

刘瑜, 徐莹, 郑全安. 风场数据在西北太平洋秋刀鱼栖息地预报中的应用适宜性分析[J]. 海洋学报, 2024, 46(11): 34–42, doi:10.12284/hyxb2024102

Liu Yu, Xu Ying, Zheng Quan'an. Suitability analysis of wind data for habitat forecasting of the Pacific saury fishing ground in northwestern Pacific Ocean[J]. Haiyang Xuebao, 2024, 46(11): 34–42, doi:10.12284/hyxb2024102

风场数据在西北太平洋秋刀鱼栖息地预报中的应用适宜性分析

刘瑜^{1,2}, 徐莹^{3,4*}, 郑全安⁵

(1. 桂林理工大学 测绘地理信息学院, 广西 桂林 541004; 2. 上海海洋大学 海洋科学学院, 上海 201306; 3. 国家卫星海洋应用中心, 北京 100081; 4. 自然资源部空间海洋遥感与应用重点实验室, 北京 100081; 5. 广东海洋大学 海洋与气象学院, 广东 湛江 524088)

摘要: 为探讨风场数据在西北太平洋秋刀鱼栖息地预报中的应用适宜性, 本文基于中国 2019–2020 年的 6–11 月在西北太平洋公海的秋刀鱼生产数据、中法海洋卫星 (CFOSAT) 等 4 种风场数据及海洋环境数据, 利用广义可加模型构建夏、秋季秋刀鱼栖息地适宜性指数 (Habitat Suitability Index, HSI) 模型。结果显示: (1) 环境变量对单位捕捞渔获量的影响权重表现出明显季节特征, 夏、秋季影响最高权重值分别为叶绿素浓度和海表面温度, 风速的权重值在夏季和秋季分别为最低和第二位, 风速大小与权重值高低成正比; (2) 4 组卫星数据夏、秋季的检验精度平均值分别为 68.37% 和 76.65%, 最高为秋季 CFOSAT 达 80.94%; (3) HSI 高值区域与秋刀鱼实际渔场的空间分布移动方向基本一致, 散射计卫星 HSI 高值区在台风多发的秋季表现更为突出。应用风速的预报模型在秋季速报中具有优势, 该模型能够反映瞬时环境变量的变化对秋刀鱼鱼群洄游和集聚的影响。

关键词: 秋刀鱼渔场; GAM; 栖息地预报; CFOSAT; 西北太平洋

中图分类号: S931.4

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2024)11-0034-09

1 引言

秋刀鱼 (*Cololabis saira*) 是我国重要的大洋捕捞经济种类之一, 也是北太平洋渔业管理委员会 (North Pacific Fisheries Commission, NPFC) 优先管理鱼种之一^[1]。作为短生命周期的中上层鱼类, 秋刀鱼的资源丰度和渔场分布易受海洋环境变化的影响^[2], 渔船每天需要投入大量时间和航行成本寻找渔场, 因此, 开发准确的渔情预报模型十分重要。目前, 秋刀鱼渔场预报研究中, 采用的环境因子多为海表面温度、叶绿素和海面高度等^[2-7], 由于风场因子的瞬时特性, 尚未

有采用风场因子建模预报的研究。秋刀鱼主要生境海域为 (37°~49°N, 145°~165°E), 是西北太平洋台风频发的海域, 已有研究分析了台风对西北太平洋柔鱼渔场变化有着明显的影响^[8], 因此, 海表面风场的变化势必影响秋刀鱼渔场的变动。此外, 秋刀鱼有昼夜垂直洄游的特性, 夜晚上游至海表 0~5 m 水深^[2], 在夜间渔业生产过程中, 风浪等实际海况也将影响起放网作业过程, 风速对渔场作业位置十分重要, 因此有必要将风场数据作为环境变量融合到预报模型中。

基于风场数据的多源性和瞬时性, 本文利用中法海洋卫星 (China-France Oceanography Satellite, CFOSAT)、

收稿日期: 2024-01-14; 修订日期: 2024-05-20。

基金项目: 国家重点研发计划 (2023YFD2401302); 国家自然科学基金 (42176184); 桂林理工大学博士后启动基金 (RD2400002498)。

作者简介: 刘瑜 (1985—), 女, 山东省烟台人, 工程师, 研究方向为渔业遥感。E-mail: liuy@shou.edu.cn

* 通信作者: 徐莹, 研究员, 研究方向为海洋遥感。E-mail: xuying@mail.nsoas.org.cn

欧洲气象卫星(ASCATB)、融合数据集(CCMP)以及融合了CFOSAT、ASCATB、ASCATA、SCATSat-1(下文简称FUSION)的4组风场数据,基于秋刀鱼生产数据及海洋环境数据,结合广义可加模型(Generalized Additive Models, GAM)和提升回归树模型(Boosting Regression Tree, BRT)研究方法,构建栖息地适宜性指数(HSI)模型,通过分析CFOSAT和其他卫星风场数据预报模型的效果,以更好地选择风场数据,并将风场数据应用到预报模型中,以期提高秋刀鱼渔场速报的准确性,为秋刀鱼渔业生产提供参考。

2 材料与方法

2.1 数据来源与预处理

2.1.1 渔业数据

渔业数据取自中国远洋渔业协会秋刀鱼技术组,数据时间为2019–2020年的6–11月,时间分辨率为d,数据项包括作业日期、经度、纬度、日产量(t)和作业船次等信息,数据总量为8782条。单位捕捞渔获量(CPUE)定义为每艘船每天的渔获量,单位为t/d,作为渔业资源丰度的指标。

2.1.2 海洋环境数据

环境数据包括海面温度(sea surface temperature, SST),取自美国国家海洋和大气管理局网站(<http://www.noaa.gov>),空间分辨率为 $0.01^\circ \times 0.01^\circ$ 。叶绿素 a 浓度(chlorophyll- a concentration, CHLA),来自哥白尼海洋环境监测中心(<http://marine.copernicus.eu>),空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 。卫星高度计海面高度异常(sea level anomaly, SLA),取自法国空间局AVISO网站(<http://www.avisioceanobs.com>),空间分辨率 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 。混合层深度(mixed layer depth, MLD)取自全球海洋HYCOM模式数据(<https://www.hycom.org>),空间分辨率 $(1/12)^\circ \times (1/12)^\circ$ 。以上环境数据时间分辨率均为d。

