DOI: 10.3724/SP.J.1118.2018.17462

基于不同模型研究环境因子对中西太平洋鲣资源丰度的影响

方舟^{1,2,3,4},陈洋洋¹,陈新军^{1,2,3,4},郭立新¹

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. 国家远洋渔业工程技术研究中心, 上海 201306;

4. 农业农村部大洋渔业开发重点实验室, 上海 201306

摘要:根据 1998—2013 年中西太平洋鲣(*Katsuwonus pelamis*)生产数据,选取时空因子(年、月、经纬度)和环境因子[海表面温度(SST)、海表面高度(SSH)、尼诺指数(ONI)和叶绿素 a 浓度]Chl-a)],通过两种不同的模型(广义加性模型 GAM 和提升回归树模型 BRT)研究各因子对鲣资源丰度(以 CPUE 表示)的影响。研究结果认为, GAM 模型中, 经度对 CPUE 的影响最大,累计解释偏差超过 50%,其次为纬度、年和月;在环境因子中,SSH 最为重要,其次为 ONI,而 SST 和 Chl-a 的影响相对较低。BRT 模型分析结果与 GAM 分析结果类似,时空因子相对占据了重要的地位,其中经度的影响最大,其次为年、纬度和月;而在环境因子中,ONI 的重要性相对更高,其次为 SSH, SST 和 Chl-a 同样影响较低。研究认为,两种模型均能较好地反映出因子对 CPUE 的影响。由于厄尔尼诺/拉尼娜现象引起的海洋环境变化会使鲣资源分布产生差异,因此在后续的渔情预报研究中,应该更多地考虑将 ONI 因子纳入渔情预报模型中,以提高预测精度。

近 30 年以来,金枪鱼渔业发展十分迅速,其 中鲣(Katsuwonus pelamis)作为类金枪鱼物种,其 产量在金枪鱼渔业中占有很高的比例^[1]。作为全 球金枪鱼围网的重要作业渔场之一,中西太平洋 海域的鲣年产量在近 10 年内均超过 150 万 t,在 金枪鱼围网产量中占比超过 70%^[2]。大量研究表 明,鱼类的分布与其周围的环境条件有着密切的 关系,而海洋环境的变化会对渔业资源产生短期 和长期的影响,也会引起其在时空以及数量和质 量上的波动,因此研究环境因子对渔业资源的影 响,有助于我们更好地了解渔业资源的分布情况, 提升渔情预报的可靠性^[3]。传统的分析方法主要 依靠回归模型来实现,而现今的研究中利用一般 线性回归模型已经较为少见,主要利用分段式的 线性回归等方法,如广义线性模型(generalized linear model, GLM)和广义加性模型(generalized additive model, GAM)^[4-5],它们能够较好地处理 非线性问题,有效地提升研究精度。随着技术的 发展,机器学习(machine learning)方法不断涌现,包括分类决策树(classification and regression tree, CART)、随机森林(random forest, RF)、支持向量 机(support vector machine, SVM)^[6-7]等,以其良好 的数据挖掘能力和模型学习能力,被大量研究者 所推崇。目前针对不用模型分析渔场环境因子对 渔业资源影响的研究并不多见。为此,本研究根 据 1998—2013 年中西太平洋鲣生产统计数据,通 过选取传统分析方法(GAM)和机器学习方法 (BRT)这两种不同类型的方法来分析环境因子对

收稿日期: 2017-12-28; 修订日期: 2018-01-25.

基金项目:海洋局公益性行业专项(20155014);上海市科技创新计划项目(15DZ1202200).

