

文章编号: 1674-5566(2021)01-0179-10

DOI:10.12024/jso.20190502647

## 基于 VMS 的张网渔船捕捞努力量与网位坐标提取方法

裴凯洋<sup>1</sup>, 张胜茂<sup>2</sup>, 樊伟<sup>2</sup>, 朱文斌<sup>3</sup>, 汤先峰<sup>1</sup>

(1. 上海海洋大学 信息学院, 上海 201306; 2. 中国水产科学研究院东海水产研究所 农业农村部东海渔业资源开发利用重点实验室, 上海 200090; 3. 浙江省海洋水产研究所 浙江省海洋渔业资源可持续利用技术研究重点实验室, 浙江舟山 316021)

**摘要:** 捕捞努力量是渔业资源管理和评估领域的重要参数之一, 传统捕捞努力量计算方法无法满足实时、大范围、快速统计的需要。以我国近海作业的某张网渔船为研究对象, 采用 BP(back propagation)神经网络模型, 对张网船 155 在 2016 年和 2017 年北斗渔船监控系统所获取的若干连续航次的经纬度坐标、航速和航向等信息进行分析和判断, 提取各航次作业的网位坐标, 通过阈值筛选渔船布网位置和时间, 计算放网时长, 把网口迎流面积与放网时长的乘积作为网次的捕捞努力量。结合 BP 神经网络和阈值分析的判断结果, 网位判断准确率为 82%, 4 个航次累计捕捞时长 3 562.62 h, 累计捕捞努力量 712 524 (m<sup>2</sup> · h)。设计的张网渔船状态判断、确定网位、放网时长提取和捕捞努力量计算方法为张网作业分析和其捕捞强度量化提供新的研究思路。

**关键词:** 张网渔船; 渔船监控系统; 网位坐标; 捕捞努力量; BP 神经网络; 阈值分析

**中图分类号:** S 975      **文献标志码:** A

渔船船舶监控系统(vessel monitoring system, VMS)通过监控渔船作业时间、时长和作业海域的合法性来加强海洋渔业资源保护<sup>[1]</sup>。VMS 数据主要包括渔船位置、航速、航向和时间等信息, 通过对张网渔船 VMS 船位数据进行挖掘, 获取作业状态和行为, 计算捕捞努力量, 量化张网渔船的捕捞强度。

捕捞努力量是指在一段时间内某种渔业作业方式在渔场所投入的工作量, 反映被捕捞的资源群体捕捞死亡水平, 是渔业资源评估和管理参数之一<sup>[2]</sup>。张网渔船的捕捞努力量主要取决于作业航次中投入生产的网具数量、各网次放网时长、每副网具网口迎流面积等因素<sup>[3]</sup>。传统捕捞努力量计算方法主要依靠人工记录的方式获得, 其主观因素影响较大, 难以满足大范围、实时统计的需要。已有学者<sup>[4-6]</sup>通过获取的船位数据来计算捕捞努力量。本研究通过处理张网渔船部

分航次的位置、航速、航向和发报时间等 VMS 数据, 训练出可判断船位状态的 BP 神经网络模型, 通过分析陌生航次的 VMS 船位数据, 判断每个船位点的作业状态, 进一步确定各网具的布放位置, 计算该航次累计放网时长, 并与网口迎流面积的乘积 m<sup>2</sup> · h(平方米 · 时)作为该航次的捕捞努力量。这种计算方法具有覆盖范围广、快速自动和近乎实时统计的特点, 可广泛应用于我国渔业资源管理领域。

### 1 材料与方法

#### 1.1 数据来源

北斗渔船船位数据主要包括张网渔船的北斗卡号、经纬度、航速、航向和发报时间等<sup>[7]</sup>。经纬度数据的时间分辨率为 3 min, 空间分辨率为 10 m, 相比其他海事卫星具有更高的时空分辨率<sup>[7-9]</sup>。本研究使用浙江省某张网渔船(以下简