本研究采用4组风场(以下简称WIND)数据资料进行比较分析。一是CFOSAT上搭载的由中国研制的扇形波束圆锥扫描微波散射计(CSCAT),可以实现海面风场的实时监测^[9–10],2018年底开始提供风场数据。本文分析的CSCAT风场数据L2B产品取自国家卫星海洋应用中心(<https://osdds.nsoas.org.cn>),观测带幅宽 >1000 km,空间分辨率为 25 km \times 25 km。二是搭载于欧洲气象卫星METOP-B上的ASCAT散射计风场数据,观测带约 500 km。三是国际上广泛应用的融合数据集CCMP。四是本研究融合CSCAT、ASCAT(METOP-A/B)和美国SCATSat-1散射计风场数据生成的融合风场数据。其中,ASCAT、SCATSat-1以及

CCMP均取自遥感系统网站(Remote Sensing Systems, RSS)(<http://www.remss.com>),数据为L2产品,空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 。本文采用风场数据逐日平均值,时间分辨率为d。

根据渔船作业的日期和经纬度信息,查找相应日期海洋环境数据网格上与该作业位置距离最近的经纬度所对应的数据值,匹配为该作业位置的环境数据经纬度和环境数据值。秋刀鱼的盛渔期一般在秋季^[11],为台风多发季节,因此本文按季节划分为夏季(6–8月)和秋季(9–11月)建立预测模型。

2.2 研究方法

2.2.1 权重分析

BRT(Bootstrap Regression Tree)方法是通过随机选择与自学习的方法产生多重回归树,从而得出自变量对因变量的影响大小,有效计算出各环境因子对于模型建立时的贡献率。本文BRT模型的数据计算采用了R软件中的梯度提升函数(Gradient Boosting Machine, GBM)^[12],其中抽样率(Train. Fraction)设置为0.8,重复循环计算1000次,获取环境变量的权重分布,并取平均值计算标准差进行检验,确定各组合下环境因子的权重,以此构建HSI模型。

2.2.2 模型建立

(1)本文利用GAM模型构建环境变量与SI的关系^[13],表达形式如下:

$$\ln(\text{SI}) = \alpha + f(x_i) + \varepsilon, \quad (1)$$

式中,SI为变量的适宜性指数; α 为模型的截距; f 为非参数平滑函数; x_i 为第 i 个解释变量; ε 为残差, $\varepsilon = \sigma^2$ 且 $E(\varepsilon) = 0$ 。模型采用的是样条平滑法,误差分布估计为高斯分布。

(2)为提高SI指数精度,本文在SI指数建立的基础上^[14],对每个环境变量进行数据分组,计算每个环境变量在各组距范围内的CPUE累积频率,建立每个组距下的SI,计算公式为

$$\text{SI}_m = \frac{\text{CPUE}_m}{\text{CPUE}_{\max}}, \quad (2)$$

式中, SI_m 为环境变量在每个组距范围内的适宜性指数, CPUE_m 为每个组距范围下的CPUE累积频率, CPUE_{\max} 为每个组距范围下的最大CPUE累积频率。根据每个组距下的SI和环境数据进行样条平滑函数拟合,依据拟合优度 R^2 ,确定各个环境变量的最适组距,并进行显著性 F 检验,当 $P < 0.01$ 时,则通过显著性检验,分别求出各变量的SI指数。

(3)结合权重分析和SI指数,本文利用赋予权重的算数平均算法建立HSI模型^[15],计算公式如下:

$$HSI = \sum_{i=1}^n W_i SI_{mi}, \quad (3)$$

式中, i 为第 i 个环境变量, n 为环境变量总数, W_i 为第 i 个环境变量的权重, SI_{mi} 为第 i 个环境变量的 SI 值。HSI 取值范围一般为 0~1, 0 表示不适宜栖息地, 1 表示最适宜栖息地。

本文将匹配后的渔业数据利用随机森林法选择其中的 90% 分夏季和秋季建立 HSI 模型, 统计以 0.1 为间距的 HSI 值中产量占当月总产量的比重和平均 CPUE, 对模型进行回归分析检验。然后利用匹配数据的 10% 对模型进行验证, 将 2019–2020 年 6–11 月的环境数据分别输入模型, 得到 HSI 预报值, 并绘制生产作业点与 HSI 指数的空间分布图, 以便评估渔场预报效果以及不同卫星风场数据对模型的适宜性。

3 结果与分析

3.1 海洋环境变量的影响权重

依据 BRT 方法计算夏季和秋季各海洋环境变量 SST、CHLA、SLA、MLD 和 WIND 对 CPUE 的影响, 结果显示, 各个环境变量的权重标准差均小于 0.05, 故可以使用平均值代表权重大小(见表 1)。权重分

析结果显示, 4 组数据的权重影响整体变化特征一致, 在夏季, 权重值最高为 CHLA, 平均权重值为 36.36%, 其他 4 个变量平均权重值从高到低依次为 MLD19.23%、SLA17.84%、SST13.68% 和 WIND12.96%; 在秋季, 权重值最高为 SST, 平均权重值为 32.71%, 其他 4 个变量平均权重值从高到低依次为 WIND18.82%、MLD18.42%、SLA16.24% 和 CHLA13.83%。

4 组 WIND 数据的权重值从高到低夏季为散射计 ASCATB13.51%、CCMP12.87%、FUSION12.75%、CFOSAT12.71%, 秋季 CFOSAT22.02%、ASCATB20.1%、FUSION16.77%、CCMP16.37%。CFOSAT 秋季的 WIND 权重值为 4 组最高, 夏季为最低。CFOSAT 和 ASCATB 接近, CCMP 和 FUSION 接近, WIND 权重平均值两组单颗卫星数据夏、秋季分别为 13.11%、21.06%, 两组融合数据夏、秋季分别为 12.81%、16.57%, 夏季高出 0.3%, 秋季高出达 4.5%。

