

DOI: 10.3724/SP.J.1118.2020.19240

## 基于渔船捕捞行为特征的远洋延绳钓渔场捕捞强度计算

杨胜龙<sup>1,2</sup>, 张胜茂<sup>1,2</sup>, 原作辉<sup>1,2</sup>, 戴阳<sup>1,2</sup>, 张衡<sup>1,2</sup>, 张怵怵<sup>1,2</sup>, 樊伟<sup>1,2</sup>

1. 中国水产科学研究院东海水产研究所, 农业农村部远洋与极地渔业创新重点实验室, 上海 200090;
2. 中国水产科学研究院渔业资源与遥感信息技术重点开放实验室, 上海 200090

**摘要:** 渔场捕捞强度信息可以为渔业资源评估和管理提供帮助。本研究结合 2017 年 10—11 月船舶自动监控系统 (Automatic Identification System, AIS) 信息和同期中国中西太平洋延绳钓渔船捕捞日志数据, 通过挖掘延绳钓渔船作业航速和航向特征, 建立渔场作业状态识别模型, 提取渔场捕捞强度信息。以 3~9 节为航速阈值和 0°~10° 及 300°~360° 为航向阈值, 渔船作业状态识别准确率为 68.29%。阈值识别和日志记录的捕捞强度信息在空间上相关性很高 (>0.96), 基于 AIS 信息挖掘的渔船捕捞强度空间分布特征和实际非常相似。阈值识别和日志记录的捕捞强度信息在空间上与单位捕捞努力量渔获量 (catch per unite of effort, CPUE)、渔获尾数、渔获重量和投钩数的空间相关系数均大于 0.62, 基于 AIS 信息挖掘的渔船空间捕捞强度也可替代用于渔业资源分析。

**关键词:** AIS 数据; 延绳钓; 捕捞努力量; 捕捞强度

中图分类号: S93

文献标志码: A

文章编号: 1005-8737-(2020)03-0307-08

渔民在海上寻找鱼群并进行捕获作业, 其空间动态搜索鱼群行为和动物猎食行为相似<sup>[1-2]</sup>。渔船的空间分布在一定程度上可以揭示渔业资源的空间分布状况<sup>[3]</sup>, 因此捕捞活动的空间位置可以作为目标种群的空间分布代表。研究表明在一定时间内捕捞努力量与渔获量是成正比关系的<sup>[4]</sup>, 故采用具有空间信息近实时的高分辨率商业数据挖掘捕捞强度空间信息, 可替代用于渔业资源研究<sup>[5-6]</sup>。

船舶自动监控系统 (Automatic Identification System, AIS) 可以实时获得渔船位置信息。通过位置、航向、航速等信息, 可以精确量化每条船舶的空间行为<sup>[8]</sup>, 因此成为近年海洋领域的研究热点。AIS 信息能够弥补渔业生产数据获取周期长、精度低的缺点。国内外学者已开始将 AIS 数据用于识别渔船作业状态和渔船空间特征行为分析<sup>[8-15]</sup>。de Souza 等<sup>[9]</sup>采用不同的方法分别对若干艘围网、

延绳钓和拖网渔船样本数据进行了识别。Kroodsmas 等<sup>[10]</sup>对全球所有的围网、延绳钓和拖网渔船构建了卷积神经网络深度学习算法, 识别渔船作业状态并绘制了轨迹空间图, 发现渔船空间分布对短期的经济和环境变化响应不明显, 对文化和政策有明显的反应。Natale 等<sup>[11]</sup>采用最大期望值方法识别了欧洲渔船, 并绘制了捕捞努力量图。Wang 等<sup>[12]</sup>结合速度阈值和作业轨迹识别舟山渔场 6 艘拖网渔船作业状态, 但不适合大量渔船数据。原作辉等<sup>[13]</sup>基于速度阈值提取渔场空间特征, 分析了其与海洋环境关系, 但没有检验识别的准确率和计算捕捞努力量。Natale 等<sup>[11]</sup>、Ferra 等<sup>[13]</sup>和 Le Guyader 等<sup>[14]</sup>基于 AIS 数据挖掘并绘制捕捞努力量空间图为渔业管理和科学分析提供高精度信息。张胜茂等<sup>[7]</sup>基于船位监控系统挖掘了东海拖网捕捞努力量, 但没有开展远洋渔船研究。

收稿日期: 2019-08-23; 修订日期: 2019-09-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41606138); 中央级公益性科研院所基本科研业务费 (2019T09); 农业农村部海外渔业开发重点实验室开放基金资助 (LOF2018-01).