收稿日期: 2019-05-13      修回日期: 2019-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(31772899); 上海市自然科学基金(17ZR1439800); 中国水产科学研究院基本科研项目(2019CY0402)

作者简介: 裴凯洋(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为渔业数据挖掘。E-mail: kaiyangxd@163.com

通信作者: 张胜茂, E-mail: ryshengmao@126.com

称“张网船 155”)2016 年 12 月—2017 年 3 月的 5 个航次共 28 770 条 VMS 数据作为数据集,人工判断每个船位点状态。记 2016 年 12 月 9 日—2016 年 12 月 19 日为第 1 航次;2017 年 2 月 11 日—2017 年 2 月 17 日为第 2 航次;2017 年 2 月 24 日—2017 年 3 月 4 日为第 3 航次;2017 年 1 月

9 日—2017 年 1 月 17 日为第四航次;2016 年 12 月 28 日—2017 年 1 月 3 日为第五航次。

### 1.2 数据处理和状态划分

北斗 VMS 数据需经过预处理放大船位数据特征,图 1 为部分数据预处理方法示意图。

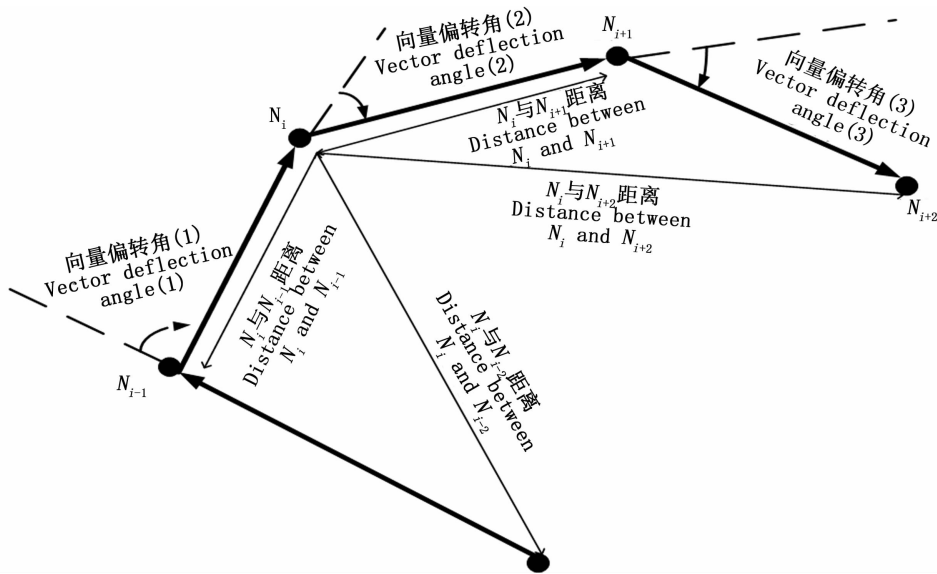


图 1 部分数据预处理示意图

Fig. 1 Part of the data preprocessing diagram

图 1 中  $N_{i-2}$ 、 $N_{i-1}$ 、 $N_i$ 、 $N_{i+1}$ 、 $N_{i+2}$  点为北斗 VMS 数据中按时间顺序排列的连续的 5 个船位坐标点。以  $N_i$  点为例,根据经纬度通过公式 1 计算  $N_i$  与其余 4 个船位点之间距离,并计算相邻距离变化率;计算相邻船位点之间航向偏转角;通过公式 2 计算相邻位移之间夹角  $\theta$  作为向量偏转角;计算相邻船位之间速度变化率;并与  $N_{i-1}$  点、 $N_i$  点、 $N_{i+1}$  处的航速共同构成  $N_i$  点的 15 个特征。

$$L_{nm} = 2R \cdot \arcsin$$

$$\left[ \sqrt{\sin^2\left(\frac{y_n - y_m}{2}\right) + \cos y_n \cdot \cos y_m \cdot \sin^2\left(\frac{x_n - x_m}{2}\right)} \right] \quad (1)$$

$$\theta = \pm \cos^{-1} \frac{\overrightarrow{N_{n-1}N_n} \times \overrightarrow{N_nN_{n+1}}}{|\overrightarrow{N_{n-1}N_n}| \times |\overrightarrow{N_nN_{n+1}}|} \quad (2)$$