3.2 模型检验与评价

3.2.1 模型检验

结合权重分析结果, 依据样条平滑函数循环计算得出环境变量的组距步长。计算结果显示, 环境变量均在 $P < 0.01$ 水平下影响显著, 并通过显著性 F 检

表 1 SI_m 拟合结果
Table 1 Result of fitted SI_m

秋季												
环境变量	CFOSAT			ASCATB			CCMP			FUSION		
	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%
SST	0.97	0.39	29.05	0.95	0.39	32.75	0.91	0.45	34.61	0.91	0.45	34.41
CHLA	0.91	0.037	15.05	0.9	0.035	12.14	0.87	0.022	14	0.87	0.022	14.12
MLD	0.9	3.8	18.3	0.97	3.8	17.38	0.98	4	19.13	0.98	4	18.86
SLA	0.92	0.027 5	15.58	0.92	0.027 5	17.63	0.92	0.025	15.89	0.92	0.025	15.84
WIND	0.86	0.5	22.02	0.93	0.45	20.1	0.93	0.5	16.37	0.85	0.39	16.77
夏季												
环境变量	CFOSAT			ASCATB			CCMP			FUSION		
	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%	R^2	组距	权重/%
SST	0.75	0.42	16.13	0.73	0.095	12.77	0.75	0.095	12.97	0.73	0.095	12.83
CHLA	0.76	0.012 5	31.59	0.74	0.01	39.14	0.87	0.025	36.54	0.89	0.025	38.18
MLD	0.9	2.9	21.13	0.94	2.9	17.96	0.9	3.5	19.4	0.9	3.5	18.44
SLA	0.96	0.02	18.45	0.93	0.018	16.61	0.96	0.018	18.21	0.96	0.018	18.1
WIND	0.95	1	12.71	0.97	1	13.51	0.91	0.7	12.87	0.96	0.5	12.75

注: SST单位: °C, SLA单位: m, CHLA单位: mg/m³, MLD单位: m, WIND单位: m/s。

验, 环境变量的拟合度 R^2 见表1。可见, 秋季, R^2 均达到0.85以上; 夏季, SST的 R^2 均为0.75左右, 单颗卫星数据CHLA的 R^2 分别为0.76和0.74, SLA、MLD、WIND的 R^2 都在0.9以上。由组距步长可见, 环境变量夏季和秋季各不相同, 但组距特征与权重影响相一致。单颗卫星数据基本相近, 融合数据相近, 其中WIND的步长FUSION数据比CCMP偏低。此外, CFOSAT夏季的SST组距明显高于其他组数据。结合环境变量的SI拟合指数和各自对应的权重, 运用算数平均值方法建立夏季和秋季的HSI模型, 其中CFOSAT建模如下:

$$HSI_{夏} = SI_{sst} \cdot 16.13\% + SI_{chla} \cdot 31.59\% + SI_{mld} \cdot 21.13\% + SI_{sla} \cdot 18.45\% + SI_{wind} \cdot 12.71\%$$

$$HSI_{秋} = SI_{sst} \cdot 29.05\% + SI_{chla} \cdot 15.05\% + SI_{mld} \cdot 18.3\% + SI_{sla} \cdot 15.58\% + SI_{wind} \cdot 22.02\%$$

通过对CFOSAT、ASCATB、CCMP和FUSION 4组数据夏季和秋季的HSI建模计算, 得到秋刀鱼的产量比重和平均CPUE的检验和验证结果。图1结果显示, 夏季, CFOSAT、ASCATB、CCMP和FUSION的HSI值在0.5~0.9范围内的产量比重总和分别为68.52%、62.09%、74.63%、68.25%, HSI值在0.6时产量比重最高分别为37.31%、32.23%、37.97%、36.94%, 各月最高CPUE对应的HSI值分别为0.7、0.6、0.8、0.8。通过模型验证计算得到的HSI值在0.5~0.9范

围内的产量比重总和分别为62.66%、31.39%、64.59%、52.32%, HSI值在0.7、0.6、0.6、0.6时产量比重最高, 分别为32.64%、29.74%、34.52%、32.27%, 各月最高CPUE对应的HSI值均为0.7。由于夏季数据总量较少的关系, 模型的验证精度比回归检验低。4组数据相比较, CCMP的模型预报精度最高, 回归检验HSI超过0.5以上时产量比重达74.63%, 且HSI值在0.2~0.8范围时, 随着HSI指数的增加, CPUE呈逐渐上升趋势。其他3组数据预报精度从高到低依次为CFOSAT、FUSION和ASCATB, HSI值在0.2~0.7范围时, 均随着HSI指数的增加, CPUE呈逐渐上升趋势。

图2结果显示, 秋季, CFOSAT、ASCATB、CCMP和FUSION的HSI值在0.5~0.9范围内的产量比重总和分别为80.94%、70.13%、79.1%、76.41%, HSI值为0.7时产量比重最高分别为26.48%、25.67%、24.63%、28.95%, 各组最高CPUE对应的HSI值分别为0.8、0.9、0.8、0.7。通过模型验证计算得到的HSI值在0.5~0.9范围内的产量比重总和分别为65.58%、58.25%、66.64%、60.63%, HSI值为0.7、0.6、0.6、0.6时产量比重最高分别为31.65%、37.74%、30.48%、28.95%, 最高CPUE对应的HSI值分别为0.7、0.7、0.9、0.8。从秋季的整体结果来看, 模型的验证精度虽比回归检验低, 但总体精度均达到60%以上。4组数据相比较, CFOSAT的模型预报精度最高, 且HSI值在0.2~0.8范围内, 随着HSI指数的增加, CPUE呈逐渐上升趋势。