作者简介: 杨胜龙 (1982-), 男, 硕士, 副研究员, 主要从事海洋生态学研究. E-mail: ysl6782195@126.com

通信作者: 樊伟, 研究员. E-mail: fanwee@126.com

目前中国金枪鱼渔业研究信息主要依靠商业渔船的捕捞日志数据及渔业组织公布的渔获数据。远洋金枪鱼渔船海上作业时间通常在一年以上, 渔船往往延后一两年提交捕捞日志, 且部分企业在作业位置、渔获量及重量等关键信息上也存在乱填漏填的现象, 因此渔捞日志的准确性和时效性上都存在着不足<sup>[16]</sup>。本研究采用 AIS 数据和捕捞日志数据, 基于中国远洋延绳钓渔船作业时的行为特征识别渔船作业状态(捕捞/非捕捞), 计算累计捕捞量(kW·h), 挖掘渔场作业捕捞强度信息, 最后检验捕捞强度与单位捕捞努力量渔获量(catch per unite of effort, CPUE)、渔获尾数、渔获重量和投钩数的空间相关性, 为进一步的渔业资源和渔情预报研究提供支持。

## 1 材料与方 法

### 1.1 AIS 和捕捞日志数据

AIS 数据主要来自 2017 年 10—11 月 exact-View 卫星星座传输数据。AIS 数据包含渔船静态信息和动态信息两部分。采用包括 MMSI 编号、船名、发送时间、经度、纬度、航向、航速等的动态数据。依据日志数据提取渔船 AIS 信息, 10 月份涉及 10 条渔船, 共 55960 条数据, 11 月份涉及 12 艘渔船, 共 71566 条数据。

金枪鱼延绳钓日志数据来源于 2017 年 10—11 月中水集团远洋延绳钓渔船在中西太平洋的记录。数据时间分辨率为天, 空间分辨率为  $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 。数据包括作业日期、下钩时刻、经纬度、投钩数及各金枪鱼鱼种尾数、产量。通过匹配船名提取 10 月和 11 月有 AIS 船位信息的渔船对应的渔获数据, 将其按经纬度  $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$  进行渔区划分, 按月对其作业位置、尾数和放钩数进行统计, 计算各渔区内 CPUE (单位尾/千钩), 投钩数、渔获尾数和渔获总重量, CPUE 公式如下:

$$CPUE_{(i,j)} = \frac{N_{fish(i,j)} \times 1000}{N_{hook(i,j)}} \quad (1)$$

其中,  $CPUE_{(i,j)}$ 、 $N_{fish(i,j)}$ 、 $N_{hook(i,j)}$  分别表示第  $i$  个经度, 第  $j$  个纬度处方格的月平均 CPUE、月渔获总尾数、月总投钩数。

### 1.2 数据处理和标示

延绳钓渔船作业一般包括投放带有支线和钓

钩的主线, 投放后渔船漂流一段时间, 拉起主线和钓钩, 整个过程会持续 1 d 时间。根据延绳钓渔船作业行为特征, 将延绳钓渔船状态划分捕捞状态和未捕捞状态, 其中捕捞状态下有放钩和起钩; 未捕捞状态有漂流和航行。

根据数据整体范围删除经度, 纬度, 航向和航速中的异常值, 并将数据记录的北京时间换算为当地时间。根据中水金枪鱼延绳钓渔船日志记录的放钩时间, 结合专家经验(主要包括作业起止时间、航速分布及变化、航向分布及变化、作业轨迹图)对中水渔船 2017 年 10 月和 11 月中西太平洋 11 艘延绳钓渔船共计 127000 万条 AIS 数据, 根据作业的月(m)、天(d)、小时(h)、分钟(min)等时间信息和作业经纬度信息, 对每个 AIS 记录逐点进行识别标记。渔船信息被分为捕捞状态(放钩和起钩)和未捕捞状态(漂流和航行), 捕捞状态设置为 1, 未捕捞状态为 0。

### 1.3 捕捞强度统计和相关性检验

对标定好的数据, 计算每条船前后两个船位点的航向差和航行时间(s), 同时提取 AIS 的当地小时、船速、航向等信息。统计分析我国中西太平洋延绳钓渔船作业的投钩船速、航向特性, 提取速度和航向阈值区间, 判别渔船作业状态, 公式如下:

$$P = \begin{cases} 1, v \in V, c \in C \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $V$  是捕捞状态下的速度阈值区间;  $C$  是捕捞状态下的航速阈值区间。

渔船  $j$  在作业状态下, 航行轨迹中两点之间的捕捞努力量计算如下

$$E_{i,j} = (T_{i,j} - T_{i-1,j}) \times W_j \times P_{ij} \quad (3)$$

式中,  $T_i$  和  $T_{i-1}$  是渔船  $j$  航行轨迹中前后 2 个船位的时间, 两者差为时间间隔(s);  $W_j$  是渔船  $j$  的功率,  $P_{ij}$  是渔船  $j$  在位置  $i$  的作业状态;  $E_{i,j}$  为渔船  $j$  在航行轨迹中第  $i-1$  到第  $i$  个空间位置投入的捕捞努力量, 单位为 kW·h。

一定时间内, 渔场区内第  $k$  个作业网格的捕捞强度定义为所有船位点在该网格内的捕捞努力量之和, 单位为 kW·h, 计算公式如下:

$$FE_k = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M E_{i,j} \quad (4)$$