式中:  $(x_n, y_n)$  与  $(x_m, y_m)$  分别为相邻两船位点  $N_n$  和  $N_m$  的经纬度坐标;  $x$  代表经度;  $y$  代表纬度;  $R$  代表地球半径,以 6 371 km 代入计算,距离单位 m。张网渔船通常航次作业 7 ~ 15 d,根据作业

环节的不同,划分为行驶、布网、收渔获、收网具、抛锚等 5 种状态,处于各状态的船位特征差别明显。

### 1.3 神经网络

本研究中,神经网络的隐含层和输出层均选用双曲正切函数作为激活函数,其表达式为(式 3)。将 VMS 数据预处理后进行归一化处理,所有数据的取值范围为  $[-1, 1]$ ,使用共轭梯度下降法进行训练,设置学习率为 0.02,最大均方误差 0.001。将船位特征数据依次输入到神经网络中,输出层为 5 个神经元,状态标签使用布尔类型标记,即行驶状态  $[1, 0, 0, 0, 0]$ ;布网状态  $[0, 1, 0, 0, 0]$ ;收渔获状态  $[0, 0, 1, 0, 0]$ ;收网具状态  $[0, 0, 0, 1, 0]$ ;抛锚状态  $[0, 0, 0, 0, 1]$ <sup>[10]</sup>。BP 神经网络训练中,每次迭代都对权值进行调整,最后输出误差达到预设范围或迭代次数达到预设值即停止训练<sup>[11-12]</sup>。

$$\phi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

### 1.4 记录布网位置和时间

布网状态的船位数在整个航次中占比过小,使训练集数据分布不均衡,导致神经网络模型对行驶、收网具和抛锚状态分类拟合较好,对布网状态分类欠拟合。渔船驶往作业海域船速高、船位点间距大、轨迹接近线性分布,其部分船位点组成的航迹如(图 2a)所示;渔船在抵达作业海域后的 24 h 内完成布网工作,处于布网状态的船速度低,轨迹曲折,其部分船位点和航迹如(图 2b)所示。对 BP 神经网络模型进行分类结果进行阈值分析,以结束连续行驶状态后 24 h 内出现布网特征的船位点坐标作为该网次的布网位置,发报时间作为放网开始时间。

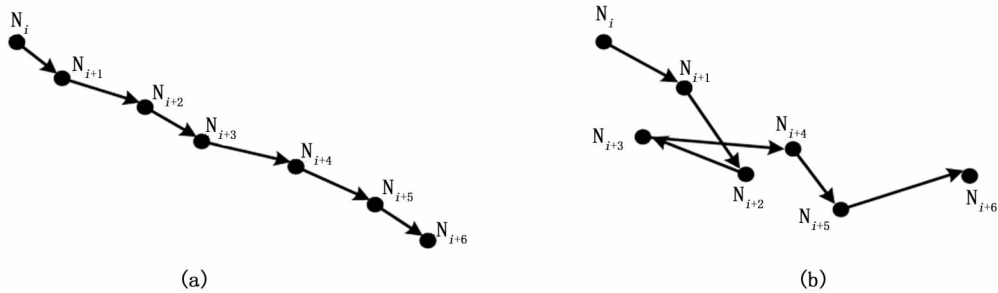


图 2 行驶状态和布网状态船位点空间关系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the spatial relationship of the ship's position in driving state and state of the net