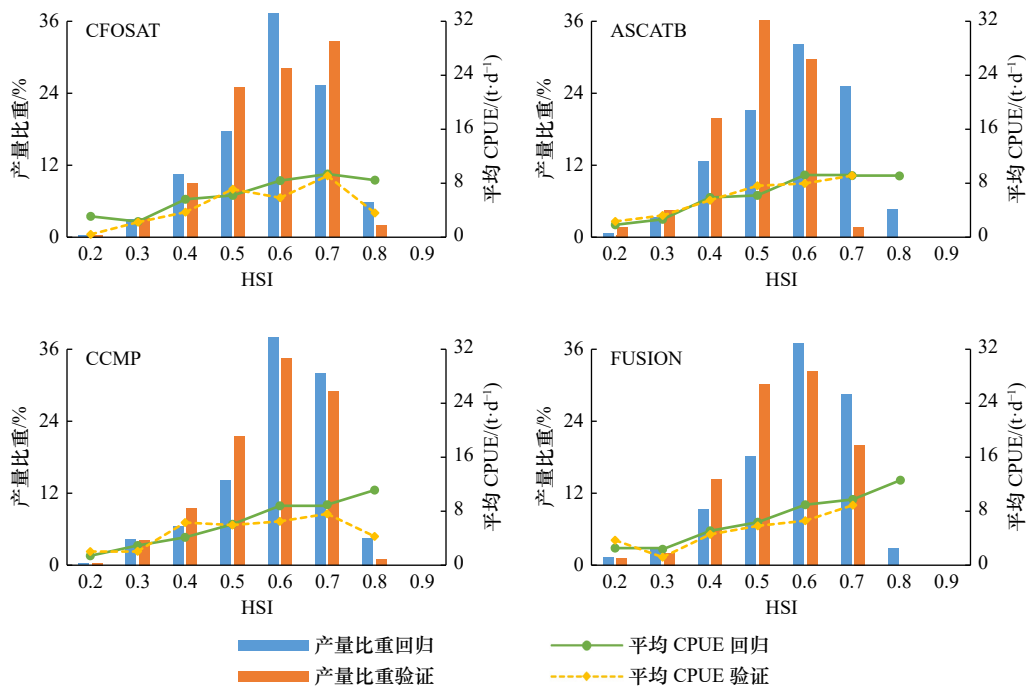


图1 不同HSI值下的产量比重和平均CPUE(夏季)

Fig. 1 Mean CPUE and percentages of yield under different HSI values (summer)

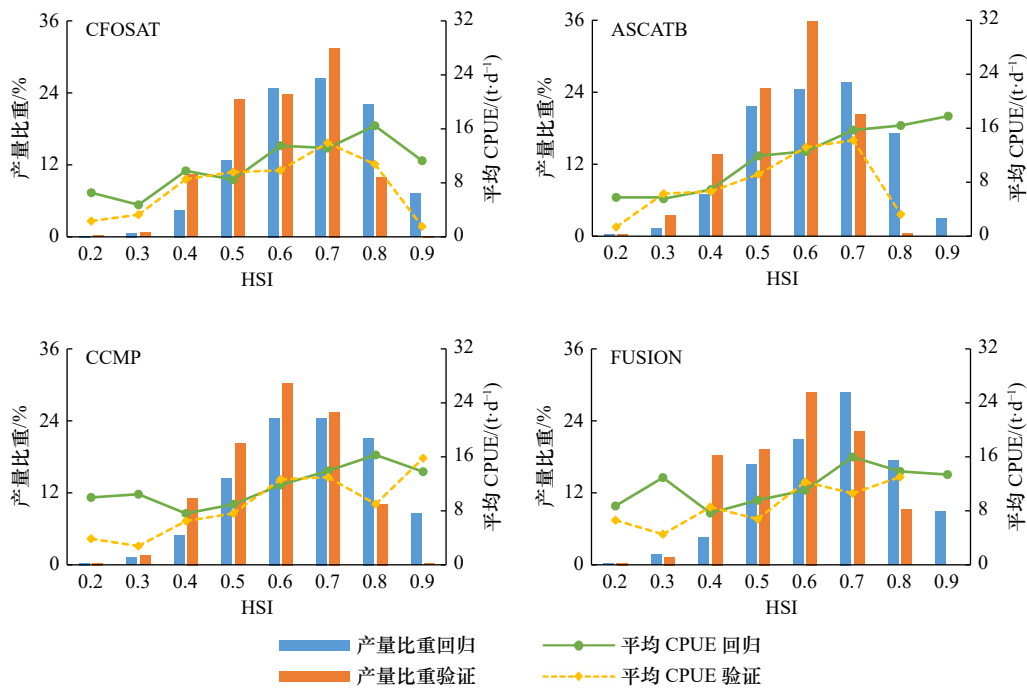


图 2 不同 HSI 值下的产量比重和平均 CPUE(秋季)

Fig. 2 Mean CPUE and percentages of yield under different HSI values (autumn)

势。其他 3 组数据模型精度从高到低依次为 CCMP、FUSION 和 ASCATB, 3 组数据 HSI 值在 0.2~0.7 范围内, 随着 HSI 指数的增加, CPUE 呈逐渐上升趋势。

四组数据夏季和秋季的检验精度平均值分别为 68.37% 和 76.65%, CPUE 高值区基本集中在 HSI 指数大于 0.5 的范围内, 模型回归检验效果良好, 但由于数据量限制, 验证效果相对较低。秋季比夏季的预测精度平均值高出 8.27%, 最高 CPUE 对应的 HSI 值平均也高 0.05, 加入风速作为环境因子的预测模型更加适合秋季。其次, 秋季和夏季的 CFOSAT 和 CCMP 预测精度均高于 ASCATB 和 FUSION, 其中, CFOSAT 秋季的预测精度最高为 80.94%, CCMP 秋季的最高 CPUE 对应的 HSI 值最高为 0.9。