作者简介: 方舟(1988-), 男, 博士后, 专业方向为渔业资源. E-mail: zfang@shou.edu.cn

通信作者: 陈新军, 教授. E-mail: xjchen@shou.edu.cn

鲣资源的影响,比较不同模型间的差异,并验证 模型的性能和实际效果,为我国金枪鱼围网渔场 学研究和渔情预报提供相关的参考依据。

1 材料与方法

1.1 资料来源

中西太平洋鲣生产统计资料来自太平洋秘书 处(the Secretariat of the Pacific Community, SPC)。 数据包括日本、韩国、中国、澳大利亚、美国、 西班牙和南太平洋岛国等所有在此海域进行鲣围 网作业的国家和地区,统计内容包括年、月、经 度、纬度、投网次数以及渔获量。SPC 提供的数 据库中,空间分辨率为经纬度 5°×5°,统计区域为 15°S~15°N, 125°E~180°E。研究时间为 1998— 2013 年。

海表面温度(SST)来自美国宇航局(NASA) (http://poet.jpl.nasa.gov/);厄尔尼诺/拉尼娜事件 采用 Nino3.4 区海表温度距平值指数(尼诺指数 Ocean Nino Index, ONI)来表示,时间单位为月, 数据来源于美国 NOAA 气候预报中心 http://www. cpc.ncep.noaa.gov。海表面高度(SSH)来自哥伦比 亚大学网站(http://iridl.ldeo.columbia.edu/docfind/ databrief/cat-ocean.html),叶绿素 a 浓度(chl-a)来源 于美国 NOAA 中太平洋观测网点(http://oceanwatch. pifsc.noaa.gov/)。

1.2 研究方法

1.2.1 计算 单位捕捞努力量渔获量[catch per unit effort, CPUE(t/net)]可以作为表征金枪鱼资源 密度的指标^[8], CPUE 计算公式如下:

$$CPUE = \frac{C_{ymij}}{E_{ymij}}$$

式中, CPUE 为单位捕捞努力量渔获量, 单位为 t/net; *C_{ymij}* 为渔获量; *E_{ymij}* 为捕捞努力量(即累计 的作业总网次); *y* 为年; *m* 为月; *i* 为经度; *j* 为 纬度。

1.2.2 数据匹配 通过 R 语言软件的相关程序包, 将下载的海表温度(SST)、海表面高度(SSH)和叶 绿素 a 浓度(Chl-a)利用空间插值的方式与渔业数 据(经纬度、产量和 CPUE)进行匹配, 使得环境数 据与渔业数据一一对应。

1.2.3 广义加性模型(GAM)建立 广义加性模型(GAM)通过将函数与相应变量进行移动的变化,将基于指数分布的回归与一般线性回归进行整合^[3]。其中 GAM 模型的表达式为:

 $\ln(\text{CPUE}+1) \sim s(\text{year}) + s(\text{month}) +$

factor(latitude) + s(longtitude) +

s(SST) + s(SSH) + s(Chl-a) + s(ONI)

式中, CPUE 进行了对数化处理; *s* 为自然立方样 条平滑(natural cube spline smoother); *s*(year)为年 效应; *s*(month)为月效应; *s*(longtitude)为经度效应; *s*(SST)为表温效应; *s*(SSH)为海表面高度效应; *s*(Chl-a)为叶绿素浓度效应; *s*(ONI)为尼诺指数效 应; 由于纬度的数值组成太少,因此此处将纬度 以因子 factor(latitude)形式处理。

1.2.4 提升回归树模型建立 提升回归树结合了 提升(boosting)和分类回归树(classification and regression trees, CART)两种技术,它通过组合大 量简单决策树来优化模型^[9-11],主要内容可以写 为*M* 棵分类回归树相加的形式:

$$\mathbf{f}_M(X) = \sum_{m=1}^M T_m(X, \gamma_m)$$

式中, *X*为 SST、SSH 等预测变量, $T_m(X, \gamma_m)$ 为第 *m* 棵分类回归树, γ_m 为其参数, 代表了该决策树的 分裂点和每个叶子结点的赋值, 求解 γ_m 的过程即 单棵决策树的学习过程。

