

DOI: 10.19663/j.issn2095-9869.20190407001

http://www.yykxjz.cn/

石永闯, 朱清澄, 黄硕琳, 冯慧丽. 西北太平洋秋刀鱼 CPUE 标准化研究. 渔业科学进展, 2020, 41(5): 01-12
Shi YC, Zhu QC, Huang SL, Feng HL. Study on CPUE standardization of Chinese Pacific saury (*Cololabis saira*) fishery in the Northwest Pacific Ocean. Progress in Fishery Sciences, 2020, 41(5): 01-12

西北太平洋秋刀鱼 CPUE 标准化研究*

石永闯¹ 朱清澄^{2,3①} 黄硕琳^{1,2,4} 冯慧丽²

(1. 上海海洋大学海洋文化与法律学院 上海 201306; 2. 上海海洋大学海洋科学学院 上海 201306;
3. 上海海洋大学国家远洋渔业工程技术研究中心 上海海洋大学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; 4. 上海海洋大学海洋政策与法律研究所 上海 201306)

摘要 秋刀鱼(*Cololabis saira*)是西北太平洋海域重要的渔业种类之一,其资源评估工作已成为热点问题,单位捕捞努力量渔获量(CPUE)标准化可以为开展有效的资源评估研究提供科学依据。为此,本研究利用 2003~2017 年中国大陆西北太平洋秋刀鱼渔业生产统计资料,结合卫星遥感获得的海洋环境数据,如海表面温度、海表温度梯度、海表面高度等,基于广义线性模型(General linear model, GLM)和广义可加模型(Generalized additive model, GAM)对中国大陆西北太平洋秋刀鱼渔业进行 CPUE 标准化。结果显示,根据 BIC 准则,在 GLM 模型结果中,年份、月份、经度、纬度、海表面温度、海表面高度、海表温度梯度及年份与月份对 CPUE 具有显著影响,并组成了 GLM 模型的最佳模型,对 CPUE 偏差的解释率为 52.47%;在 GAM 模型结果中,除上述 8 个影响变量外,交互项月份与经度和月份与纬度也对 CPUE 影响较大,GAM 的最佳模型对 CPUE 偏差的解释率为 61.9%。通过 5-fold 交叉验证分析发现,GAM 模型标准化结果较优于 GLM 模型,更适合于西北太平洋秋刀鱼渔业 CPUE 标准化。

关键词 秋刀鱼; 广义可加模型; 广义线性模型; CPUE 标准化; 西北太平洋
中图分类号 S932.4 **文献标识码** A **文章编号** 2095-9869(2020)05-0001-12

单位捕捞努力量渔获量(Catch Per Unit Effort, CPUE)常作为相对资源丰度指数而广泛运用于渔业资源评估和管理中(Hilborn, 1992; Maunder *et al*, 2004; Erisman *et al*, 2011; 冯波等, 2014)。目前,由于商业性渔业数据具有易获得和低消耗等特点,我国渔业资源评估和渔场研究仍然依赖于该类数据(Guan *et al*, 2014; 李亚楠等, 2018; 陶雅晋等, 2019)。然而,由渔业生产统计数据计算的名义 CPUE 与资源量关系较复杂,会受到海洋环境因素(海表面温度、海表面高度、海表温度梯度)、时空效应(年份、月份、经度、纬度)、捕捞能力(渔船长度)以及商业捕捞策略等因素

的影响,无法真实反映鱼类资源丰度变化,导致在渔业资源评估中 CPUE 与资源量间正比关系的假设常被诟病(Harley, 2001; Ye *et al*, 2009)。CPUE 标准化可去除部分外界因素对 CPUE 的影响,使其更加准确地表达渔业资源丰度的变化情况,从而增加资源评估的容错性和可靠性(Salthaug *et al*, 2003; Campbell, 2004; Maunder *et al*, 2004)。因此,开展 CPUE 标准化研究是进行资源评估前的一项基础性工作。

近年来,许多学者运用不同的统计模型进行了 CPUE 标准化研究,陆化杰等(2013)利用广义线性模型(General linear model, GLM)和广义可加模型

* 国家科技支撑计划(2013BAD13B05)资助 [This work was supported by National Key Technology Support Program (2013BAD13B05)]. 石永闯, E-mail: syc13052326091@163.com

① 通讯作者: 朱清澄, 教授, E-mail: qcztu@shou.edu.cn

收稿日期: 2019-04-07, 收修改稿日期: 2019-06-05

(Generalized additive model, GAM)对中国大陆西南大西洋阿根廷滑柔鱼(*Illex argentinus*)渔业 CPUE 标准化,表明 GAM 模型比 GLM 模型更适合用于该渔业 CPUE 标准化。Mateo 等(2014)分别用 GLM 模型、GAM 模型和回归树模型对黑鲷鱼(*Anoplopoma fimbria*)进行了 CPUE 标准化研究并对比分析了标准化结果。徐洁等(2015)和李娜等(2018)分别利用基于空间自相关的 GLM 模型对西北太平洋柔鱼(*Ommastrephes bartramii*)和阿根廷滑柔鱼的 CPUE 进行了标准化研究。目前,GLM 模型和 GAM 模型是 CPUE 标准化研究最常用的 2 个模型(Maunders *et al.*, 2004),GLM 模型假设响应变量与解释变量间存在线性关系,但大部分情况下,由于外界因素的影响,CPUE 与环境等因子存在非线性关系(Hinton *et al.*, 2004; Venables *et al.*, 2004; Thorson *et al.*, 2013)。GAM 模型是 GLM 模型的延伸,可以处理好这种非线性关系(Chen *et al.*, 2009; Guan *et al.*, 2014)。这 2 种模型具有简单、易操作等特点,均可使用用户良好型软件来执行计算(Rodriguez *et al.*, 2003),是资源评估研究处于起步阶段的渔业进行 CPUE 标准化的良好选择。

秋刀鱼(*Cololabis saira*)是一种中上层小型洄游性鱼类(Watanabe *et al.*, 1988),广泛分布在日本群岛至美国沿岸的太平洋海域,主要渔场分布在日本海、太平洋海域和鄂霍次海(Tiana *et al.*, 2004; Nakaya *et al.*, 2010)。现阶段,中国大陆、中国台湾、韩国、俄罗斯、日本、瓦努阿图为主要的秋刀鱼生产国家和地区(汤振明等, 2004; 花传祥等, 2017, 石永闯等, 2018)。中国大陆于 2003 年开始在西北太平洋海域进行秋刀鱼资源探捕,其中,2014 年到达最高产量(7.6×10^4 t),秋刀鱼渔业也成为中国最重要的渔业之一。近年来,由于捕捞强度、环境因素等影响,秋刀鱼资源量发生波动,渔获量出现明显的年间变化(Tian, 2003; Watanabe *et al.*, 2006; Tseng *et al.*, 2013)。同时,秋刀鱼已被北太平洋渔业管理委员会列为优先管理鱼种之一(Zavolokin, 2018),相关资源评估和管理方案制定等工作已被纳入议事日程。目前,对秋刀鱼生物学(张阳等, 2013)、渔场分布(花传祥等, 2005; 晏磊等, 2012; 张孝民等, 2015)、渔具性能(许巍等, 2005; 石永闯等, 2016、2018)等进行了一些研究,但对中国大陆西北太平洋秋刀鱼渔业 CPUE 标准化的研究尚未见报道。

为此,本研究根据 2003~2017 年中国大陆在西北太平洋海域的秋刀鱼生产统计资料,结合卫星遥感获得的海洋环境数据,如海表面温度(SST)、海表面高度(SSH)以及海表温度梯度(SSTG)等,基于 GLM 和

GAM 模型对中国大陆西北太平洋秋刀鱼渔业进行 CPUE 标准化,并对比分析 2 种模型的结果。应用 GLM 和 GAM 模型对秋刀鱼渔业 CPUE 进行标准化,以期为西北太平洋秋刀鱼资源评估工作提供基础。

1 材料与方法

1.1 研究区域

研究区域位于日本和俄罗斯的专属经济区(EEZ)之外(图 1),该区域位于黑潮暖流和亲潮寒流的交汇处,它们共同为海洋生物提供了充足的营养基础,使该地区成为世界上高产海域之一(Watanabe *et al.*, 2006)。