计算阈值识别准确率, 绘制阈值识别和日志记录下的捕捞强度图, 定性分析阈值模型有效性。计算捕捞强度 CPUE、渔获尾数、渔获重量和投钩数的空间相关系数, 检验其相关性。

## 2 结果与分析

### 2.1 渔船航速特征

2017 年 10—11 月标定后的渔船 AIS 数据根据状态进行提取, 分析其各个状态下的速度分布,

结果如图 1 所示。中水延绳钓渔船放钩时船速在 0~12 节, 89.1%船速分布在 6~8 节之间, 峰值在 8 节左右。延绳钓渔船起钩时船速在 0~10 节, 80%船速分布在 2.5~6.5 节之间, 峰值出现在 5 节左右。漂流时的船速在 3 节以下, 97.4%的船速在 2.5 节以下。航行速度在 3~12.5 节, 其中 84.4%船速在 5.5~9 节之间, 在 7~8 节处达到峰值。金枪鱼延绳钓渔船放钩时的航速与航行时的分布大致相似, 速度一般在 7~8 节; 漂流的速度明显小于延绳钓渔船作业时投钩和起钩的速度; 渔船的航行速度整体上要大于延绳钓渔船作业时投钩和起钩的速度。

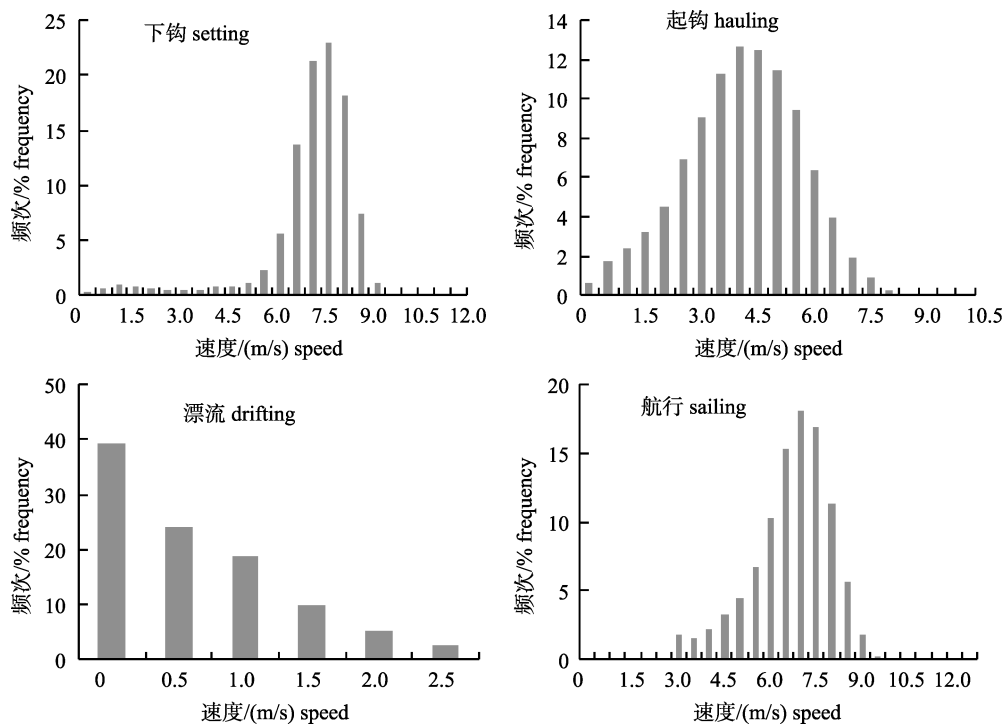


图 1 不同作业状态下延绳钓渔船速度分布

Fig. 1 Speed distribution of longline fishing vessels under different conditions

### 2.2 渔船航向特征

2017 年 10—11 月标定后的渔船 AIS 数据根据状态进行提取, 分析其各个状态下的航向分布, 结果如图 2 所示。中水延绳钓渔船放钩时, 航向主要分布在 0°~10°及 290°~360°, 共计 65.9%, 峰值出现在 360°附近。延绳钓渔船起钩时, 航向分布在 120°~200°之间, 共计 62.2%, 峰值出现在 180°附近。延绳钓渔船漂流时有 58.5%的航向在 210°~310°范围内, 数据整体聚集程度较低, 在不

同范围内均存在一定比例的数据, 且峰值处所占比例较捕捞状态下低。延绳钓渔船航行时, 航向呈现双峰分布特征。33.7%航向分布在 80°~120°之间, 26.6%航向在 260°~320°, 共计 60.4%。

中水延绳钓渔船放钩和起钩时航向均呈单峰分布, 放钩时的角度基本在以正北方向为中心, 以西北和东北方向为边界的范围内, 而渔船起钩时的角度保持在以正南方向为中心, 以西南和东南方向为边界的范围内。渔船起钩和投钩航向大