3.2.2 模型评价

本研究利用预报模型分别绘制夏季和秋季的 4 组数据的 HSI 分布图, 并叠加匹配生产作业位置。根据中国气象局热带气旋资料中心提供的热带气旋最佳路径数据集 (tcdata.typhoon.org.cn), 可以了解到作业海域的台风路径和强度。夏季, 由于秋刀鱼的洄游路线长, 作业位置不断变化, 通过台风数据集了解到, 2019 年西北太平洋和南海共有 29 个台风生成, 较 70a 平均值偏多 2 个, 且秋季台风异常活跃^[16]。因此, 在综合考虑单颗卫星覆盖作业位置的前提下, 图 3 示出 2019 年夏季各月与台风经过时间最相近、与台风路径距离最近日期的 HSI 分布图。而秋季, 秋刀鱼作

业位置集中在台风经过海域, 其中 2019 年的台风“博罗依(BUALOI)”, 10 月 25 日的最大风速中心平均位置处于 34.5°N、148°E, 平均风速为 25.75 m/s, 而 10 月 26 日的平均作业位置处于 42.8°N、152.4°E, 作业位置距离台风中心较近。结合单颗卫星数据的覆盖面, 为能够反映出台风过境前后的 CPUE 变化特征, 图 4 示出该台风过境前后产量较高日期的 HSI 分布图。

结果如图 3、图 4 所示, 4 组卫星数据的 HSI 高值区和实际渔场的位置相近, HSI 的空间分布移动方向基本一致。比较表明, HSI 高值区集中最为突出的是 CFOSAT, 其次为 FUSION、CCMP 和 ASCATB, 而 FUSION 和 CCMP 的高值区范围较广。夏季, 6 月和 7 月作业位置分布于当天 HSI 高值区, 但 8 月作业位置完全在 HSI 小于 0.5 的范围内, 其中 7 月 HSI 高值区范围较大, 产量和 CPUE 也是夏季最高的月份。台风资料显示 7 月为夏季中台风较多的月份。秋季, 尤其 10 月为秋刀鱼的盛渔期, 如图 4 所示, HSI 高值海域面积范围广, 作业位置基本分布于 HSI 值高于 0.7 的范围内。在台风“博罗依”经过渔场海域前后的 10 月 22 日和 29 日, 平均 CPUE 分别为 37.45 和 37.91, 其中, 22 日的作业位置集中在高值区, 29 日作业位置集中在高值区边缘。这可能是因为台风经过海面后, 强大的风应力引起海洋发生垂直混合运动, 底层营养盐上升, 从而使得秋刀鱼鱼群集聚, 因此 29 日的作业位置并非为最佳的海域。

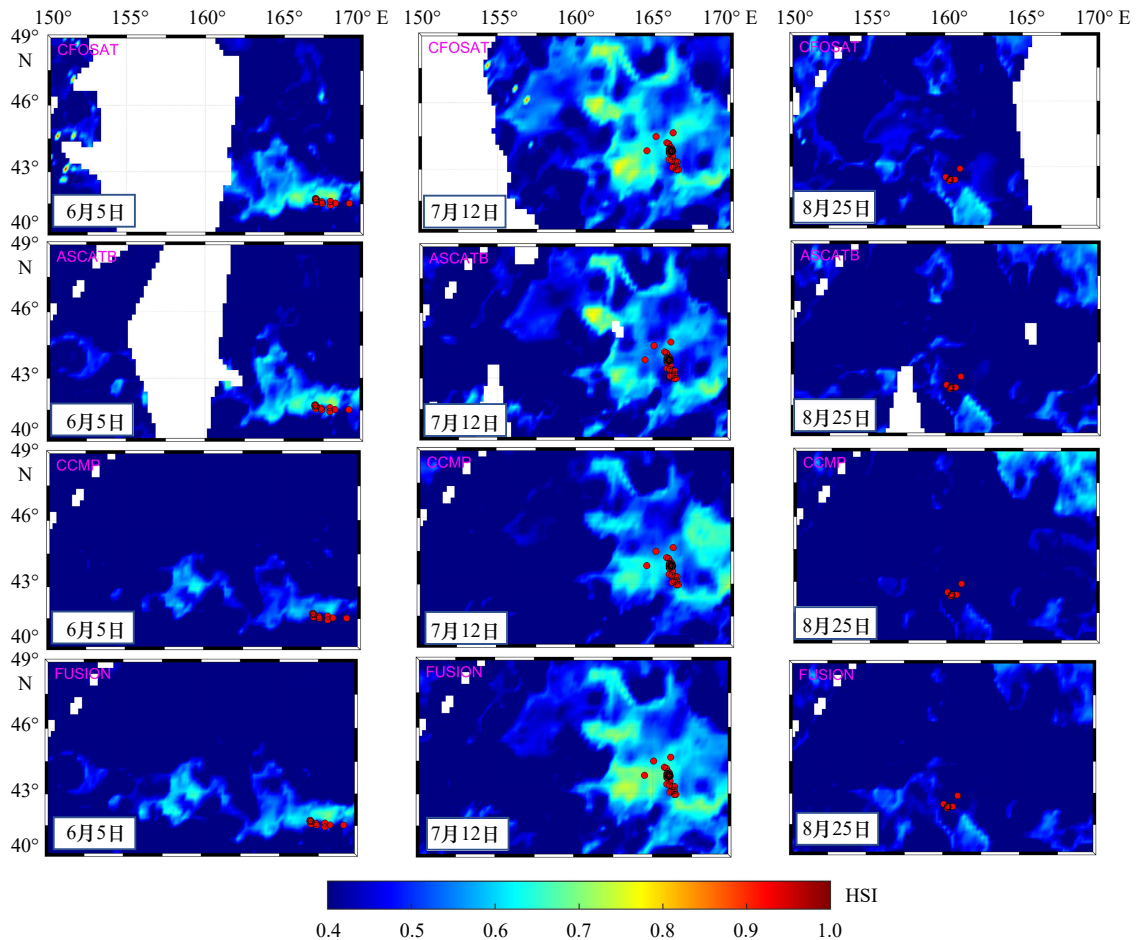


图3 夏季秋刀鱼 HSI 和作业位置(红色圆圈)分布

Fig. 3 The distribution of HSI and fishing position (red circle) of Pacific saury during summer