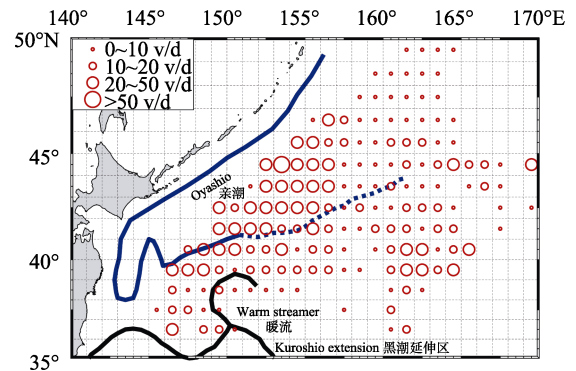


图 1 研究区域

Fig.1 Study area of Pacific saury

蓝色实线代表亲潮寒流,蓝色虚线代表亲潮延伸流,黑色线代表黑潮暖流,红色圆圈代表 CPUE

The blue solid lines represent the Oyashio cold current, the blue dashed lines represent the Oyashio extension current, the black lines correspond to Kuroshio warm current, and the red circles represent CPUE, in units of tons per vessel per day

1.2 数据来源

1.2.1 渔业数据 2003~2017 年西北太平洋秋刀鱼统计数据源自于中国远洋渔业分会上海海洋大学秋刀鱼技术组,数据包括日期、纬度、经度、产量(t)和作业天数,时间分辨率为 d、空间分辨率为 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 。由于中国大陆在西北太平洋生产渔船参数基本一致,因此,本研究在数据分析时忽略其影响。

CPUE 定义为每天的捕捞产量,第 i 年、 l 月、 k 经度、 j 纬度(分辨率为 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$)对应的月均 CPUE 定义为:

$$CPUE_{i,l,k,j} = \frac{\sum Catch_{i,l,k,j}}{\sum E_{i,l,k,j}} \quad (1)$$

式中, $\sum Catch_{i,l,k,j}$ 为第 i 年、 l 月、 k 经度、 j

纬度总产量。 $\sum E_{i,l,k,j}$ 为对应的总作业天数。

1.2.2 海洋环境数据 环境数据包括海表面温度、海表温度梯度、海表面高度。其中, SST 数据来源于 NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration; ftp.nodc.noaa.gov), 空间分辨率为 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$; SSH 数据来自 AVISO (Archiving Validation and Interpolation of Satellite Oceanographic; www.avisometry.fr), 空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$; SSTG 数据从梯度幅值估算得出, 方程如下:

$$SSTG_{i,j} = \sqrt{\left(\frac{SST_{i+1,j} - SST_{i-1,j}}{\Delta x}\right)^2 + \left(\frac{SST_{i,j+1} - SST_{i,j-1}}{\Delta y}\right)^2} \quad (2)$$

式中, $SST_{i+1,j}$ 、 $SST_{i-1,j}$ 、 $SST_{i,j+1}$ 和 $SST_{i,j-1}$ 为 4 个相邻网格的 SST 数值, i 和 j 分别代表行号和列号, Δx 是 $j-1$ 和 $j+1$ 列的经度距离, Δy 是 $i-1$ 和 $i+1$ 的纬度距离。 $SSTG_{i,j}$ 为 i,j 网格的 SSTG 值, 单位为 $^\circ/\text{km}$ 。因渔业生产数据和海洋环境数据的空间分辨率不同, 本研究将其转化为统一标准。

1.3 变量的相互独立性检验

本研究根据秋刀鱼渔业特点选择解释变量为年份、月份、经度、纬度、海表面温度、海表温度梯度和海表面高度。通过方差膨胀因子(VIF)和 Spearman 相关系数对解释变量进行相互独立性检验(表 1)。当 $VIF < 10$ 时, 认为变量之间无严重多重共线性(Menard *et al.*, 2011; Tien *et al.*, 2011)。从表 1 可以看出, 各个解释变量的 VIF 均小于 10, 说明各解释变量之间无严重多重共线性。

表 1 解释变量间方差膨胀因子

Tab.1 Variance inflation factor among explanatory variables

解释变量 Explanatory variables	方差膨胀因子 VIF
年份 Year	1.19
月份 Month	2.47
经度 Longitude	3.13
纬度 Latitude	3.37
海表面温度 SST	1.55
海表温度梯度 SSTG	1.43
海表面高度 SSH	3.41

1.4 研究方法

GLM 模型是 CPUE 标准化最常用的方法之一, GLM 模型重要的假设为响应变量的期望值与解释变量呈线性关系:

$$g(\mu_i) = X_i^T \beta \quad (3)$$

式中, g 为链接函数, $\mu_i = E(Y_i)$, X_i 为第 i 个响应变量的解释变量, β 为模型估计参数, Y_i 为第 i 个响应变量。本研究没有零渔获量数据, 因此, 将 $\ln(\text{CPUE})$ 作为响应变量, 假设响应变量服从正态分布, 则 GLM 模型为:

$$\ln(\text{CPUE}) = \text{Year} + \text{Month} + \text{Longitude} + \text{Latitude} + \text{SST} + \text{SSTG} + \text{SSH} + \text{Interaction} + \varepsilon \quad (4)$$

式中, CPUE 为每船每天的产量; Interactions 为时间与空间解释变量的交互效应; ε 为误差项, 假设其服从正态分布。

GAM 模型是 GLM 模型的延伸, 可以用来表示响应变量和解释变量之间的非线性关系(Tseng *et al.*, 2013), 即:

$$g(\mu_i) = \alpha + \sum_{i=1} f_i(X_i) + \varepsilon_i \quad (5)$$

式中, f_i 为平滑函数, ε_i 为误差项, GAM 模型:

$$\ln(\text{CPUE}) = \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Longitude}) + s(\text{Latitude}) + s(\text{SST}) + s(\text{SSTG}) + s(\text{SSH}) + s(\text{Interactions}) + \varepsilon \quad (6)$$

式中, ε 为误差项, 假设其服从正态分布。时空交互项包括年份 \times 月份、年份 \times 经度、年份 \times 纬度、月份 \times 经度、月份 \times 纬度以及经度 \times 纬度等所有可能的组合, 本研究均考虑在内。

1.5 标准化 CPUE 的计算

年标准化 CPUE 通过以下公式计算:

$$\text{CPUE}_i = \frac{1}{n_i} \times \sum_{k=1}^{n_i} \text{CPUE}_k \quad (7)$$

式中, CPUE_i 是第 i 年的标准化 CPUE, n_i 是第 i 年的观测数目, CPUE_k 是第 i 年的第 k 个 CPUE。月标准化 CPUE 计算公式与年 CPUE 计算公式一致。

1.6 模型评价

GLM 和 GAM 模型中均将年份、月份、经度和纬度看作离散变量, SST、SSTG 和 SSH 为连续变量。本研究中, 将解释变量依次加入 GLM 或 GAM 模型中, 得到包含不同个数解释变量的 GLM 或 GAM 模型(Shono, 2005)。根据 BIC (Bayesian information criterion)值选择最佳的 GLM 和 GAM 模型(Quinn *et al.*, 2002; Watanabe *et al.*, 2006), BIC 计算公式:

$$\text{BIC} = m \ln(n) + n \ln(\text{RSS}/n) \quad (8)$$

式中, m 是模型中参数的个数, n 为观测值个数, RSS 为残差平方和。

模型间比较方面,本研究通过5折交叉验证法,通过计算模拟值与观测值之间的 Spearman 相关性,以及2个 CPUE 之间均方误差以评估预测性能(Kohavi, 1995; Arlot *et al.*, 2010)。本研究所有统计分析均采用 R(V3.2.2)统计软件处理。

2 结果

2.1 解释变量 $\ln(\text{CPUE})$ 的统计分布检验

K-S 检验结果显示, $\ln(\text{CPUE})$ 趋向于服从正态分布($\mu=2.12, \sigma=1.06$) (图 2a), 同时, $\ln(\text{CPUE})$ 的数据点

基本形成一条直线(图 2b), 说明本研究关于 $\ln(\text{CPUE})$ 服从正态分布的假设是合理的, 采用 GLM 和 GAM 模型进行标准化是合适的。

2.2 GLM 模型分析

基于 BIC 原则选择的最佳 GLM 模型见表 2, 从表 2 可以看出, 该模型对 CPUE 的解释率为 52.47%。最佳 GLM 模型显著性变量检验见表 3。F 检验结果表明, 包括交互项在内的所有解释变量均为显著性变量, 对 CPUE 有显著性影响($P<0.05$)。表 4 为最佳 GLM 模型的 5-fold 交叉验证结果。