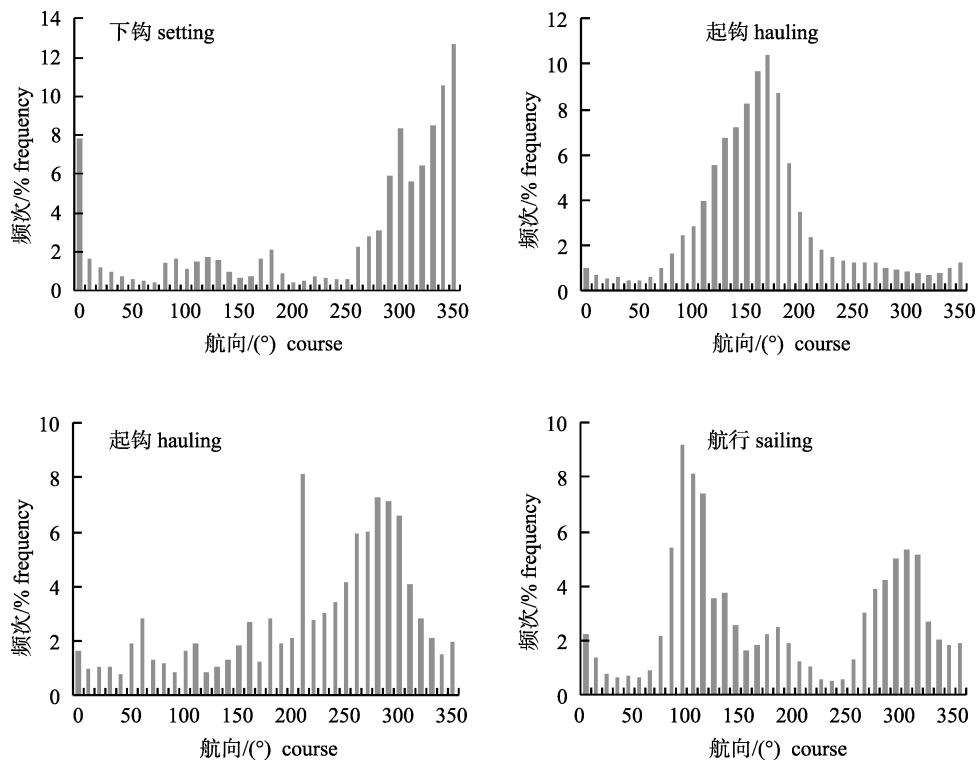


图 2 不同作业状态下延绳钓渔船航向分布

Fig. 2 Heading distribution of longline fishing vessels under different conditions

致呈相反方向, 该分布与实际作业情况相符。渔船漂流时动力较小, 受水流影响航向随时发生改变, 因此各航向范围内数据呈随机分布, 且各段频率均较低。航行状态下的航向呈现双峰分布, 第 1 个波峰在  $110^\circ$ , 第 2 个波峰在  $300^\circ$ , 也存在明显的往返特征。

### 2.3 阈值

延绳钓渔船航行的速度分布区间和起钩、投钩的速度分布区间存在重叠区域, 而漂流速度主要分布区间和起钩、投钩主要分布区间不存在重叠区域, 以 3 节为界限完全分开。因此以航向速度 3 节为速度阈值, 可以完全剔除掉漂流状态。延绳钓渔船航行、投钩和起钩上界速度多在 9 节以内, 速度阈值区间上值取 9 节。

延绳钓渔船漂流状态下航向主要分布区间和投钩时的航向主要分布区间存在重叠区间, 和起钩时航向主要分布区间不重叠。延绳钓渔船航行状态下航向的第一波峰在  $110^\circ$  附近, 和起钩、投钩的状态下航向主要分布区间不存在重叠。以航向  $120^\circ\sim 200^\circ$  为渔船作业状态提取区间, 可以有

效提取起钩时作业状态。延绳钓渔船航行状态下航向的第二波峰在  $260^\circ\sim 310^\circ$  附近。延绳钓渔船投钩状态下, 航向在  $0^\circ\sim 10^\circ$  及  $300^\circ\sim 360^\circ$  占 60%。延绳钓渔船投钩状态下航向区间和延绳钓渔船航行状态下航向区间存在部分重叠, 以  $300^\circ$  作为阈值, 划分延绳钓渔船投钩和航行状态下航向区间。

### 2.4 识别精度

基于 2.3 节定义的阈值, 采用公示 2 识别 2017 年 10 月和 11 月所有记录的渔船作业状态, 识别结果的混淆矩阵见表 1。作业状态共计 73482 条记录,

表 1 混淆矩阵  
Tab. 1 Confusion table

	非作业 non-fishing	作业 fishing
非作业 non-fishing	41365	10777
作业 fishing	29064	44418

表 2 识别准确率  
Tab. 2 Accuracy of classification

月份 month	10 月 Oct.	11 月 Nov.	10 月, 11 月 Oct. & Nov.	%
准确率 accuracy	70.27	66.73	68.29	