## 2 结果

随机可视化张网船 155 在 2017 年某作业日的航速和航速变化率(图 3a)、航向偏转角(图 3b)、向量偏转角(图 3c)、相邻坐标点距离和距离变化率(图 3d)等特征,相同状态特征相似,不同状态数据特征差异明显,可以使用神经网络进行分类。隐含层神经元个数以经验公式确定:

$$h = \sqrt{m + n} + a \quad (5)$$

式中: $h$  为 BP 神经网络中隐含层神经元个数; $m$  为输入层神经元个数; $n$  为输出层神经元个数; $a$  为 1~10 之间整数的调节常数<sup>[12]</sup>。在本研究中,

### 1.5 确定网位坐标和放网时长

在航次作业中,以各网次收网具状态的第一个船位点坐标作为该网次的网位坐标,并以该船位点的发报时间作为该网次的放网截止时间。当神经网络通过判断的网次数量与张网船 155 通常携带的网具数量不相等时,以数量少的作为该航次作业网次的数量。某航次的累计捕捞努力量( $S_{\text{effort}}$ )的计算方法:

$$S_{\text{effort}} = \sum (E_k - B_k) \times S_k \quad (4)$$

式中: $E_k$ 、 $B_k$  分别为第  $k$  网次的放网截止和放网开始时刻, $S_k$  为第  $k$  网次的网口迎流面积,计算该航次的累计捕捞努力量  $S_{\text{effort}}$ 。

隐藏层神经元个数最佳取值范围为 5~15 个。任意选择张网船 155 船 5 个航次中若干个航次的 VMS 数据,并对数据进行预处理,输入到已搭建的 BP 神经网络中训练 10 次,保存每次训练均方误差,对 10 次均方误差取平均,选择平均均方误差最小的隐含层神经元个数作为本研究最终的 BP 神经网络模型。图 4 为 BP 神经网络输出结果的均方误差与隐含层神经元个数之间的关系直方图。在选择隐含层神经元个数的实验中,当选择 13 个隐含层神经元时,10 次训练的平均均方误差最小,因此确定隐含层神经元数量为 13。