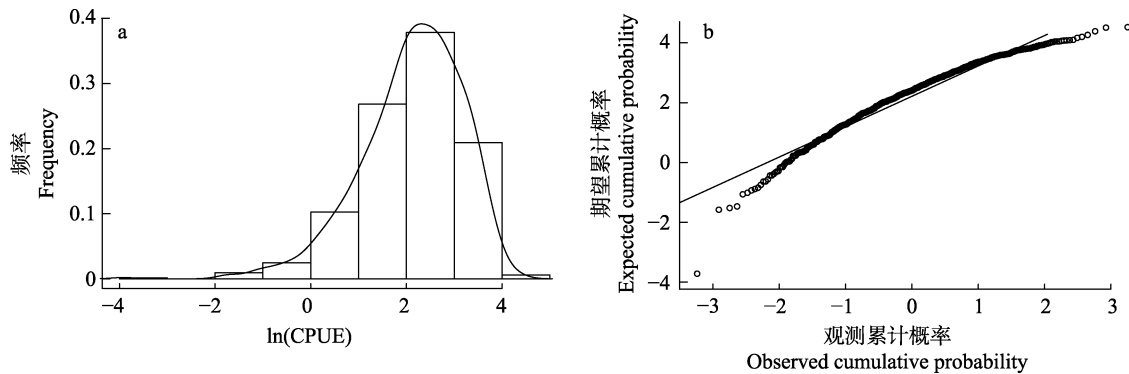


图 2 2003~2017 年西北太平洋秋刀鱼 $\ln(\text{CPUE})$ 的频次分布及其检验

Fig.2 $\ln(\text{CPUE})$ distribution and its distribution tests of the Chinese Pacific saury fishery in 2003~2017

表 2 基于 BIC 的 GLM 模型选择

Tab.2 GLM model selection based BIC values

GLM 模型	GLM model	R^2 (%)	BIC	解释率	Explained deviance (%)
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Lon} + \text{Lat}$		26.18	3169.14	30.71	
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Lon} + \text{Lat} + \text{SST}$		29.73	3094.05	34.52	
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Lon} + \text{Lat} + \text{SST} + \text{SSTG}$		35.61	2849.61	42.06	
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Lon} + \text{Lat} + \text{SST} + \text{SSTG} + \text{SSH}$		39.87	2735.38	47.29	
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + \text{Lon} + \text{Lat} + \text{SST} + \text{SSTG} + \text{SSH} + \text{Year} : \text{Month} + \varepsilon$		42.66	2661.17	52.47	

表 3 最佳 GLM 模型的方差分析

Tab.3 Anova test for the best GLM model

因素	自由度	偏差	残差自由度	残差偏差	F	Pr(>F)
Parameter	df	Deviance	Resid.df	Resid.Dev		
Intercept			849	952.86		
年份 Factor(Year)	13	133.31	836	819.55	15.86	$<2.2 \times 10^{-16}$
月份 Factor(Month)	7	201.19	829	618.36	44.46	$<2.2 \times 10^{-16}$
经度 Factor(Lon)	23	24.12	806	594.24	1.62	$<2.2 \times 10^{-16}$
纬度 Factor(Lat)	13	24.98	793	569.26	2.97	2.94×10^{-4}
海表面温度 SST	1	0.37	792	568.89	0.57	$<2.2 \times 10^{-16}$
海表面温度梯度 SSTG	1	0.34	791	568.55	0.53	3.21×10^{-5}
海表面高度 SSH	1	2.38	790	566.16	3.67	4.71×10^{-2}
年份×月份 Factor(Year) : Factor(Month)	48	86.46	742	479.7	2.79	5.08×10^{-9}

表 4 最佳 GLM 模型的 5 折交叉验证
Tab.4 Five-fold cross validation of the best GLM

情景 Case	相关性检验 Cor_GLM_test	均方误差检验 MSE_GLM_test
1	0.5154	1.2841
2	0.5219	1.2196
3	0.5086	1.3582
4	0.5217	1.2587
5	0.5308	1.1375

2.3 GAM 模型分析

基于 BIC 原则选择的最佳 GAM 模型见表 5, 从表 5 可以看出, 该模型对 CPUE 的解释率为 61.9%。最佳 GAM 模型显著性变量检验见表 6。F 检验结果表明, 包括交互项在内的所有解释变量均为显著性变量, 对 CPUE 有显著性影响($P < 0.05$)。表 7 为最佳 GAM 模型的 5-fold 交差验证结果。

表 5 基于 BIC 的 GAM 模型选择
Tab.5 GAM model selected based on BIC values

GAM 模型 GAM model	R^2 (%)	BIC	解释率 Explained deviance(%)
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Lon}) + s(\text{Lat}) + s(\text{SST}) + s(\text{SSTG}) + s(\text{SSH})$	37.69	49351.69	46.25
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Lon}) + s(\text{Lat}) + s(\text{SST}) + s(\text{SSTG}) + s(\text{SSH}) + s(\text{Year}:\text{Month})$	40.18	48372.25	52.74
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Lon}) + s(\text{Lat}) + s(\text{SST}) + s(\text{SSTG}) + s(\text{SSH}) + s(\text{Year}:\text{Month}) + s(\text{Month}:\text{Lon})$	45.93	46103.72	57.28
$\ln(\text{CPUE}) \sim \text{Intercept} + \text{Year} + \text{Month} + s(\text{Lon}) + s(\text{Lat}) + s(\text{SST}) + s(\text{SSTG}) + s(\text{SSH}) + s(\text{Year}:\text{Month}) + s(\text{Month}:\text{Lon}) + s(\text{Month}:\text{Lat}) + \varepsilon$	48.50	45254.56	61.90

表 6 最佳 GAM 模型的方差分析
Tab.6 Anova test for the best GAM model

参数 Parameter	自由度 df	F	P-value
年份 Factor(Year)	13	4.383	4.03×10^{-7}
月份 Factor(Month)	7	1.543	1.71×10^{-3}
经度 Factor(Lon)	23	2.992	4.34×10^{-6}
纬度 Factor(Lat)	13	1.344	9.88×10^{-3}
年份×月份 Factor(Year): Factor(Month)	61	3.534	$< 2 \times 10^{-16}$
月份×经度 Factor(Month): Factor(Lon)	92	1.995	8.35×10^{-7}
月份×纬度 Factor(Month): Factor(Lat)	53	1.416	3.15×10^{-3}

光滑项的显著性 Approximate significance of smooth terms:

项目 Items	edf	Ref.df	F	P-value
海表面温度 $s(\text{SST})$	4.523	5.368	5.570	$< 2 \times 10^{-16}$
海表温度梯度 $s(\text{SSTG})$	3.196	4.052	4.509	6.75×10^{-5}
海表面高度 $s(\text{SSH})$	2.116	2.776	3.602	0.0211

表 7 最佳 GAM 模型的 5 折交叉验证
Tab.7 Five-fold cross validation of the best GAM

情景 Case	相关性检验 Cor_GAM_test	均方误差检验 MSE_GAM_test
1	0.6751	0.9178
2	0.6836	0.9093
3	0.6629	0.9375
4	0.6891	0.9013
5	0.6784	0.9125

箱线图。从图 3 可以看出, GAM 模型中的时间和空间解释变量年份、月份、经度和纬度有相对较小的残差, 其值接近于零(图 3a~图 3d)。作为环境解释变量, SST 平均残差范围为-0.33~0.28, 其中, 海表面温度为 7℃时, GAM 模型的负残差值最大, 9℃时具有最大的正残差值(图 3e)。SSTG 的残差也存在一定波动, 其中, 海表温度梯度为 0.11 时, 具有最大的正残差值(0.58)(图 3f)。SSH 的平均残差范围为-1.39~0.31, 其中, 海表面高度为 1 m 时, GAM 模型的负残差值最大, 0.7 m 时具有最大的正残差值(图 3g)。