然后,通过逐步迭代的方式来对每一棵树进 行学习。对装袋分数(bagging fraction)、学习率 (learning rate, lr)和树的复杂度(tree complexity, tc) 三项参数进行选择,其中装袋分数选择 0.75, lr 和 tc 对模型影响相对较大,因此选择设置 lr 为 0.001、0.005、0.01、0.1, tc 为 1、2、4、8,通过 模型预测过程和预测偏差选择最优 lr 和 tc。具体 参考高峰等^[12]。以 10 倍交叉验证(10-fold crossvalidation)方法建立提升回归树模型,取平均估 计偏差最小的决策树数量为最佳决策树数量。最 后通过计算提升回归树中的预测因子相对重要性 的平方,通过正规化处理,使得所有因子相加之 和为 1,以百分数的形式表征因子的影响程度。

上述分析均使用 R gui 3.2.3 软件进行, 其中 GAM 使用"mgcv"包分析, BRT 使用"gbm"包分析。

2 结果与分析

2.1 广义加性模型(GAM)

首先验证响应变量的残差(residual)是否服从 正态分布。结果发现,残差数据点在正态 q-q 图中 几乎形成一条直线(图 1b),这说明本研究中关于 响应变量的残差服从正态分布的假设,可以用于

GAM 模型的分析。

此模型作为对 CPUE 总偏差的解释为 67.9% (表 1)。其中, 经度变量对 CPUE 的影响最大, 解释了 55.9%的总偏差; 随后, 影响由大到小依次是 纬度(9.0%)、年(1.5%)、月份(0.6%)、SSH (0.40%)、 ONI (0.30%)、SST (0.11%)、Chl-a (0.09%)。



图 1 1998—2013 年中西太平洋鲣响应变量残差的频次分布及其检验 a. 响应变量残差的频次分布; b. 响应变量残差的正态 q-q 图

Fig. 1 The frequency distribution of residual of dependent variable for *Katsuwonus pelamis* in the west-central Pacific Ocean from 1998 to 2013 and its distribution tests

a. Frequency distribution of residual of dependent variable; b. Normal q-q plot of residual of dependent variable.

表1 中西太平洋鲣收获率 GAM 模型拟合结果的偏差分析及最适 GAM 模型 Tab. 1 Summary of analysis of deviance for generalized additive model (GAM) and goodness-of-fit statistics for the GAMs fitted to the *Katsuwonus pelamis* catch rate data in the west-central Pacific Ocean

解释变量 explanatory variable	自由度 df	F	Р	AIC	R^2	累计解释偏差/% cumulative interpretation deviation
无效 null	-	-	-		-	-
+年 +year	3.92	17.98	5.62e-14	10577.87	0.014	1.5
+月 +month	3.67	6.11	4.43e-05	10556.72	0.019	2.1
+纬度 +latitude	-	-	-	10114.84	0.109	11.1
+经度 +longitude	3.98	1952.50	<2e-16	5533.43	0.669	67.0
+SST	1.63	0.48	0.002	5534.97	0.669	67.1
+SSH	2.78	23.61	3.38e-15	5464.99	0.674	67.5
+ONI	2.80	3.19	0.016	5459.20	0.675	67.6
+Chl-a	1.95	14.93	1.0e-07	5427.23	0.677	67.9

从时间因素来看,年对 CPUE 的影响从 1998 年到 2003 年逐渐下降,随后又上升,至 2008 年达 到顶点,并再次下降。月的变化在 1—4 月处于一 年的高位,并在 4 月达到最大;随后下降,并在 8 月达到年度最低,后续有所回升,处于中位。从空 间因素来看,经度对 CPUE 的影响随着经度的增 大而迅速增大,变化的幅度最大(图 2)。

环境因素方面, SST 在 27~29℃范围内, 随着 SST 升高, CPUE 小幅度下降; 在超过 29℃后, CPUE 基本保持稳定。SSH 在 85 cm 之前均保持 大幅上升趋势,在 85 cm 之后基本保持稳定;ONI 在-1~1 的范围内基本保持稳定,在大于 1 之后, 则下降明显;Chl-a在 0~0.2 之间相对变化不大,比 较集中,随后有一定的波动,但偏差较大(图 2)。