其中有 44418 条识别准确, 29064 条错误识别为非作业状态, 作业状态识别准确率为 60.5%。非作业状态共计 52142 条记录, 其中有 41365 条识别准确, 10777 条记录错误识别为作业状态, 非作业状态识别率为 79.3%。更多的作业状态被识别为非作业状态。

### 2.5 捕捞强度

基于公式(2)识别的渔船作业状态结果和日志标示结果, 分别计算渔船捕捞努力量, 统计每个网格的捕捞强度。识别结果和日志标示的捕捞强度空间相关系数见表 3, 10 月和 11 月相关系数为 0.96, 所有月份为 0.97, 所有相关系数  $P$  值小于 0.000001。

阈值识别结果和日志标示的捕捞强度与投钩数、渔获尾数、渔获重量和 CPUE 等在空间上的相关系数见表 4。所有相关系数都大于 0.6,  $P$  值小于 0.000001。捕捞强度与延绳钓投钩数的相关系数最大, 均大于 0.7; 与 CPUE 相关系数最低, 均小于 0.65。

阈值识别结果和日志标示的捕捞强度空间分布见图 3~图 5。日志观测的捕捞强度图表明 2017 年 11 和 12 月, 中水集团远洋延绳钓渔船主要作业空间在 168°E~173°E, 12°S~18°S, 有 3 个明显的作业强度区域。阈值识别图空间分布和日志观测的

表 3 识别结果和日志标示的捕捞强度空间相关系数  
Tab. 3 Spatial correlation between the identification results and the fishing intensity indicated by the log

月份 month	10 月 Oct.	11 月 Nov.	10 月, 11 月 Oct. & Nov.
Person's 相关系数	0.96	0.96	0.97
Person's			

表 4 捕捞强度与投钩数、渔获尾数、渔获重量和 CPUE 空间相关系数

Tab. 4 Spatial correlation between fishing intensity and hooks, number, weight and CPUE

月份 month		投钩数 hook	渔获尾数 number	渔获重量 weight	CPUE
10 月 Oct.	日志 logdata	0.71	0.67	0.67	0.63
	阈值 threshold	0.72	0.67	0.66	0.63
11 月 Nov.	日志 logdata	0.76	0.74	0.75	0.63
	阈值 threshold	0.72	0.70	0.71	0.62
10 月, 11 月	日志 logdata	0.80	0.77	0.77	0.65
Oct. & Nov.	阈值 threshold	0.79	0.77	0.77	0.63

捕捞强度图在空间分布上相似, 阈值识别结果的捕捞强度均弱于日志标示的捕捞强度。

### 3 讨论

捕捞作业行为描述了海上船只的运动模式、轨迹和渔民捕鱼习性<sup>[18]</sup>。速度可以用于渔船作业状态识别研究<sup>[17]</sup>, 来定义渔船捕捞行为和努力量<sup>[18]</sup>。拖网具有明显的作业特征, 基于速度识别拖网渔船的作业状态有较高的准确率<sup>[19-20]</sup>, 发现拖网作业是渔船航行速度多在 2~5 节。在中西太平洋, 中水公司的金枪鱼延绳钓渔船作业时的速度在 3~9 节, 这与和原作辉<sup>[15]</sup> de Souza 等<sup>[13]</sup>分析结果相似。

本文研究表明, 仅以速度作为唯一变量进行渔船识别是不够的, 因为延绳钓渔船航行时的船速也在此区间。延绳钓渔船起钩航向和航向有明显差别, 投钩航向和航向有部分重叠。因此结合延绳钓渔船航速和航向进行作业状态识别更合理。张胜茂<sup>[7]</sup>等也证明了采用航速和航向特征可以

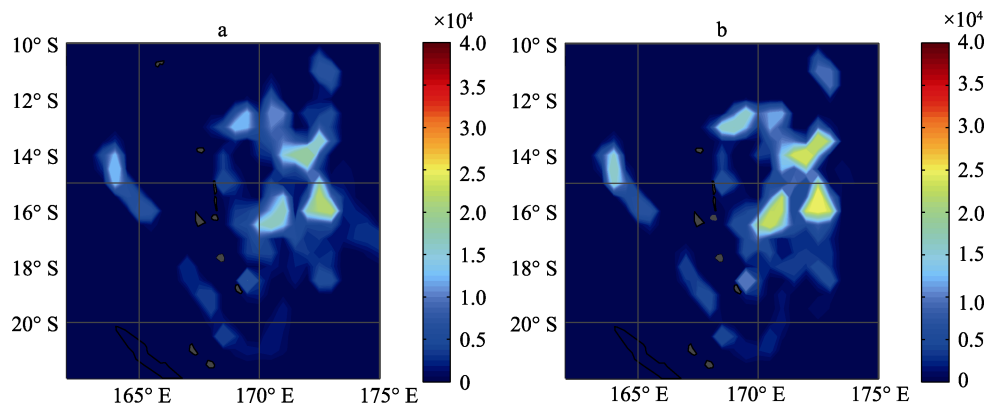


图 3 10 月捕捞强度空间分布

a: 阈值; b: 日志.