图 3 为最佳 GAM 模型拟合的解释变量和残差的

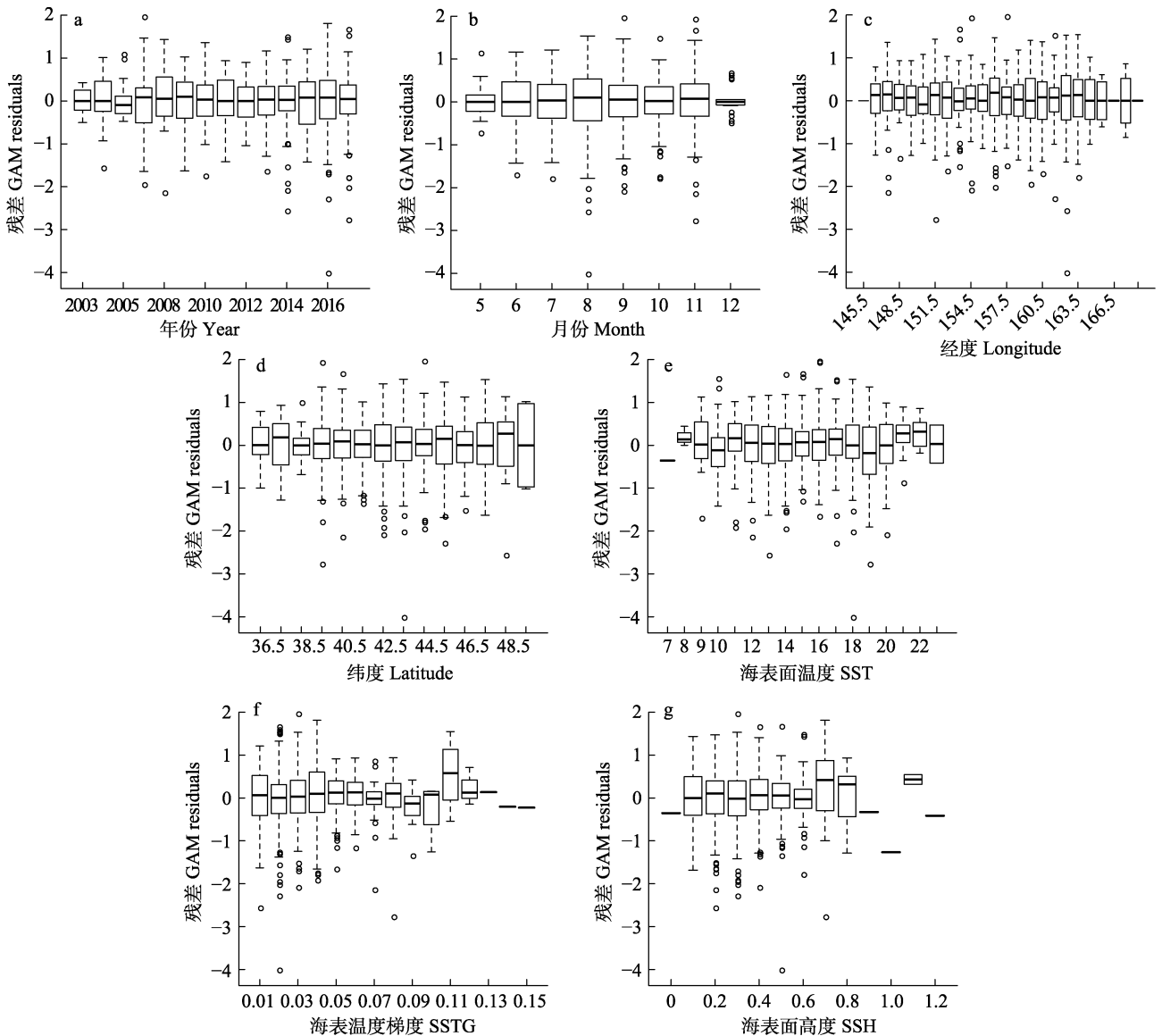


图 3 最佳 GAM 模型拟合的解释变量和残差的箱线图

Fig.3 Boxplot of residuals and explanatory variables fitted by best GAM

2.4 各解释变量对 CPUE 的影响

从图 4a 可以看出, 年份对 CPUE 的影响呈先减小后增加再减小的趋势, CPUE 在 2004~2008 年间呈逐渐下降趋势, 并在 2008 年达到最低点; 在 2008~2014 年间呈稳步增长趋势; 2014 年后略有下降。月份对 CPUE 影响方面, 5~8 月 CPUE 呈逐月下降的趋势, 8 月达到最低点。在秋刀鱼主要捕捞季节(9~12 月), CPUE 随月份逐渐增加(图 4b)。空间因子方面, CPUE 在 145°~151°E 间呈逐渐上升的趋势, 在 151°E 出现最大值, 此后, 随着经度的增加, CPUE 呈缓慢下降的趋势(图 4c)。CPUE 在 36°~41°N 间缓慢上升, 在 41°N 时出现峰值, 然后在 41°~50°间呈逐渐下降趋势(图 4d)。环境因子方面, SST 在不同的温度范围

内对 CPUE 存在不同的影响。当海表面温度在 10℃~15℃时, SST 对 CPUE 的影响相对稳定。在 15℃~23℃间, 呈先上升后下降再上升的趋势(图 4e)。随着 SSTG 的增加, 对 CPUE 的影响也逐渐增加(图 4f)。SSH 对 CPUE 的影响也显示出一些波动(图 4g), 当海表面高度在 0.1~0.6 m 时, CPUE 随 SSH 的增加而渐渐增加, 0.6~1.2 m 之间, CPUE 呈现下降的趋势。

2.5 名义 CPUE 和标准化 CPUE 比较

图 5 为年间及月间名义 CPUE 与基于 GLM 和 GAM 模型的标准化 CPUE 变化趋势。从图 5a 可以看出, GLM 模型标准化 CPUE 均低于名义 CPUE, 且 2003~2017 年间标准化 CPUE 与名义 CPUE 的变化趋势相近。对于 GAM 模型, 除 2003 年外, 标准化