2.2 提升回归树(BRT)

对 4 种不同学习率(lr)和复杂度(tc)进行模拟 分析。结果发现,当 lr 在 0.001 和 0.005 时,模型 拟合过程相对较慢,且当决策树在 4000 棵时,偏 差仍处于下降趋势,未能达到最佳的模型性能 (图 3)。lr 为 0.01 时, tc 为 1、2、4、8 的模型在



图 2 基于广义加性模型的时空与环境因子效应对中西太平洋鲣 CPUE 的影响 Fig. 2 Effects of spatial-temporal and environment factors on *Katsuwonus pelamis* CPUE derived from the GAM analysis in the west-central Pacific Ocean







4000 棵决策树前预测偏差处于下降趋势,且在 tc 为 8 时在 3950 棵决策树达到最小预测值,其平均 预测偏差为 35.89。lr 为 0.1 时,分支树在 2000 以 内均达到拟合,但其最小预测偏差值比 lr 为 0.01 时小(图 3)。因此,本研究选择 lr 为 0.01 和 tc 为 8

作为预报模型的参数进行后续分析。

提升回归树分析表明, 经度对 CPUE 的影响 最大, 占所有因子影响的 60.4%; 年和 ONI 为第 二和第三位, 分别占 9.2%和 7.7%; 随后依次为纬 度(5.2%), SSH(5.0%), 月份(4.9%), SST(4.5%)以 及 Chl-a(3.1%)。空间因子所占的比例最大,从变 化上来看,在经度超过约 138°E 后,CPUE 迅速上 升,并在 140°E 之后呈阶梯形上升;年效应则在 2005 年之后处于较高位置,在此之前则相对较低; 月效应以6月为分界点,在此之前 CPUE 较高,之 后则较低;纬度变化在 2.5°N 之后又较大幅度上 升;其他的因子影响不明显。在环境因子中,ONI 指数所占的比例最高,指数在 1.5 有着一定的波 动,之后大幅下降;SSH在 60 cm之后有小幅上升 随后保持平稳;SST 变化不明显;Chl-a在 0.4 之前 较高,随后基本没有变化(图 4)。

3 讨论

广义相加模型(GAM)更加注重对数据进行非参数性的探索,主要适用于数据非线性关系的描述,同时在 GAM 中每个变量都是相对独立的,各变量之间并不会产生相互依赖,因此比较适宜于研究渔业中 CPUE 和其对应的环境因子之间的关系^[13]。在本研究中,可以发现中西太平洋鲣CPUE 受到时间因子(年、月),空间因子(经纬度)和环境因子(SST, SSH, ONI, Chl-a)多种因子的影响。从分析结果来看,经度是对 CPUE 影响最大的因子,其中 130°E~150°E 之间的变化最大,CPUE 主要分布于 150°E~175°E。主要是因为东太平洋上升流受到季风的影响,将大量的营养盐随

洋流向西流动,同时该海域也是南赤道流和赤道 逆流的交界处,属于陆源边界流的一部分,因此 初级生产力也相对较高,比较适宜鲣的生长^[14]。 不同年和月份也对 CPUE 有着一定的影响,年间 CPUE 经历较大的波动,这主要与环境的大幅度 变化(如极端气候)有着密切的关系^[15-16];造成月 间产量不均的情况主要是由于在第一、二季度主 要作业区域位于中西太平洋暖池的中心,该海域 的温度十分适宜鲣的生长,因此该海域鲣的产量 也相对较高;而下半年作业区域相对偏西,该海 域相对远离暖池中心,因此鲣资源丰度相对较低, 产量也较低。