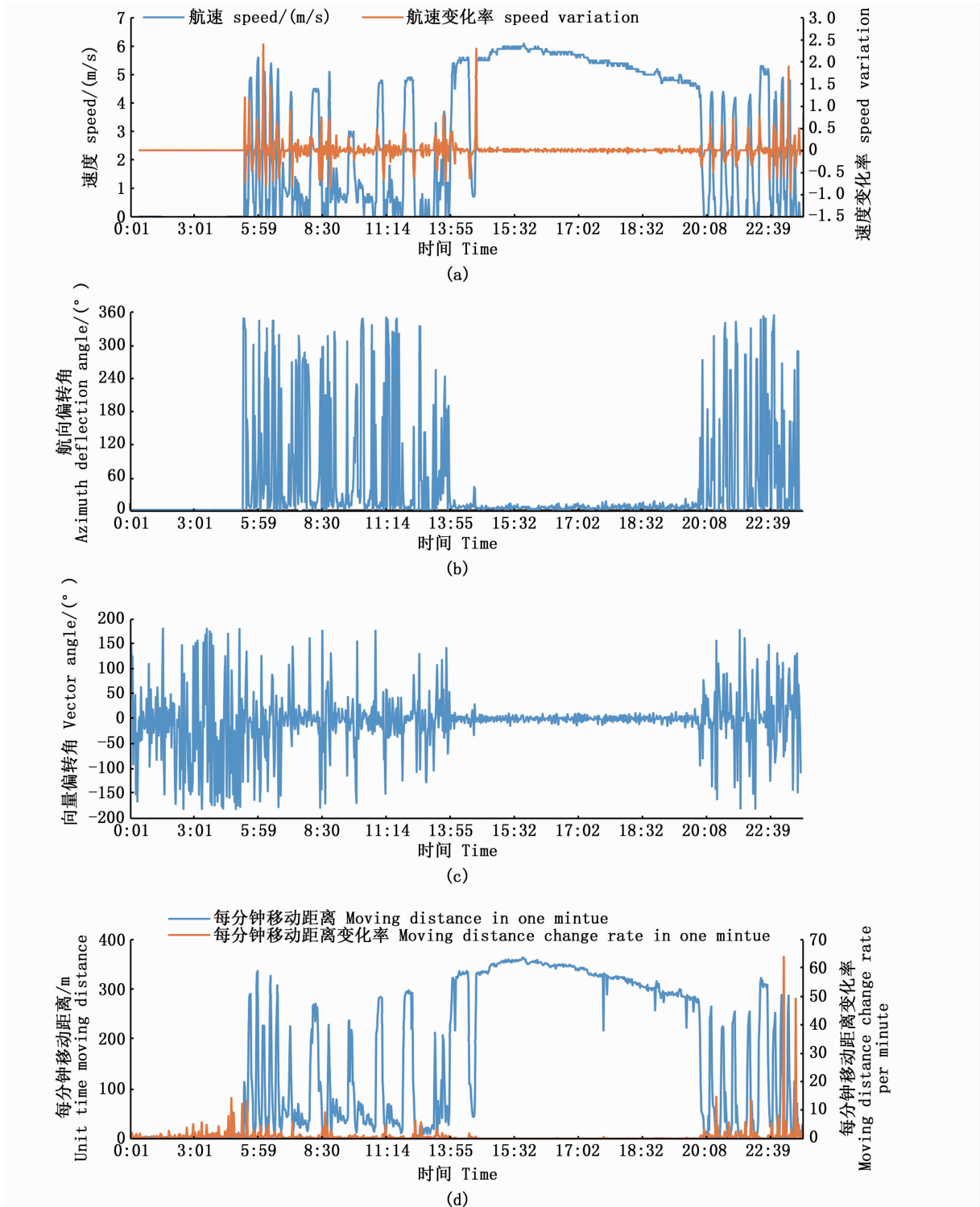


图3 张网船155作业过程中某天航速、航向、向量偏角、距离变化

Fig.3 Variations of speed, course, vector deflection angle and distance on a certain day during the operation of stew net fishing boat 155

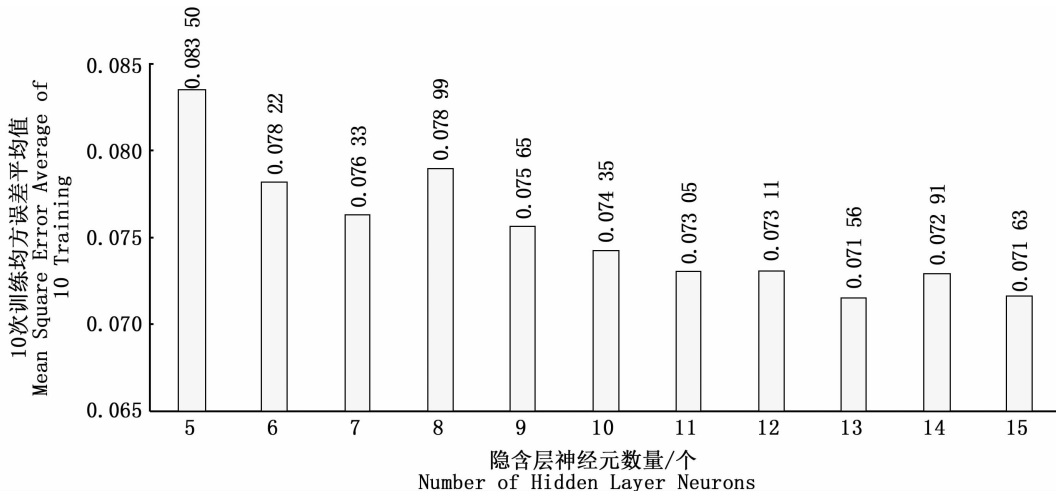


图 4 隐含层神经元个数与均方误差关系

Fig. 4 Relation between number of hidden layer neurons and mean square error

使用张网船 155 的 5 个航次 VMS 数据和人工标记状态组成的数据集训练神经网络,抽取被判断为行驶和收网具状态的船位点,采用阈值过滤的方法排除神经网络错误标记产生的干扰,确定每个网次的放网时长和捕捞努力量,并统计累计捕捞努力量。采用交叉验证的方法对不同航