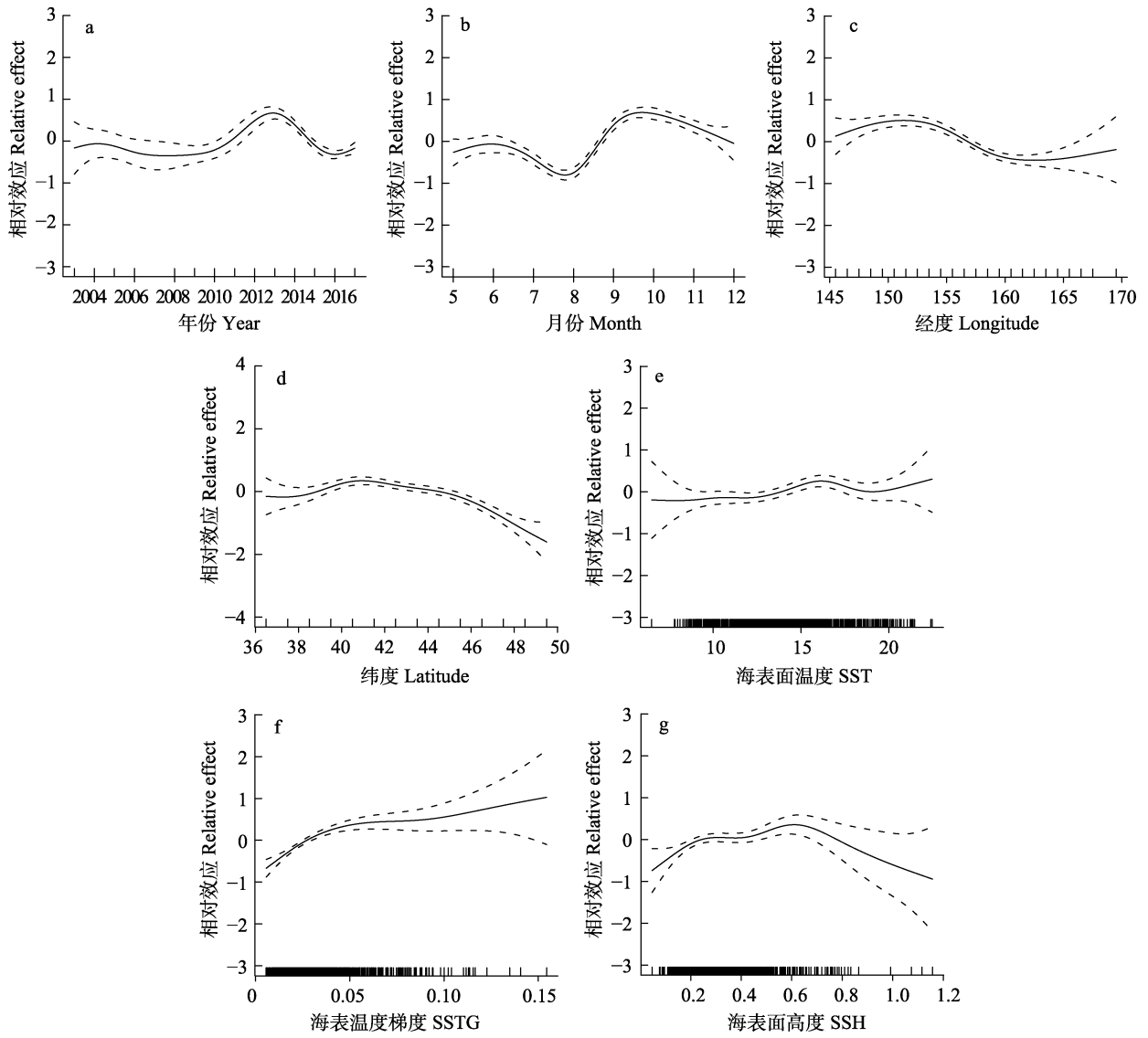


图 4 各解释变量对西北太平洋秋刀鱼渔业 CPUE 的影响

Fig.4 Effects of temporal, spatial and environmental variables on Pacific saury CPUE derived from the GAM analysis in the northwest Pacific Ocean

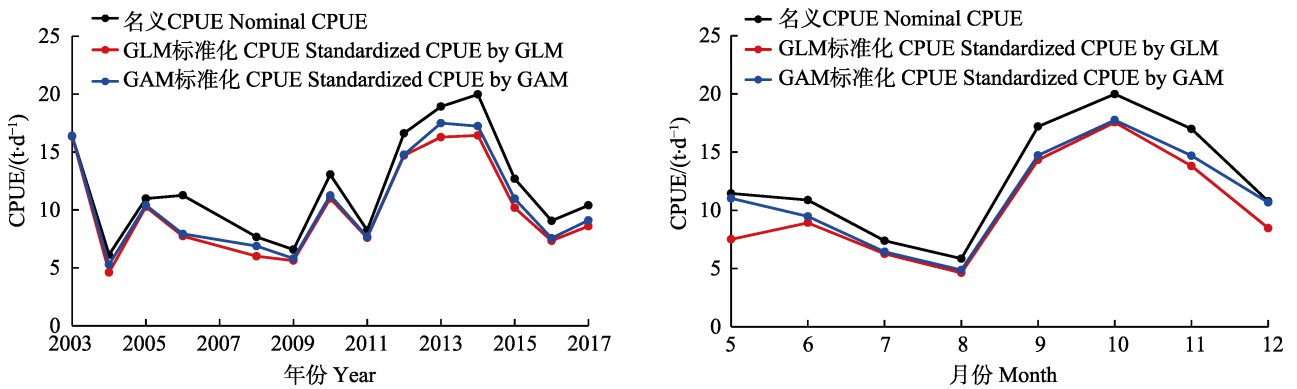


图 5 基于 GLM 和 GAM 模型的西北太平洋秋刀鱼标准化 CPUE

Fig.5 Standardized CPUE of Pacific saury in the Northwest Pacific Ocean based on GLM and GAM models

CPUE 均低于相应的名义 CPUE, 变化趋势同样与名义 CPUE 相近。GLM 和 GAM 模型的标准化 CPUE 之间存在一些差别, 这可能与 CPUE 和解释变量之间关系的假设有关。图 5b 为 GLM 和 GAM 模型估算出的月间标准化 CPUE 变化趋势, 名义 CPUE 及 GAM 模型的标准化 CPUE 从 5~8 月间标准化 CPUE 逐渐下降, 9~12 月标准化 CPUE 呈先增加后下降的趋势, 10 月 CPUE 值最高。GLM 模型的标准化 CPUE 在 5~6 月之间呈上升趋势, 其他月份与名义 CPUE 变化趋势相似。

3 讨论

3.1 时空效应对西北太平洋秋刀鱼 CPUE 影响

GLM和GAM模型分析显示, 时间因素(即年份和月份)和空间因素(即经度和纬度)均对CPUE有显著影响($P<0.05$), 在CPUE标准化建模过程中起着重要作用, 是主要的影响变量。GAM模型分析显示, 对CPUE影响最重要的因素为经度和年份, 这2个因素占较大的影响百分比。资源波动、海洋环境条件、气候和捕捞努力的变化最终导致CPUE的年间和月间波动。2003~2005年标准化CPUE呈先增加后降低的趋势, 2005~2009年CPUE逐渐下降, 并在2009年降至过去12年间最低水平(图5a)。2009年后, 标准化CPUE显著增长, 在2014年达到峰值, 但随后逐渐下降。捕捞努力量的变化可能是CPUE年间波动和下降的主要原因。2009年之前, 中国秋刀鱼渔业处于发展阶段, 秋刀鱼渔业规模较小, 产量较低。随着秋刀鱼渔船数量的上升和渔网具的优化改进, 秋刀鱼渔获量逐渐上升, CPUE同样有所提高。Tian等(2002)研究认为, 秋刀鱼资源的年间波动与南方涛动指数和太平洋冬季季风指数相关。此外, 黑潮延伸区的海表面水温对秋刀鱼资源丰度的长期变动也有重要影响。标准化CPUE在月间显著不同($P<0.05$), 从5月到8月逐渐减少, 然后从9~12月先增加后减少, 10月达到峰值(图5b), 这一结果与吴越等(2015)和晏磊等(2012)的研究结果一致。秋刀鱼的季节性洄游和渔业作业生产时间可能是CPUE季节性波动的主要原因, 因此, 产生了一定的月间波动。

GLM及GAM模型标准化后的CPUE均显示了西北太平洋秋刀鱼资源存在着空间上的差异。研究结果显示, 在 $36^{\circ}\sim 41^{\circ}\text{N}$ 和 $145^{\circ}\sim 151^{\circ}\text{E}$ 的范围内, CPUE随着经度和纬度的增加而增加, 但存在一定的波动, 这与Chang等(2018)的结果相似, 在 41°N 和 151°E 附近海域达到峰值, 随后出现下降趋势, 这种变化波动可能

与秋刀鱼的迁徙路线有关。秋刀鱼在8月之前, 从南部海域迁移到北部海域索饵, 然后, 从9月开始沿 46°N 附近返回到南部海域(Tian, 2003; 沈建华等, 2004)。在其向北迁徙期间, 秋刀鱼分布广泛, 渔场相对分散, 在其向南迁徙过程中, 由于亲潮海流强度的增加和丰富的海水养分导致了浮游生物的增加, 使得秋刀鱼群逐渐集中在沿海水域附近(何敏等, 1999), 该处渔获量不断增加, 直到12月初的捕捞季节结束。同时, 秋刀鱼高集群、大密度的洄游会对CPUE产生影响。由此可见, 时空效应对西北太平洋秋刀鱼CPUE具有较大影响, 在CPUE标准化建模中应占较大权重。

3.2 环境效应对西北太平洋秋刀鱼 CPUE 影响

秋刀鱼的资源分布与海洋环境因素密切相关(Stephens *et al*, 2004; Takasuka *et al*, 2014; 张人禾等, 2017)。本研究中, GLM 和 GAM 模型检验结果均表明, SST 对 CPUE 有极显著影响($P<0.01$)。在 $11^{\circ}\text{C}\sim 15^{\circ}\text{C}$ 的海表面温度范围内, CPUE 随 SST 的增加而缓慢增加, 这与朱清澄等(2006)的研究结果一致。Tseng 等(2013)研究发现, 在北太平洋公海海域, 秋刀鱼产量主要分布在海表面温度 $14^{\circ}\text{C}\sim 16^{\circ}\text{C}$ 范围。Syah 等(2017)研究认为, 西北太平洋海域秋刀鱼最适水温为 $13^{\circ}\text{C}\sim 18^{\circ}\text{C}$ 。Ito 等(2013)研究发现, 海表面温度升高及尺度降低将阻止或延缓秋刀鱼在冬季的南下洄游, 这也验证了本研究的结果。SST 在海洋小型中上层鱼类(如秋刀鱼)资源分布中有重要的影响(石永闯等, 2019), 因此, 在秋刀鱼 CPUE 标准化研究中应着重考虑, 赋予其较大权重。