Fig. 3 Monthly distribution of fishing intensity in October  
a: threshold; b: logdata.

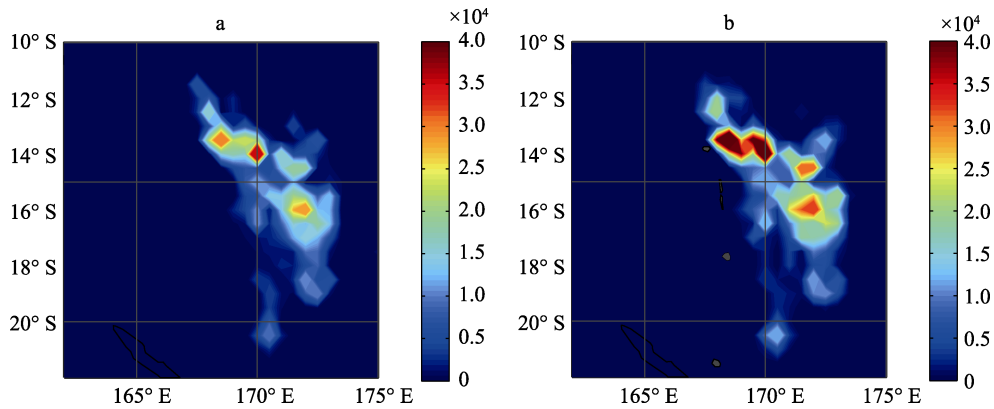


图 4 11 月捕捞强度空间分布

a: 阈值; b: 日志.

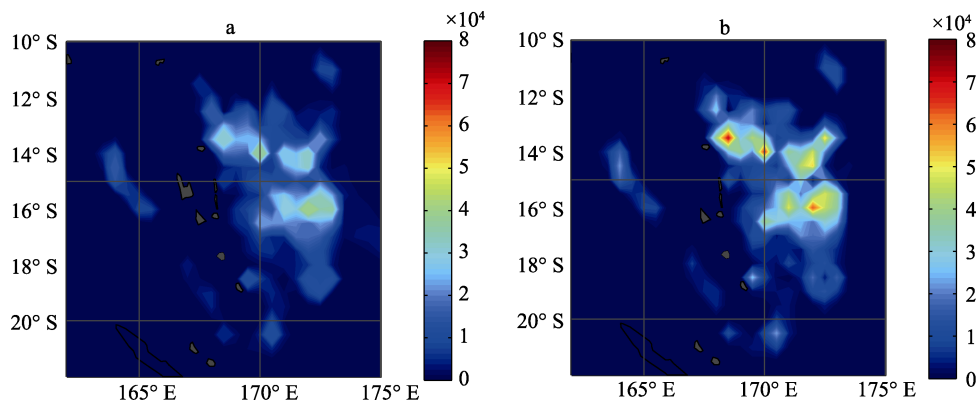
Fig. 4 Monthly distribution of fishing intensity in November  
a: threshold; b: logdata.

图 5 10 月和 11 月捕捞强度空间分布图

a: 阈值; b: 日志.

Fig. 5 Monthly distribution of fishing intensity in October and November  
a: threshold; b: logdata.

反映近海拖网渔船的作业状态。相比非作业状态,更多的延绳钓渔船的作业状态记录被识别为非作业状态,因此本文的识别结果是低估了渔船作业强度。这和 Bertrand 等<sup>[3]</sup>研究认为单纯的速度阈值识别会大大高估渔船作业状态不相同,因为本文结合了航速和航向进行识别。

本文延绳钓渔船作业状态识别准确率为 68.29%, 低于 de Souza 等<sup>[13]</sup>贝叶斯隐马尔科夫模型和 Kroodsma 等<sup>[9]</sup>卷积神经网络模型结果。本文阈值识别只考虑了渔船的航速和航向两个特征变量, Kroodsma 等<sup>[9]</sup>卷积神经网络模型考虑了多达 12 特征向量。张胜茂等<sup>[7]</sup>提取东海拖网捕捞努力量时还考虑了速度和航向变化,因此未来有必要提取更多的渔船作业时的特征变量,通过采用数

学模型提高渔船作业状态识别准确率。本文是对某一区域的所有渔场作业状态进行识别,有别于张胜茂等<sup>[7]</sup>和 Wang 等<sup>[12]</sup>单船样本识别,易推广到其他渔船。

识别结果和渔船日志记录的捕捞强度在空间上相关性非常高。捕捞强度空间图和日志作业空间图在空间上分布非常吻合,区别在于捕捞强度的大小。因此在捕捞日志数据有限或没有的情况下,基于船位数据挖掘的捕捞强度信息也可以刻画渔船作业时的空间分布特征。