本研究中,环境因子在 GAM 分析中的影响 比例相对较小。其中海面高度 SSH 的影响相对较 大,这在唐浩等^[13]的研究中也有所反映,可以考 虑将 SSH 作为潜在的因子应用于后续的渔情预报 中。尼诺指数(ONI)主要在-1~1 的范围内变化,陈 洋洋等^[17]对 CPUE 与厄尔尼诺的关系进行了研究, 发现在发生厄尔尼诺事件时,中西太平洋鲣的 CPUE 相对较低,而在发生拉尼娜事件期间, CPUE 相对较高。因此不同气候条件也会对中西 太平洋鲣的 CPUE 产生一定的影响,但更主要的 是影响鲣的空间分布变化^[8]。鲣是一种恒温性鱼 类,适宜的 SST 主要处于 28~30℃^[18-19],而中西 太平洋海域的年温度变化也较小,鲣基本栖息在



图 4 基于提升回归树的时空与环境因子效应对中西太平洋鲣 CPUE 的影响 Fig. 4 Effects of spatial-temporal and environment factors on *Katsuwonus pelamis* CPUE derived from the BRT analysis in the west-central Pacific Ocean

该温度范围内,因此 SST 的变化对 CPUE 的影响 也相对较弱。由于在合适鲣渔场中,初级生产力 相对较稳定,因此叶绿素 a 浓度对 CPUE 的影响 也相对较小。

提升回归树(BRT)作为近几年来较为流行的 集成机器学习方法,已较为广泛地应用于渔业建 模中^[12, 20]。由于其有着较高的预测精度,同时不 易出现过度拟合的情况,因此也经常将该模型分 析结果与传统方法进行对比, 以凸显其应用优 势。从结果显示来看,与 GAM 得出的结果类似, 时空因子占据了相对重要的影响, 经度的影响百 分比超过 60%, 这主要与作业人员的工作经验对 渔场位置的选择影响有较大关系,同时模型由于 数据的典型性, 也会强化时空因子的影响^[3,12]。在 环境因子中,尼诺指数(ONI)对 CPUE 的影响在其 中是最高的。以往的研究中,大多数学者仅仅考 虑 SST 所产生的影响^[13, 18, 21], 而长时间序列数据 所包含的变化可能与更大尺度的气候变化有关。 厄尔尼诺-南方涛动(ENSO)现象对中西太平洋鲣 的影响已经在前人的研究中多次提及[14-17],因此 应当对 ONI 的变化予以重视,同时也应该在后续 鲣的渔情预报中添加 ONI 作为一个重要的因子, 以获得更为准确的预报效果。SSH 对鲣 CPUE 的 影响要高于SST和Chl-a,因此也需要综合多个环 境因子来更为全面地分析 CPUE 的变化情况。总 的来看,提升回归树的分析结果与 GAM 所得出 的结果相似,并且能够提供给每个因子标准化的 百分比,这比 GAM 模型中逐步分析的方法更为 直观。

本研究根据 1998—2013 年中西太平洋鲣围 网捕捞渔业生产数据,通过使用不同的模型,分 析各种环境因子和时空因子对鲣 CPUE 变化的影 响,为后续的鲣渔情预报因子选择提供了可靠的 依据。综合两个模型结果来看,时空因子,尤其是 经度对鲣 CPUE 的影响最大,而在环境因子中, SSH 和 ONI 为两个相对重要的因子,应当应用在 后续渔情预报的建模中。提升回归树有着更为直 观的分析结果,同时受到数据本身的影响较小, 因此该模型适宜应用于相关的渔业数据分析和建 模中。

参考文献:

- Collette B B, Nauen C E. FAO Species catalogue vol 2 scombrids of the world—An annotated and illustrated catalogue of tunas, mackerels, bonitos, and related species known to data[R]. FAO Fisheries Synopsis, 1983, 125(2): 83-86.
- [2] Jin S F, Fan W. Review and perspectives on skipjack tuna fishery under global climate change[J]. Fishery Information and Strategy, 2014, 29(4): 272-279. [靳少非, 樊伟. 鲣鱼资 源开发利用研究现状及未来气候变化背景下研究展望[J]. 渔业信息与战略, 2014, 29(4): 272-279.]
- [3] Chen X J, Gao F, Guan W J, et al. Review of fishery forecasting technology and its models[J]. Journal of Fisheries of China, 2013, 37(8): 1270-1280. [陈新军, 高峰, 官文江, 等. 渔情预报技术及模型研究进展[J]. 水产学报, 2013, 37(8): 1270-1280.]
- [4] Guisan A, Edwards T C, Hastie T. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene[J]. Ecological Modelling, 2002, 157(2-3): 89-100.
- [5] Chang J H, Chen Y, Holland D, et al. Estimating spatial distribution of American lobster *Homarusa mericanus* using habitat variables[J]. Marine Ecology Progress Series, 2010, 420: 145-156.
- [6] Li Z G, Ye Z J, Wan R, et al. Model selection between traditional and popular methods for standardizing catch rates of target species: A case study of Japanese Spanish mackerel in the gillnet fishery[J]. Fisheries Research, 2015, 161(2): 312-319.
- [7] Crespi-abril A C, Ortiz N, Galván D E. Decision tree analysis for the determination of relevant variables and quantifiable reference points to establish maturity stages in *Enteroctopus megalocyathus* and *Illex argentinus*[J]. ICES Journal of Marine Science, 2015, 72(5): 1449-1461.
- [8] Wang J T, Chen X J. Changes and prediction of the fishing ground gravity of skipjack (*Katsuwonus pelamis*) in Western-Central Pacific[J]. Periodical of Ocean University of China, 2013, 43(8): 44-48. [汪金涛, 陈新军. 中西太平洋鲣 鱼渔场单位重心变化及其预测模型建立[J]. 中国海洋大 学学报, 2013, 43(8): 44-48.]
- [9] Elith J, Leathwick J R, Hastie T. A working guide to boosted regression trees[J]. Journal of Animal Ecology, 2008, 77(4): 802-813.
- [10] Friedman J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. Annals of Statistics, 2001, 29(5): 1189-1232.
- [11] Brieman L, Friedman J, Olshen R, et al. Classification and Regression Trees[M]. Belmont: Chapman & Hall/CRC, 1984:

1-368.

- [12] Gao F, Chen X J, Guan W J, et al. Fishing ground forecasting of chub mackerel in the Yellow Sea and East China Sea using boosted regression trees[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2015, 37(10): 39-48. [高峰,陈新军, 官文江, 等. 基于提 升回归树的东、黄海鲐鱼渔场预报[J]. 海洋学报, 2015, 37(10): 39-48.]
- [13] Tang H, Xu L X, Chen X J, et al. Effects of spatiotemporal and environmental factors on the fishing ground of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in the Western and Central Pacific Ocean based on generalized additive model[J]. Marine Environmental Science, 2013, 32(4): 518-522. [唐浩, 许柳 雄, 陈新军, 等. 基于 GAM 模型研究时空及环境因子对 中西太平洋鲣鱼渔场的影响[J]. 海洋环境科学, 2013, 32(4): 518-522.]
- [14] Lehodey P M, Bertibanac J, Hampton A, et al. El Niño Southern Oscillation and tuna in the western Pacific[J]. Nature, 1997, 389: 715- 718.
- [15] Zhou S F. Impacts of the El Niño Southern Oscillation on skipjack tuna purse-seine fishing grounds in the Western and Central Pacific Ocean[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2005, 12(6): 739-744. [周甦芳.厄尔尼诺—南方涛动 现象对中西太平洋鲣鱼围网渔场的影响[J]. 中国水产科 学, 2005, 12(6): 739-744.]
- [16] Zhou S F, Shen J H, Fan W. Impacts of the El Niño Southern Oscillation on skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) purse-seine fishing grounds in the Western and Central Pacific Ocean[J]. Marine Fisheries, 2004, 26(3): 167-172. [周 甦芳, 沈建华, 樊伟. ENSO 现象对中西太平洋鲣鱼围网 渔场的影响分析[J]. 海洋渔业, 2004, 26(3): 167-172.]
- [17] Chen Y Y, Chen X J. Influence of El Niño/La Niña on the

abundance index of skipjack in the Western and Central Pacific Ocean[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2017, 26(1): 113-120. [陈洋洋,陈新军. 厄尔尼诺/拉尼娜现象 对中西太平洋鲣资源丰度的影响[J]. 上海海洋大学学报, 2017, 26(1): 113-120.]