GLM 和 GAM 模型结果显示, CPUE 与 SSH 和 SSTG 均存在显著相关性($P<0.05$)。SSH 在 $0.2\sim 0.6\text{ m}$ 之间, CPUE 随 SSH 的增加而增加; 在 $0.6\sim 1.2\text{ m}$ 之间, CPUE 呈波动略有下降的趋势。SSTG 为 $0.05\sim 0.15^{\circ}\text{C}/\text{km}$ 时, CPUE 随 SSTG 的增加而增加, 该结果与 Tian 等(2004)的研究结果一致。因此, 环境因素对秋刀鱼 CPUE 有重大影响, 在未来的秋刀鱼渔业资源分布、生物学及资源评估研究中应予以考虑。

3.3 GLM 和 GAM 模型对比

GLM 和 GAM 模型是进行 CPUE 标准化的常用模型, 二者均存在各自的优点和局限性。GLM 模型假设响应变量和解释变量之间存在线性关系。然而, 鱼群密度和环境因素之间通常存在非线性关系(Walsh *et al*, 2001; Denis *et al*, 2002)。例如, 对秋刀鱼 CPUE 影响最重要的 3 个影响因子 SST、纬度和经度均可能与秋刀鱼 CPUE 存在非线性关系。GAM 模型

是 GLM 模型的扩展, 其中, 解释变量已被平滑函数替换, 以处理响应变量和解释变量之间的非线性关系。应用 GAM 模型对 CPUE 进行标准化的例子非常多, 但其任何形式的推断过程(假设检验、置信区间等)均可能存在问题。尽管如此, 本研究中, GLM 和 GAM 模型在估算相对资源丰度时均有良好的表现。

本研究 GLM 模型分析显示, 年份、月份、经度、纬度、SST、SSTG、SSH 和交互项年份×月份均为显著变量, 对 CPUE 有显著的影响($P < 0.05$)。而 GAM 模型分析显示, 交互项包括年份×月份、月份×经度、月份×纬度、经度×纬度对 CPUE 有显著影响($P < 0.05$)。GAM 模型解释偏差百分比高于 GLM 模型(表 2 和表 5), 可以看出 CPUE 和解释变量之间的线性关系可能较弱, 偏差解释率仅为 52.47%, CPUE 和解释变量可能存在更多的非线性关系, 解释偏差率达到 61.9%。比较 GLM 和 GAM 模型分析中的 5 折交叉验证结果发现(表 4 和表 7), 通过 GAM 模型观察到测试数据的观察值和预测值之间有更高的 Spearman 相关性和更低的均方误差(MSE)。因此, GAM 模型可能比 GLM 模型更适合西北太平洋秋刀鱼 CPUE 标准化。

结果显示, 对于年均 CPUE, GLM 模型和 GAM 模型标准化后的 CPUE 均小于名义 CPUE, 且年间波动均较名义 CPUE 波动小, 但 GLM 模型标准化后的 CPUE 与名义 CPUE 的变化趋势有一定差异, 而 GAM 模型得到的 CPUE 与名义 CPUE 的变化趋势基本相同(图 5a)。对于月平均 CPUE, GLM 模型得到的 CPUE 和名义 CPUE 变化趋势存在差异(图 5b), GAM 模型标准化的 CPUE 值均比名义 CPUE 小, 且趋势与名义 CPUE 基本一致。从统计学来看, GLM 模型只能应用于响应变量的期望值与解释变量呈线性关系的 CPUE 标准化中, 而影响秋刀鱼渔业的很多因素和 CPUE 之间可能呈非线性关系, GAM 模型则可以处理这种非线性关系(Yu, 2013), 同时, GAM 模型中各个解释变量都是独立的, 互不影响, 用于西北太平洋秋刀鱼渔业 CPUE 标准化更加准确。综上所述, GAM 模型较 GLM 模型更加适用于西北太平洋秋刀鱼渔业 CPUE 标准化。

3.4 不足与展望

本研究首次使用 GLM 和 GAM 模型对西北太平洋秋刀鱼 CPUE 进行了标准化研究。结果表明, GAM 模型比 GLM 模型更适合秋刀鱼渔业 CPUE 标准化研究, 研究结果可对秋刀鱼资源评估研究打下基础, 为秋刀鱼资源养护和管理提供参考。但是, 本研究仍然存在一些不足和需改善之处。例如, 本研究假设名义

CPUE 在空间上是相互独立的, 但往往 CPUE 观测存在一定的空间相关性(官文江等, 2014; 徐洁等, 2015); GLM 和 GAM 模型在处理误差结构、变量选择以及复杂交互效应问题时缺乏一定的灵活性; 模型假设响应变量为正态分布, 但经检验发现, $\ln(\text{CPUE})$ 为近似正态分布。因此, 这些因素都有可能增加秋刀鱼渔业 CPUE 标准化结果的不确定性。为得到更加准确的 CPUE 标准化结果, 制定更加科学合理的渔业管理策略, 在今后的研究中, 可以从以下几方面改进: (1)从原始渔业数据入手, 完善数据统计机制, 获取更加准确的名义 CPUE 数据; (2)考虑名义 CPUE 存在的空间自相关性, 将其加入到 CPUE 标准化模型中; (3)尽可能使用更多模型, 比如基于栖息地的 CPUE 标准化方法、回归树模型、贝叶斯 CPUE 标准化方法等, 并将研究结果进行对比分析, 以期更好地为秋刀鱼渔业的可持续发展服务。

参 考 文 献

- Arlot S, Celisse A. A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, 2010, 4: 40–79
- Campbell RA. CPUE standardization and the construction of indices of stock abundance in a spatially varying fishery using general linear models. *Fisheries Research*, 2004, 70(2–3): 209–227
- Chang YJ, Lan KW, Walsh AW, *et al.* Modelling the impacts of environmental variation on habitat suitability for Pacific saury in the Northwestern Pacific Ocean. *Fisheries Oceanography*, 2018(9): 1–14
- Chen CS, Chiu TS. Standardising the CPUE for the *Illex argentinus* fishery in the Southwest Atlantic. *Fisheries Science*, 2009, 75(5): 265–272
- Denis V, Lejeune J, Robin JP. Spatiotemporal analysis of commercial trawler data using general additive models: Patterns of Loliginid squid abundance in the north-east Atlantic. *ICES Journal of Marine Science*, 2002, 59(3): 633–648
- Erisman BE, Allen LG, Claisse JT, *et al.* The illusion of plenty: Hyperst ability masks collapses in two recreational fisheries that target fish spawning aggregations. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2011, 68(10): 1705–1716
- Feng B, Yan YR, Zhang YM, *et al.* A new method to assess the population of *Sthenoteuthis oualaniensis* in South China Sea. *Progress in Fishery Sciences*, 2014, 35(4): 1–6 [冯波, 颜云榕, 张宇美, 等. 南海鳶鸟贼(*Sthenoteuthis oualaniensis*)资源评估的新方法. *渔业科学进展*, 2014, 35(4): 1–6]
- Guan WJ, Chen XJ, Gao F, *et al.* Comparisons of regression tree and GLM performance in CPUE standardization. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2014, 23(1): 123–130 [官文江, 陈新军, 高峰, 等. GLM 模型和回归树模型在 CPUE 标准化中的比较分析. *上海海洋大学学报*, 2014, 23(1): 123–130]
- Guan WJ, Tian SQ, Wang XF, *et al.* A review of methods and