捕捞强度和投钩数、渔获尾数、渔获重量和 CPUE 的空间相关性较好。和延绳钓渔船投钩数相关性最高,因为更多的捕捞强度意味着更多的延绳钓投钩作业。和延绳钓 CPUE 相关性最低,但

均大于 0.62, 空间相关性较好, 捕捞强度空间分布和 CPUE 空间分布相似。捕捞强度和渔获量和渔获尾数相关性好于 CPUE, 即累计捕捞努力和渔获量成正比关系, 这和 Lee 等<sup>[17]</sup>研究结果相同。CPUE 被认为与渔业资源丰度成比例, 被作为渔业资源相对丰度来反映渔业资源丰度。因此在缺乏渔业捕捞生产数据时, 基于 AIS 挖掘的空间捕捞强度也可替代用于渔业资源评估和管理。

本文是基于 2017 年中国中水集团的公司 10 月和 11 月在 168°E~173°E, 12°S~18°S 海域作业渔船数据进行分析的, 分析结果适合 2017 年 10 月和 11 月试验海域, 但本文的方法适用于其他海域。

#### 4 不足与展望

本文的渔船日志数据只记录了投钩时间, 没有投钩结束、起钩及起钩结束的时间。通过绘制渔船速度曲线, 并结合专家经验对投钩结束和起钩时间进行判断。De Souza 等<sup>[13]</sup>也采用该方法对渔船作业状态进行标签。该方法工作量非常大, 因此本文只采用了 2 个月的时间。未来希望通过观察员计划, 记录和获取更多的渔船作业状态空间信息, 基于大数据的深度学习开展相关研究工作。本文采用的是我国中水集团的公司, 为了方法有更好的实用性, 需要考虑更多不同公司的渔船。

本文采用的是中国远洋渔船样本数据, 没有国际渔船样本数据。MMSI 编号前 3 位号码是渔船所属国信息, 未来希望建立渔船作业类型模型, 挖掘更多国际渔船信息并开展相关研究, 及时了解和掌握国际企业渔船的作业空间分布, 为中国渔业公司寻找渔场提供帮助。

#### 参考文献:

- [1] Bertrand S, Burgos J M, Gerlotto F, et al. Lévy trajectories of Peruvian purse-seiners as an indicator of the spatial distribution of anchovy (*Engraulis ringens*)[J]. ICES Journal of Marine Science, 2005, 62(3): 477-482.
- [2] Bertrand S, Bertrand A, Guevara-Carrasco R, et al. Scale-invariant movements of fishermen: The same foraging strategy as natural predators[J]. Ecological Applications, 2007, 17(2): 331-337.
- [3] Bertrand S, Diaz E, Lengaigne M. Patterns in the spatial distribution of Peruvian anchovy (*Engraulis ringens*) revealed by spatially explicit fishing data[J]. Progress in Oceanogra-
- phy, 2008, 79(2-4): 379-389.
- [4] Lee J, South A B, Jennings S. Developing reliable, repeatable, and accessible methods to provide high-resolution estimates of fishing-effort distributions from vessel monitoring system (VMS) data[J]. ICES Journal of Marine Science, 2010, 67(6): 1260-1271.
- [5] Mullaney D R, Dawe E G. Development of performance indices for the Newfoundland and Labrador snow crab (*Chionoecetes opilio*) fishery using data from a vessel monitoring system[J]. Fisheries Research, 2009, 100(3): 248-254.
- [6] Stelzenmüller V, Maynou F, Bernard G, et al. Spatial assessment of fishing effort around European marine reserves: Implications for successful fisheries management[J]. Marine Pollution Bulletin, 2008, 56(12): 2018-2026.
- [7] Zhang S M, Zhang H, Tang F H, et al. Method of extracting trawling effort based on vessel monitoring system[J]. Marine Sciences, 2016, 40(3):146-153. [张胜茂, 张衡, 唐峰华, 等. 基于船位监控系统的拖网捕捞努力量提取方法研究[J]. 海洋科学, 2016, 40(3): 146-153.]
- [8] McCauley D J, Woods P, Sullivan B, et al. Ending hide and seek at sea[J]. Science, 2016, 351(6278): 1148-1150.
- [9] de Souza E N, Boerder K, Matwin S, et al. Improving fishing pattern detection from satellite AIS using data mining and machine learning[J]. PLoS ONE, 2016, 11(9): e0158248.
- [10] Kroodsma D A, Mayorga J, Hochberg T, et al. Tracking the global footprint of fisheries[J]. Science, 2018, 359(6378): 904-908.
- [11] Natale F, Gibin M, Alessandrini A, et al. Mapping fishing effort through AIS data[J]. PLoS ONE, 2015, 10(6): e0130746.
- [12] Wang Y B, Wang Y. Estimating catches with automatic identification system (AIS) data: A case study of single otter trawl in Zhoushan fishing ground, China[J]. Iranian Journal of Fisheries Sciences, 2016, 15(1): 75-90.
- [13] Ferrà C, Tassetti A N, Grati F, et al. Mapping change in bottom trawling activity in the Mediterranean Sea through AIS data[J]. Marine Policy, 2018, 94: 275-281.
- [14] Le Guyader D, Ray C, Gourmelon F, et al. Defining high-resolution dredge fishing grounds with Automatic Identification System (AIS) data[J]. Aquatic Living Resources, 2017, 30: Article No. 39.
- [15] Yuan Z H, Yang D H, Fan W, et al. On fishing grounds distribution of tuna longline based on satellite automatic identification system in the Western and Central Pacific[J]. Marine Fisheries, 2018, 40(6): 649-659. [原作辉, 杨东海, 樊伟, 等. 基于卫星 AIS 的中西太平洋金枪鱼延绳钓渔场分布研究[J]. 海洋渔业, 2018, 40(6): 649-659.]
- [16] Zou J L, Dai X J, Xu L X, et al. On the status of tuna