4 讨论

4.1 海洋环境变量对渔场分布的影响

秋刀鱼属于高度洄游的鱼种,夏末起,从亲潮水域南下向黑潮水域移动,幼鱼逐渐成熟,秋季则移动至黑潮暖水与亲潮冷水交汇区,该区域往往形成海洋锋现象,海水混合加强,营养盐富集并伴有浮游植物大量繁殖,从而形成秋刀鱼盛渔期渔场^[17-18]。因此,夏季幼鱼在洄游过程中更趋向不断寻找营养盐丰富的海域,此时环境因子中 Chla 占主导作用。秋季,在高生产力海域集群的秋刀鱼为成熟期,由于其对温度的高度敏感性,水温则成为最主要的影响环境因素。本研究分季节统计分析得出,夏季和秋季分别为 Chla 和 SST 对 CPUE 的影响权重值最高,这与秋刀鱼的洄游集群特点一致。

WIND 对 CPUE 的权重贡献率在夏季和秋季分别为最低和第二位,这与秋刀鱼的季节性洄游特性相似。夏季秋刀鱼处于生长期,中心渔场变化范围幅度大,台风中心距离作业渔场距离远,而秋季秋刀鱼作

业渔场集中,过境台风中心距离作业位置较近,因此,风场对于秋季渔场产生了更为直接的影响。二是海面风场直接影响着其他海洋环境因素,尤其对于叶绿素和水温影响较大,前人研究表明,台风过境时,海洋上层产生强烈垂直混合以及卷挟抽吸等作用,导致 SST 显著下降^[19],而由台风引起的混合和上升流等过程,可使海洋下层的营养物质进入上层,从而促进上层海洋浮游植物生长,叶绿素浓度升高,提高海洋初级生产力水平,这也从侧面反映了 Chla 和 SST 的季节性对 CPUE 的影响。

4 组卫星数据的 WIND 权重值表明,单颗散射计卫星风速高于融合卫星风速。风速越高,对于 CPUE 的影响越大。CFOSAT、ASCATB、CCMP 和 FUSION 四组匹配数据风速的平均值,夏季分别为 5.82 m/s、5.77 m/s、4.53 m/s 和 4.89 m/s,秋季分别为 7.29 m/s、7.14 m/s、5.97 m/s 和 7.06 m/s。其中 CFOSAT 的风速为四组中最高,秋季更为明显,因此,秋季 CFOSAT 的 WIND 权重值为 4 组最高。由于台风对于 SST 的影响显著,CFOSAT 的 SST 的权重值为四组最低。同

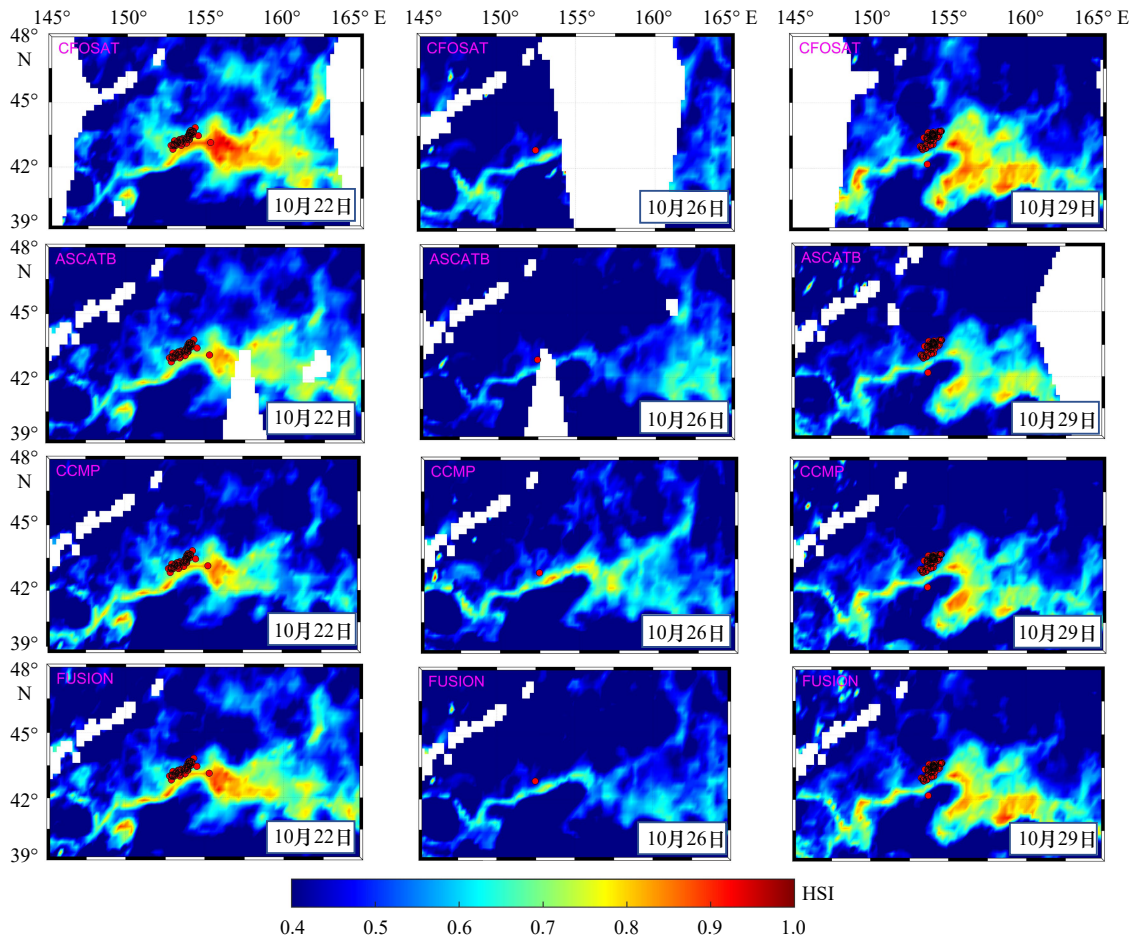


图 4 秋季秋刀鱼 HSI 和作业位置(红色圆圈)分布

Fig. 4 The distribution of HSI and fishing position (red circle) of Pacific saury during autumn