- model selection for standardizing CPUE. *Journal of Fishery Sciences of China*, 2014, 21(4): 852–862 [官文江, 田思泉, 王学昉, 等. CPUE 标准化方法与模型选择的回顾与展望. *中国水产科学*, 2014, 21(4): 852–862]
- Harley SJ, Myers RA, Dunn A. Is catch-per-unit-effort proportional to abundance? *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2001, 58(9): 1760–1772
- He M, Song WL, Chen XF. Typhoon activity in the northwest Pacific in relation to El Niño/Lanina events. *Journal of Tropical Meteorology*, 1999, 15(1): 18–26 [何敏, 宋文玲, 陈兴芳. 厄尔尼诺和反厄尔尼诺事件与西北太平洋台风活动. *热带气象学报*, 1999, 15(1): 18–26]
- Hilborn R, Walters C. *Quantitative Fisheries Stock Assessment: Choice, Dynamics, and Uncertainty*. New York: Chapman and Hall, 1992
- Hinton MG, Maunder MN. Methods for standardizing CPUE and how to select among them. *Collective Volume of Scientific Papers ICCAT*, 2004, 56(1): 169–177
- Hua CX, Gao YZ, Zhu QC, *et al.* Age and growth of Pacific saury (*Cololabis saira*) in the Northwest Pacific Ocean based on statolith microstructure. *Haiyang Xuebao*, 2017, 39(10): 46–53 [花传祥, 高玉珍, 朱清澄. 基于耳石微结构的西北太平洋秋刀鱼(*Cololabis saira*)年龄与生长研究. *海洋学报*, 2017, 39(10): 46–53]
- Hua CX, Zhu QC, Wu YH, *et al.* Fishing ground distribution of *Cololabis saira* and its correlation with SST in the Northwestern Pacific from July to September 2005. *Review of China Agricultural Science and Technology*, 2006, 8(5): 90–94 [花传祥, 朱清澄, 吴永辉, 等. 2005年西北太平洋公海秋刀鱼渔场分布及其与表温之间的关系. *中国农业科技导报*, 2006, 8(5): 90–94]
- Ito S, Okunishi T, Kishi MJ, *et al.* Modelling ecological responses of Pacific saury (*Cololabis saira*) to future climate change and its uncertainty. *ICES Journal of Marine Science*, 2013, 70(5): 980–990
- Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), San Francisco, CA, 1995, <http://frostiebek.free.fr/docs/Machine%20Learning/validation-1.pdf>
- Li N, Chen XJ, Wang R. Incorporating spatial autocorrelation into CPUE standardization with an application to the *Illex argentinus*. *Haiyang Xuebao*, 2018, 40(2): 61–68 [李娜, 陈新军, 王冉. 基于空间自相关的阿根廷滑柔鱼 CPUE 标准化研究. *海洋学报*, 2018, 40(2): 61–68]
- Li YN, Dai XJ, Zhu JF, *et al.* Impact of catch uncertainty on the stock assessment of bigeye tuna (*Thunnus obesus*) in the Indian Ocean. *Progress in Fishery Sciences*, 2018, 39(5): 1–9 [李亚楠, 戴小杰, 朱江峰, 等. 渔获量不确定性对印度洋大眼金枪鱼资源评估的影响. *渔业科学进展*, 2018, 39(5): 1–9]
- Lu HJ, Chen XJ, Cao J, *et al.* CPUE standardization of *Illex argentinus* for Chinese mainland squid-jigging fishery in the Southwest Atlantic Ocean. *Journal of Fisheries of China*, 2013, 37(6): 951–960 [陆化杰, 陈新军, 曹杰, 等. 中国大陆阿根廷滑柔鱼鱿钓渔业 CPUE 标准化. *水产学报*, 2013, 37(6): 951–960]
- Mateo I, Hanselman DH. A comparison of statistical methods to standardize catch-per-unit-effort of the Alaska longline sablefish. United States Department of Commerce, NOAA Technical Memorandum NMFS-AFSC-269, 2014, 71
- Maunder MN, Punt AE. Standardizing catch and effort data: A review of recent approaches. *Fisheries Research*, 2004, 70(2–3): 141–159
- Maunder MN, Start PJ. Firing fisheries models to standardized CPUE abundance indices. *Fisheries Research*, 2003, 63(2): 43–50
- Menard SW. *Applied logistic regression analysis*. SAGE, Thousand Oaks, 2011
- Nakaya M, Morioka T, Fukunaga K, *et al.* Growth and maturation of Pacific saury *Cololabis saira* under laboratory conditions. *Fisheries Science*, 2010, 76(1): 45–53
- Quinn GP, Keough MJ. *Experimental design and data analysis for biologists*. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 2002, 277(3): 197–198
- Rodriguez ME, Arrizabalaga H, Ortiz M, *et al.* Standardization of bluefin tuna (*Thunnus thynnus*) catch per unit effort in the bait boat fishery of the Bay of Biscay (Eastern Atlantic). *ICES Journal of Marine Science*, 2003, 60(1): 1216–1231
- Salthaug A, Aanes S. Catchability and the spatial distribution of fishing vessels. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2003, 60(3): 259–268
- Shen JH, Han SX, Fan W, *et al.* Saury resource and fishing grounds in the Northwest Pacific. *Marine Fisheries*, 2004(1): 61–65 [沈建华, 韩士鑫, 樊伟, 等. 西北太平洋秋刀鱼资源及其渔场. *海洋渔业*, 2004(1): 61–65]
- Shi YC, Chen XJ. A review of stock assessment methods on small pelagic fish. *Marine Fisheries*, 2019, 41(1): 118–128 [石永闯, 陈新军. 小型中上层海洋鱼类资源评估研究进展. *海洋渔业*, 2019, 41(1): 118–128]
- Shi YC, Zhu QC, Hua CX, *et al.* Sinking and rising performance of saury stick-held based on field measurements. *Marine Science Bulletin*, 2018, 37(4): 459–467 [石永闯, 朱清澄, 花传祥, 等. 基于海上实测的秋刀鱼舷提网沉降和提升性能研究. *海洋通报*, 2018, 37(4): 459–467]
- Shi YC, Zhu QC, Huang SL, *et al.* Stock assessment of Pacific saury (*Cololabis saira*) in the Northwest Pacific using a Bayesian Schaefer model. *Progress in Fishery Sciences*, 2019, 40(5): 1–10 [石永闯, 朱清澄, 黄硕琳, 等. 基于贝叶斯 Schaefer 模型的西北太平洋秋刀鱼资源评估和管理. *渔业科学进展*, 2019, 40(5): 1–10]
- Shi YC, Zhu QC, Zhang YD, *et al.* Factors influencing the rope tension of saury stick-held lift nets. *Journal of Fishery Sciences of China*, 2016, 23(3): 704–712 [石永闯, 朱清澄, 张衍栋, 等. 基于模型试验的秋刀鱼舷提网纲索张力性能研究. *中国水产科学*, 2016, 23(3): 704–712]
- Shono H. Is model selection using Akaike's information criterion appropriate for catch per unit effort standardization in large samples? *Fisheries Research*, 2005, 71(5): 978–986
- Stephens A, Maccall A. A multispecies approach to subsetting logbook data for purposes of estimating CPUE. *Fisheries Research*, 2004, 70(2–3): 299–310