- longline fishery logbook[J]. *Fishery Information and Strategy*, 2015, 30(1): 35-39. [邹莉瑾, 戴小杰, 许柳雄, 等. 金枪鱼延绳钓渔捞日志管理现状与趋势[J]. *渔业信息与战略*, 2015, 30(1): 35-39.]
- [17] Lee J, South A B, Jennings S. Developing reliable, repeatable, and accessible methods to provide high-resolution estimates of fishing-effort distributions from vessel monitoring system (VMS) data [J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2010, 67(6): 1260-1271.
- [18] Vermard Y, Rivot E, Mahévas S, et al. Identifying fishing trip behaviour and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models[J]. *Ecological Modelling*, 2010, 221(15): 1757-1769.
- [19] Mills C M, Townsend S E, Jennings S, et al. Estimating high resolution trawl fishing effort from satellite-based vessel monitoring system data[J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2007, 64(2): 248-255.
- [20] Deng R, Dichmont C, Milton D, et al. Can vessel monitoring system data also be used to study trawling intensity and population depletion? The example of Australia's northern prawn fishery[J]. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 2005, 62(3): 611-622.

## Calculating the fishing intensity of offshore longline fleets on fishing grounds based on their fishing characteristics

YANG Shenglong<sup>1,2</sup>, ZHANG Shengmao<sup>1,2</sup>, YUAN Zuohui<sup>1,2</sup>, DAI Yang<sup>1,2</sup>, ZHANG Heng<sup>1,2</sup>, ZHANG Bianbian<sup>1,2</sup>, FAN Wei<sup>1,2</sup>

1. Key Laboratory of Oceanic and Polar Fisheries, Ministry of Agriculture and Rural Affairs; East China Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Shanghai 200090, China;
2. Key and Open Laboratory of Remote Sensing Information Technology in Fishing Resource, East China Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Shanghai 200090, China

**Abstract:** A better understanding of the behavior of offshore fishing fleets is required in order to prioritize and enforce fisheries management and conservation measures worldwide. Satellite-based Automatic Information Systems (S-AIS) are now commonly installed on most ocean-going vessels and have been suggested as a novel tool to explore the movements of fishing fleets in near-real time. The fishing behavior and effort of vessels determined by vessel speed data obtained from AIS could assist in fishery resources analysis. In this study we used AIS data extracted from exactEarth Shipview™ and fishing log data of longline vessels in the Western and Central Pacific Ocean; both types of data were collected from October to November 2017 and were analyzed together in order to establish a vessel status recognition model by evaluating the speed and heading characteristics of longline fishing vessels. The fishing effort model was defined, and the fishing intensity information of the fishing grounds was calculated based on the output of the fishing activity identification model. In order to test the fishing effort rationality data extracted from AIS, the spatial correlation coefficients of the fishing intensity obtained from AIS data mining and the catch per unit effort (CPUE), the total number of tuna, the total catch weight, and hook numbers were calculated. Our results indicated that the speed of longline vessels was mostly between 3 to 9 knots while fishing. The heading ranges of longline vessels were between 0 to 10° and 300 to 360°. The fishing activity was classified based on the speed and heading of vessels; the accuracy of the fishing vessel status classification was 68.29%. The spatial correlation of fishing intensity between threshold classification and logging was high ( $>0.96$ ,  $P < 0.000001$ ). The spatial distribution characteristics of the fishing intensity based on AIS were similar to the actual ones but lower than later. The spatial correlation coefficients of the fishing intensity obtained from AIS and CPUE data, the total number of tuna, the total catch weight, and hook numbers were all greater than 0.62 ( $P < 0.00001$ ). Data on the fishing intensity of fishing vessels obtained from AIS could provide high-resolution information for scientists and decision makers and could be used as alternative data in fisheries stock assessment and management.

**Key words:** AIS data; longline; fishing effort; fishing intensity

**Corresponding author:** FAN Wei. E-mail: fanwee@126.com