- [18] Yang S L, Zhou S F, Zhou W F, et al. The relationship between skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) catch and water temperature and surface salinity in the west-central Pacific Ocean based on Argo data[J]. Journal of Dalian Fisheries University, 2010, 25(1): 34-40. [杨胜龙,周甦芳,周为峰, 等. 基于 Argo 数据的中西太平洋鲣渔获量与水温、表层 盐度关系的初步研究[J]. 大连水产学院学报, 2010, 25(1): 34-40.]
- [19] Ye T H, Feng B, Yan Y R, et al. The relationship between skipjack (*Katsuwonus pelamis*) catch and vertical water temperature and salinity in the West-central Pacific Ocean[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2012(1): 49-55.
 [叶泰豪,冯波,颜云榕,等.中西太平洋鲣渔场与温盐垂 直结构关系的研究[J]. 海洋湖沼通报, 2012(1): 49-55.]
- [20] Martínez-Rincón R O, Ortega-García S, Vaca-Rodríguez J G. Comparative performance of generalized additive models and boosted regression trees for statistical modeling of incidental catch of wahoo (*Acanthocybium solandri*) in the Mexican tuna purse-seine fishery[J]. Ecological Modelling, 2012, 233(2): 20-25.
- [21] Guo A, Chen X J. Studies on the habitat suitability index based on the vertical structure of water temperature for skipjack (*Katsuwonus pelamis*) purse seine fishery in the west-central Pacific Ocean[J]. Marine Fisheries, 2009, 31(1): 1-9. [郭爱, 陈新军. 利用水温垂直结构研究中西太平洋鲣 鱼栖息地指数[J]. 海洋渔业, 2009, 31(1): 1-9.]

Influence of environmental factors on the abundance of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in west-central Pacific Ocean determined using different models

FANG Zhou^{1, 2, 3, 4}, CHEN Yangyang¹, CHEN Xinjun^{1, 2, 3, 4}, GUO Lixin¹

- 1. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;
- The Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Shanghai Ocean University, Ministry of Education, Shanghai 201306, China;
- 3. National Engineering Research Center for Oceanic Fisheries, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;
- 4. Key Laboratory of Oceanic Fisheries Exploration, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shanghai 201306, China

Abstract: Correlations of the catch per unit effort (CPUE) (based on the catch data of skipjack tuna, caught using the purse seine technique in the west-central Pacific Ocean) with spatial-temporal factors (year, month, latitude, and longitude) and environmental factors (sea surface temperature, SST; sea surface height, SSH; oceanic nino index, ONI; and chlorophyll-a, Chl-a) were analyzed, and the relative importance of CPUE was estimated using two different types of models (Generalized additive model: GAM, and Boosted regression tree: BRT). The results showed that longitude is the most important factor in determining the importance of CPUE using GAM, accounting for more than 50% of the total CPUE, while latitude, year, and month had decreasing importance in the order mentioned. SSH is the most important environmental factor in GAM, and ONI, SST, and Chl-a are less important in determining the importance of CPUE. The result of BRT was similar to that of GAM; longitude is the most important for 60% of the total importance of CPUE, while year, latitude, and month were of less importance, with their importance decreasing in the order mentioned. ONI is the most importance of CPUE. ENSO induced oceanographic variation will change the abundance distribution of skipjack tuna; so, ONI should be included in fishery forecasting models to improve the accuracy of prediction in future.

Key words: west-central Pacific; *Katsuwonus pelamis*; abundance; environment factor; fishing ground; model **Corresponding author**: CHEN Xinjun. E-mail: xjchen@shou.edu.cn