- Syah FA, Saitoh S, Alabia DI, *et al.* Detection of potential fishing zone for Pacific saury (*Cololabis saira*) using generalized additive model and remotely sensed data. IOP Conference Series Earth and Environmental Science, IOP Publishing, 2017, 1–7
- Takasuka A, Kuroda H, Takeshi O, *et al.* Occurrence and density of Pacific saury *Cololabis saira* larvae and juveniles in relation to environmental factors during the winter spawning season in the Kuroshio current system. Fisheries Oceanography, 2014, 23(4): 304–321
- Tang ZM, Huang HL, Shi JG. An approach to exploitation and utilization of *Cololabis saira* resource in northwest Pacific Ocean. Marine Sciences, 2004, 28(10): 56–59 [汤振明, 黄洪亮, 石建高. 中国开发利用西北太平洋秋刀鱼资源的探讨. 海洋科学, 2004, 28(10): 56–59]
- Tao YJ, Feng B, Yi MR, *et al.* A novel approach to unit standardization of CPUE for multiple types of fishing gear based on fishing port sampling surveys. Progress in Fishery Sciences, 2019, 40(2): 15–24 [陶雅晋, 冯波, 易木荣, 等. 基于渔港抽样调查不同捕捞方式 CPUE 单位标准化新方法. 渔业科学进展, 2019, 40(2): 15–24]
- Thorson JT, Ward EJ. Accounting for space-time interactions in index standardization models. Fisheries Research, 2013, 147: 426–433
- Tian YJ, Akamine T, Suda M. Modeling the influence of oceanic-climatic changes on the dynamics of Pacific saury in the Northwestern Pacific using a life cycle model. Fisheries Oceanography, 2004, 13(S1): 125–137
- Tian YJ, Ueno Y, Suda M, *et al.* Climate-ocean variability and the response of Pacific saury (*Cololabis saira*) in the Northwestern Pacific during the last half century. Fisheries Science, 2002, 68(S1): 158–161
- Tian YJ. Variations in the abundance of Pacific saury (*Cololabis saira*) from the Northwestern Pacific in relation to oceanic climate changes. Fisheries Research, 2003, 60(2–3): 439–454
- Tiana Y, Ueno Y, Suda M. Decadal variability in the abundance of Pacific saury and its response to climatic oceanic regime shifts in the northwestern subtropical Pacific during the last half century. Journal of Marine Systems, 2004, 52: 235–257
- Tien BD, Lofman O, Revhaug I, *et al.* Landslide susceptibility analysis in the Hoa Binh Province of Vietnam using statistical index and logistic regression. Natural Hazards, 2011, 59(3): 1413–1444
- Tseng CT, Su NJ, Sun CL. Spatial and temporal variability of the Pacific saury (*Cololabis saira*) distribution in the northwestern Pacific Ocean. ICES Journal of Marine Science, 2013, 70(5): 991–999
- Venables WN, Dichmont CM. GLMs, GAMs and GLMMs: An overview of theory for applications in fisheries research. Fisheries Research, 2004, 70(2–3): 319–337
- Walsh WA, Kleiber P. Generalized additive model and regression tree analyses of blue shark (*Prionace glauca*) catch rates by the Hawaii-based commercial longline fishery. Fisheries Research, 2001, 53(2): 115–131
- Watanabe K, Tanaka E, Yamada S, *et al.* Spatial and temporal migration modeling for stock of Pacific saury *Cololabis saira* (Brevoort), incorporating effect of sea surface temperature. Fisheries Science, 2006, 72(6): 1153–1165
- Watanabe Y, Butler JL, Mori T. Growth of Pacific saury, *Cololabis saira*, in the Northeastern and Northwestern Pacific Ocean. Fishery Bulletin, 1988, 86(3): 489–498
- Wu Y, Huang HL, Liu J, *et al.* Spatiotemporal distribution pattern of saury fishing grounds and catch yield per unit effort in the Northern Pacific high sea in 2014. Fishery Modernization, 2015, 42(3): 61–64 [吴越, 黄洪亮, 刘健, 等. 西北太平洋公海秋刀鱼渔场及 CPUE 值的时空分布. 渔业现代化, 2015, 42(3): 61–64]
- Xu J, Guan WJ, Chen XJ. A study of incorporating spatial autocorrelation into CPUE standardization with an application to *Ommastrephes bartramii* in the Northwest Pacific Ocean. Journal of Fisheries of China, 2015, 39(5): 754–760 [徐洁, 官文江, 陈新军. 基于空间相关性的西北太平洋柔鱼 CPUE 标准化研究. 水产学报, 2015, 39(5): 754–760]
- Xu W, Zhu QC, Zhang XC. Bouke net fishing technology of Pacific saury in the Northwest Pacific. Shandong Fisheries, 2005, 22(10): 43–46 [许巍, 朱清澄, 张先存. 西北太平洋秋刀鱼舷提网捕捞技术. 齐鲁渔业, 2005, 22(10): 43–46]
- Yan L, Zhu QC, Zhang Y, *et al.* Fishing ground distribution of saury and its correlation with SST in the Northern Pacific high sea in 2010. Journal of Shanghai Ocean University, 2012, 21(4): 609–615 [晏磊, 朱清澄, 张阳, 等. 2010 年北太平洋公海秋刀鱼渔场分布及其与表温的关系. 上海海洋大学学报, 2012, 21(4): 609–615]
- Ye Y, Dennis D. How reliable are the abundance indices derived from commercial catch–effort standardization? Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2009, 66(7): 1169–1178
- Yu H, Jiao Y, Carstensen LW. Performance comparison between spatial interpolation and GLM/GAM in estimating relative abundance indices through a simulation study. Fisheries Research, 2013, 147: 186–195
- Zavolokin A. Priority species[EB/OL]. NPFC[2018-06-09]. <https://www.npfc.int/priority-species>
- Zhang RH, Min QY, Su JZ. Impact of El Niño on atmospheric circulations over East Asia and rainfall in China: Role of the anomalous western North Pacific anticyclone. Science China Earth Sciences, 2017, 47(5): 544–553 [张人禾, 闵庆焯, 苏京志. 厄尔尼诺对东亚大气环流和中国降水年际变异的影响: 西北太平洋异常反气旋的作用. 中国科学: 地球科学, 2017, 47(5): 544–553]
- Zhang XM, Zhu QC, Hua CX, *et al.* Fishing ground distribution of saury and its correlation with marine environment factors in the Northern Pacific high sea in 2013. Journal of Shanghai Ocean University, 2015, 24(5): 773–782 [张孝民, 朱清澄, 华传祥, 等. 2013 年北太平洋公海秋刀鱼渔场与海洋环境的关系. 上海海洋大学学报, 2015, 24(5): 773–782]
- Zhang Y, Zhu QC, Yan L, *et al.* Preliminary study on biological characteristics of *Cololabis saira* in the northwest Pacific Ocean in spring. Transactions of Oceanology and Limnology, 2013(1): 53–60 [张阳, 朱清澄, 晏磊, 等. 西北太平洋公

海春季秋刀鱼生物学特性的初步研究. 海洋湖沼通报, 2013(1): 53–60]

Zhu QC, Hua CX, Xu W, *et al.* The fishing ground distribution of *Cololabis saira* and its relationship with water temperature

factors in the Northwestern Pacific from July to September. Marine Fisheries, 2006, 28(3): 228–233 [朱清澄, 花传祥, 许巍, 等. 西北太平洋公海 7~9 月秋刀鱼渔场分布及其与水温的关系. 海洋渔业, 2006, 28(3): 228–233]

(编辑 冯小花)

Study on CPUE Standardization of Chinese Pacific Saury (*Cololabis saira*) Fishery in the Northwest Pacific Ocean

SHI Yongchuang¹, ZHU Qingcheng^{2,3①}, HUANG Shuolin^{1,2,4}, FENG Huili²

(1. College of Marine Culture and Law, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306;

2. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306;

3. National Engineering Research Center for Pelagic Fishery, Shanghai Ocean University, Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai 201306;

4. Institute of Marine Policy and Law, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306)

Abstract Pacific saury (*Cololabis saira*) is an important high-seas fishery resource in the Northwest Pacific Ocean for the Chinese mainland. The species is widely distributed in the international waters of the Northwestern Pacific Ocean ranging from the subarctic to subtropical regions. With a long-distance and large-scale migratory route, sauries experience extremely complicated oceanographic and climatic conditions throughout their entire lifecycle. They are known to pass northwards through the Kuroshio-Oyashio Transition Zone (TZ) and then return southwards to the coastal waters of Japan in winter. The species is harvested primarily by the countries of Japan, Russia, South Korea, Taiwan Province, and mainland China. China began Pacific saury fishing in the high seas in 2003, and it has since become one of the most important fisheries for China. Owing to increasingly commercial, cultural, bioeconomic, and ecological values, saury has been listed among the priority species by North Pacific Fisheries Commission (NPFC). Catch per unit effort (CPUE) is an important relative index and dataset of fish abundance commonly used in fisheries stock assessment. Reliable and accurate CPUE plays a significant role in Pacific saury stock assessment. Many statistical models have been used in the previous CPUE standardization research. Here, we compare the performance of Generalized Linear Models (GLMs) and Generalized Additive Models (GAMs) using CPUE data collected from Chinese saury fisheries in the Northwest Pacific Ocean from 2003 to 2017 (excluding data from Taipei of China) and evaluate the influence of spatial, temporal, environmental variables, and vessel length on CPUE. Optimal GLM/GAM models were selected using the Bayesian information criterion (BIC). Explained deviance and five-fold bootstrap cross-validation results were used to compare the performance of the two model types. Fitted GLMs accounted for 52.47% of the total model-explained deviance, while GAMs accounted for 61.9%. Predictive performance metrics and five-fold cross-validation results showed that the best GAM performed better than the best GLM. Therefore, we recommend a GAM as the preferred model for standardizing CPUE of Pacific saury in the Northwest Pacific Ocean. The goal of this study was to identify the best method for standardizing Pacific saury CPUE data and improve the quality of future stock assessment for Pacific saury.

Key words *Cololabis saira*; Generalized additive model; Generalized linear model; CPUE standardization; Northwest Pacific Ocean

① Corresponding author: ZHU Qingcheng, E-mail: qcqzhu@shou.edu.cn