时,台风过境渔场时的强风场对鱼群集聚位置的影响明显。这都表明,风场对于秋刀鱼渔场预测模型的建立具有较高的权重贡献率。

4.2 不同卫星风场数据对建模的影响

本研究利用 GAM 方法的样条平滑函数,结合环境变量的权重分析结果,分夏季和秋季建立四种风场数据的 HSI 模型,并对模型进行检验和评价,得出总体检验精度夏季和秋季四组数据分别为 68.52%、62.09%、74.63%、68.25% 和 80.94%、70.13%、79.1%、76.41%,平均值分别为 68.37% 和 76.65%。由于验证数据量较少,模型的验证精度虽比自回归检验低,但秋季的总体验证精度均达到 60% 以上。而夏季验证精度则偏低,模型效果不理想。其原因可能归结为,一是夏季,秋刀鱼在长时间的洄游过程中渔场位置变化快,需要花费大量时间寻找渔场,实际作业时间缩短,渔船位置也在不断变化中。而且作业位置一般会聚集在较小的空间区域,可能导致局部环境变量的权重被放大,从而降低了非传统作业区域的预报精度。二是,由于本文加入风速作为环境因子之一,而秋季

既是秋刀鱼的盛渔期,也是台风的高发季节,生产作业区域环境变量(CHLA)的改变有利于秋刀鱼的生存,从而秋季的模型效果良好,可见加入风速的模型在短期集中速报中具有优势,尤其适用于秋季集中作业且受台风影响较大的时期。

四组卫星风场数据的预测模型,同样显示出明显的季节性特征,夏季同化资料 CCMP 的模型精度最高为 74.63%,秋季散射计 CFOSAT 最佳为 80.94%。总体来看,由于单颗散射计卫星的风速比同化融合资料的风速平均要高,在西北太平洋台风多发的时期,风速越高对秋刀鱼渔场的影响越大。因此,在台风多发的盛渔期期间,CFOSAT 更具有优势,能更好地预测秋刀鱼鱼群集聚海域。但由于台风过境持续时间短暂,因此,在加入风场因子时应进一步考虑其时滞性对于模型的影响,而在其他时期,可以考虑将风场的瞬时性加入统计模型同化 CFOSAT 散射计数据资料,以便充分发挥风场因子在秋刀鱼预测模型中的作用。相较于神经网络、最大熵以及基于灰色系统等预测模型^[5, 7, 20-21],本研究通过 HSI 模型的算法融合了 BRT

和 GAM 方法, 该方法灵活易操作, 可以体现出不同海洋环境变量的重要性, 加入风速因子也可以反映环境变量的相互影响。此外, 为提高西北太平洋秋刀鱼

渔场速报精度, 需进一步考虑风场对大尺度环境变量如厄尔尼诺事件的响应。

参考文献:

- [1] North Pacific Fisheries Commission: About NPFC [EB/OL]. [2023-01-06]. https://www.npfc.int/about_npfc.
- [2] 花传祥, 朱清澄, 许巍, 等. 北太平洋秋刀鱼生活史和资源渔场研究进展 [J]. 中国水产科学, 2019, 26(4): 811–821.
Hua Chuanxiang, Zhu Qingcheng, Xu Wei, et al. Review of the life history, resources and fishing grounds of the Pacific saury in the North Pacific Ocean[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2019, 26(4): 811–821.
- [3] 孟令文, 朱清澄, 花传祥, 等. 栖息地指数模型在北太平洋秋刀鱼渔情预报中的应用 [J]. 海洋湖沼通报, 2018(6): 142–149.
Meng Lingwen, Zhu Qingcheng, Hua Chuanxiang, et al. Study on fishery forecast of *Cololabis saira* in the Northern Pacific based on habitat model[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2018(6): 142–149.
- [4] 刘瑜, 花传祥. 基于 GAM 和权重分析的西北太平洋秋刀鱼渔情预报研究 [J]. 中国水产科学, 2021, 28(7): 888–895.
Liu Yu, Hua Chuanxiang. Forecasting Pacific saury (*Cololabis saira*) fisheries based on GAM and weighted analysis in the northwest Pacific[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2021, 28(7): 888–895.
- [5] Syah A F, Saitoh S I, Alabia I D, et al. Predicting potential fishing zones for Pacific saury (*Cololabis saira*) with maximum entropy models and remotely sensed data[J]. *Fishery Bulletin*, 2016, 114(3): 330–342.
- [6] Miyamoto H, Suyama S, Vijai D, et al. Predicting the timing of Pacific saury (*Cololabis saira*) immigration to Japanese fishing grounds: a new approach based on natural tags in otolith annual rings[J]. *Fisheries Research*, 2019, 209: 167–177.
- [7] 朱文涛, 陈新军, 汪金涛, 等. 基于灰色系统的西北太平洋秋刀鱼资源丰度预测 [J]. 广东海洋大学学报, 2018, 38(6): 13–17.
Zhu Wentao, Chen Xinjun, Wang Jintao, et al. Predicting the abundance of Pacific saury based on grey system in the northwest Pacific[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2018, 38(6): 13–17.
- [8] 吴祖立, 唐峰华, 樊伟, 等. 西北太平洋柔鱼渔场台风时空变化及其对柔鱼产量的影响分析 [J]. 海洋环境科学, 2018, 37(6): 907–913.
Wu Zuli, Tang Fenghua, Fan Wei, et al. Analysis of temporal and spatial variation of typhoons in the squid fishing ground in the northwest Pacific Ocean and its influence on the catch of *Ommastrephes Bartramii*[J]. Marine Environmental Science, 2018, 37(6): 907–913.
- [9] Sun Junchuan, Wei Zexun, Xu Tengfei, et al. Development of a fine-resolution atmosphere-wave-ocean coupled forecasting model for the South China Sea and its adjacent seas[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2019, 38(4): 154–166.
- [10] 刘建强, 蒋兴伟, 郎姝燕, 等. 中法海洋卫星及其典型应用 [J]. 卫星应用, 2021(9): 41–48.
Liu Jianqiang, Jiang Xingwei, Lang Shuyan, et al. The typical applications of the China-France Oceanography SATellite[J]. Satellite Application, 2021(9): 41–48.
- [11] Hua Chuanxiang, Li Fei, Zhu Qingcheng, et al. Habitat suitability of Pacific saury (*Cololabis saira*) based on a yield-density model and weighted analysis[J]. *Fisheries Research*, 2020, 221: 105408.
- [12] Elith J, Leathwick J R, Hastie T. A working guide to boosted regression trees[J]. *Journal of Animal Ecology*, 2008, 77(4): 802–813.
- [13] Howell E A, Kobayashi D R. El Niño effects in the Palmyra Atoll region: oceanographic changes and bigeye tuna (*Thunnus obesus*) catch rate variability[J]. *Fisheries Oceanography*, 2006, 15(6): 477–489.
- [14] 范秀梅, 唐峰华, 崔雪森, 等. 基于栖息地指数的西北太平洋日本鲭渔情预报模型构建 [J]. 海洋学报, 2020, 42(12): 34–43.
Fan Xiumei, Tang Fenghua, Cui Xuesen, et al. Habitat suitability index for chub mackerel (*Scomber japonicus*) in the Northwest Pacific Ocean[J]. Haiyang Xuebao, 2020, 42(12): 34–43.
- [15] 龚彩霞, 陈新军, 高峰, 等. 栖息地适宜性指数在渔业科学中的应用进展 [J]. 上海海洋大学学报, 2011, 20(2): 260–269.
Gong Caixia, Chen Xinjun, Gao Feng, et al. Review on habitat suitability index in fishery science[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2011, 20(2): 260–269.
- [16] 王海平, 董林. 2019 年西北太平洋和南海台风活动概述 [J]. 海洋气象学报, 2020, 40(2): 1–9.
Wang Haiping, Dong Lin. Overview of typhoon activities over western North Pacific and the South China Sea in 2019[J]. Journal of Marine Meteorology, 2020, 40(2): 1–9.
- [17] Hua Chuanxiang, Zhu Qingcheng, Shi Yongchuang, et al. Comparative analysis of CPUE standardization of Chinese Pacific saury (*Cololabis saira*) fishery based on GLM and GAM[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2019, 38(10): 100–110.
- [18] Kurita Y. Energetics of reproduction and spawning migration for Pacific saury (*Cololabis saira*) [J]. Fish Physiology and Biochemistry, 2003, 28(1/4): 271–272.
- [19] 王同宇, 张书文, 蒋晨, 等. 西北太平洋台风对冷涡及叶绿素浓度的影响 [J]. 广东海洋大学学报, 2019, 39(5): 85–95.
Wang Tongyu, Zhang Shuwen, Jiang Chen, et al. Research on cold core eddy change and phytoplankton bloom induced by Typhoons: case studies in Northwest Pacific Ocean[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2019, 39(5): 85–95.
- [20] 曹睿星, 官文江, 高峰, 等. 基于最大熵和栖息地指数模型预测东、黄海日本鲭渔场分布 [J]. 海洋学报, 2023, 45(9): 72–81.
Cao Ruixing, Guan Wenjiang, Gao Feng, et al. Prediction of chub mackerel fishing ground distribution in the East China Sea and Yellow Sea based on maximum entropy model and habitat suitability index model[J]. Haiyang Xuebao, 2023, 45(9): 72–81.

- [21] 王雅萌, 汪金涛, 陈新军, 等. 基于 BP 神经网络的西北太平洋柔鱼资源丰度时空变化研究 [J]. 海洋学报, 2021, 43(6): 81–89.
Wang Yameng, Wang Jintao, Chen Xinjun, et al. Spatio-temporal dynamic of abundance index of Neon flying squid in relation to environmental variables in the Northwest Pacific Ocean using BP neural network[J]. Haiyang Xuebao, 2021, 43(6): 81–89.

Suitability analysis of wind data for habitat forecasting of the Pacific saury fishing ground in northwestern Pacific Ocean

Liu Yu^{1,2}, Xu Ying^{3,4}, Zheng Quan'an⁵

(1. College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China; 2. College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 3. National Satellite Ocean Application Service, Beijing 100081, China; 4. Key Laboratory of Space Ocean Remote Sensing and Application, Ministry of Natural Resources, Beijing 100081, China; 5. College of Ocean and Meteorology, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China)

Abstract: To analysis the suitability of using wind field data for forecasting Pacific saury habitat in the northwest Pacific, this paper use the generalized additive model to fit the habitat suitability index (HSI) for Pacific saury in summer and autumn, based on the Chinese fishery data, environmental data and four types of wind field data included the China-France oceanography satellite (CFOSAT) during June to November in 2019–2020. The result indicates that: (1) Weighted analysis shows distinct seasonal variation of environmental variables on catch per unit effort, with chlorophyll concentration and sea surface temperature having the highest weights in summer and autumn respectively, while wind speed had the lowest weight and direct proportionality to the weight. (2) The average accuracy of the four data in summer and autumn is 68.37% and 76.65% respectively, and CFOSAT reaching the highest accuracy of 80.94% in autumn. (3) The high-HSI areas are consistent with the fishing grounds of Pacific saury, while the HSI high-value regions of scatter meter in autumn seems more robust. There are advantages of using wind speed on the forecast model in autumn, as this model can reflect the influence of transient variation factors on the migration and aggregation of Pacific saury.

Key words: Pacific saury fishing ground; GAM; habitat forecast; CFOSAT; northwestern Pacific Ocean