model[J]. Guihai Tribune, 2015, 31(6): 79-83 (in Chinese).
- [11] 陈新军. 灰色系统理论在渔业科学中的应用 [M]. 北京: 中国农业出版社, 2003.
- Chen X J. Application of grey system theory in fishery science [M]. Beijing: China Agriculture Press, 2003 (in Chinese).
- [12] 刘沛, 袁磊, 肖燕, 等. 上海市卫生总费用GM(1, N)模型构建[J]. 解放军医院管理杂志, 2020, 27(12): 1145-1147.
- Liu P, Yuan L, Xiao Y, *et al.* Construction of GM (1, N) model of total health expenditure in Shanghai[J]. Hospital Administration Journal of Chinese People's Liberation Army, 2020, 27(12): 1145-1147 (in Chinese).
- [13] 张开智, 姜红花, 柳平增, 等. 基于GM(1, N)模型的生姜种植面积预测[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(10): 139-143.
- Zhang K Z, Jiang H H, Liu P Z, *et al.* Prediction of ginger planting area based on GM (1, N) model[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(10): 139-143 (in Chinese).
- [14] 罗党, 秦嘉欣. 基于区域农业旱灾损失预测的混频GM(1, N)模型研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2020, 41(3): 25-31.
- Luo D, Qin J X. Study on mixed-frequency GM (1, N) model based on prediction of regional agricultural drought loss[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2020, 41(3): 25-31 (in Chinese).
- [15] 李炳军, 杨卫明. 基于灰色区间预测和GM(1, N)模型

- 的我国粮食供需结构平衡分析[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(18): 325-329.
- Li B J, Yang W M. Analysis of China's grain supply and demand structure balance based on grey interval prediction and GM (1, N) model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(18): 325-329 (in Chinese).
- [16] 李燕. 灰色预测模型的研究及其应用 [D]. 杭州: 浙江理工大学, 2012.
- Li Y. Research and application of the grey forecast model[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2012 (in Chinese).
- [17] 高雪, 陈新军, 余为. 基于灰色系统的西北太平洋柔鱼冬春生群资源丰度预测模型[J]. 海洋学报, 2017, 39(6): 55-61.
- Gao X, Chen X J, Yu W. Forecasting model of the abundance index of winter-spring cohort of Neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean based on grey system theory[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2017, 39(6): 55-61 (in Chinese).
- [18] Food and Agriculture Organization of the United Nations. The state of world fisheries and aquaculture[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2020.
- [19] 刘思峰, 杨英杰, 吴利丰, 等. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- Liu S F, Yang Y J, Wu L F, *et al.* Grey system theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 2014 (in Chinese).
- [20] 徐博, 张衡, 张瑛瑛, 等. 《南印度洋渔业协定》管理措施的新进展及我国的应对策略[J]. 中国农业科技导报, 2020, 22(4): 10-23.
- Xu B, Zhang H, Zhang Y Y, *et al.* New progress in management measures of the South Indian Ocean fisheries agreement and China's response strategies[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2020, 22(4): 10-23 (in Chinese).
- [21] 官文江, 吴佳文. 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[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(2): 298-304.
- Guan W J, Wu J W. Impacts of shape parameter of surplus production model on stock assessment of Indian Ocean yellowfin tuna[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2019, 28(2): 298-304 (in Chinese).
- [22] 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 (in Chinese).
- [23] 陈新军, 钱卫国, 刘必林, 等. 主要经济大洋性鱿鱼资源渔场生产性调查与渔业概况[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(3): 344-356.
- Chen X J, Qian W G, Liu B L, *et al.* Productive survey and fishery for major pelagic economic squid in the world[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2019, 28(3): 344-356 (in Chinese).
- [24] 陈新军. 世界头足类资源开发现状及我国远洋鱿钓渔业发展对策[J]. 上海海洋大学学报, 2019, 28(3): 321-330.
- Chen X J. Development status of world cephalopod fisheries and suggestions for squid jigging fishery in China[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2019, 28(3): 321-330 (in Chinese).
- [25] 陈晨, 赵丽玲, 陈新军. 印度洋过洋性渔业入渔风险评估研究[J]. 中国渔业经济, 2020, 38(6): 63-74.
- Chen C, Zhao L L, Chen X J. Risk assessment of distant-water fisheries in the coastal countries of Indian Ocean[J]. Chinese Fisheries Economics, 2020, 38(6): 63-74 (in Chinese).



## Prediction model of marine catch based on GM (1, N) in the Indian Ocean

LU Quan<sup>1,2</sup>, FANG Zhou<sup>1,3,4,5</sup>, LI Nan<sup>1</sup>, CHEN Xinjun<sup>1,3,4,5\*</sup>

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

2. Fisheries Bureau, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100125, China;

3. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

4. National Engineering Research Center for Oceanic Fisheries, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

5. Key Laboratory of Oceanic Fisheries Exploration, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** The Indian Ocean is an important marine fishery production area, and its marine catch has shown a continuously increasing trend in the past several decades. The scientific prediction of the catch trend in the future is of great significance to the development of China's pelagic fishery. Based on the catch data of Indian Ocean from 2000 to 2016, the main catch categories affecting the total catch were analyzed by using the grey system theory and method, and the catch of 2017 to 2018 were used for GM (1, N) models verification. Based on the optimal GM (1, N), the total catch in the Indian Ocean from 2019 to 2025 was predicted. According to the study, the main categories that affect the total catch in the Indian Ocean were bottom fish, crustacean, pelagic fish, other marine fish and cephalopod, and their grey correlation degree is above 0.70. The optimal prediction model is GM (1, 5) and GM (1, 6), the average relative error is 1.83% and 1.90% respectively, and the grey correlation degree is above 0.9. The average relative errors for 2017 and 2018 are 3.78% and 3.42% respectively. The total catch projections for 2019–2020 and 2021–2025 in the Indian Ocean are 11.86-12.90 million tons and 12.27-13.24 million tons, respectively. The main increases in catches are likely to come from pelagic, cephalopod and bottom fish. The study concluded that the growth of the total catch in the Indian Ocean during the 14th five-year plan period would be limited, with a total increase of less than 0.8 million tons, and that the total catch be basically at the stage of full development. It is recommended that the scale of fisheries development should be strictly controlled in the future in order to ensure the sustainable development of marine fisheries and the sustainable utilization of fishery resources in the Indian Ocean.

**Key words:** catch; grey correlation; GM (1, N) model; Indian Ocean

**Corresponding author:** CHEN Xinjun. E-mail: xjchen@shou.edu.cn

**Funding projects:** National Key R & D Program of China (2019YFD0901404); Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan (19DZ1207502)