次船位进行验证。张网船 155 每个航次通常携带 10 副网具,表 1 为张网船 155 在不同航次作业中的网位坐标和每副网的放网时长的统计。张网船 155 所携带网具的网口迎流面积为 200 m<sup>2</sup>,计算各网次放网时长和捕捞努力量,统计累计捕捞努力量。

表 1 不同航次作业的放网时长和捕捞努力量

Tab. 1 Fishing time and fishing intensity from different voyages

网次号 No.	第 2 航次 2nd Voyage		第 3 航次 3rd Voyage		第 4 航次 4th Voyage		第 5 航次 5th Voyage	
	放网时长 Duration/h	捕捞努力量 Intensity/ (m <sup>2</sup> · h)	放网时长 Duration/h	捕捞努力量 Intensity/ (m <sup>2</sup> · h)	放网时长 Duration/h	捕捞努力量 Intensity/ (m <sup>2</sup> · h)	放网时长 Duration/h	捕捞努力量 Intensity/ (m <sup>2</sup> · h)
1	4.55	910	38.65	7 730	21.77	4354	24.17	4 834
2	12.88	2 576	59.63	11 926	94.98	18 996	38.93	7 786
3	34.32	6 864	69.37	13 874	112.6	22 520	76.53	15 306
4	49.68	9 936	74.60	14 920	113.62	22 724	100.62	20 124
5	51.50	10 300	75.45	15 090	127.47	25 494	112.85	22 570
6	85.03	17 006	94.70	18 940	132.78	26 556	120.62	24 124
7	86.97	17 394	95.65	19 130	134.8	26 960	147.72	29 544
8	86.90	17 380	96.35	19 270	135.37	27 074	145.73	29 146
9	87.22	17 444	91.95	18 390	136.12	27 224		
10	89.42	17 884	97.95	19 590				
11	91.68	18 336						
12	101.48	20 296						
13	104.28	20 856						
14	105.73	21 146						
总计 Total	991.64	198 328	794.3	158 860	1 009.51	201 902	767.17	153 434

在 4 个测试航次中,第 2 个航次曾转场进行捕捞作业,两个作业渔场相距超 50 海里,导致单航次的作业网次数量多于渔船通常搭载网具数;第 3 航次丢失 1 个网次数据,第 4 航次丢失 2 个

网次数据。各航次作业具体情况不尽相同,且神经网络对不同航次的判断存在一定失误,导致判断结果与实际情况存在一定出入。

神经网络对行驶状态的判断精度高,可以此

确定渔船抵达目标海域后开始作业的时间,通过设立速度、向量偏转角和每分钟移动距离阈值,筛选出渔船抵达作业海域后 24 h 内进行布网操作的船位点,从而确定每个网次的布网位置和放网开始时间。表 2 为 BP 神经网络在第 2、第 3、第 4、第 5 航次的状态判断中,行驶和收网具状态的精确度混淆矩阵表(收渔获和抛锚状态对计算捕捞努力量没有参考价值,均记为其他状态列入

混淆矩阵中),其中矩阵横向表示 BP 神经网络判断各个船位点的分类和正确分类所占比例;矩阵纵向表示各个状态的船位点的真实数量和 BP 神经网络分类结果与精确度。BP 神经网络总体分类准确度由矩阵对角线上分类正确的船位点总数与测试集总体样本数之间的比值确定。BP 神经网络在这 4 个航次中的判断准确度分别为 89.39%、91.88%、89.83% 和 92.06%。

表 2 神经网络判断各状态的混淆矩阵

Tab. 2 Neural network to judge the confusion matrix of each state

航次名 Voyage names	状态名称 Status names	目标分类 target class			
		行驶状态 Travel state	收网具状态 Collecting net state	其他状态 Other state	总计 Total/%
第 2 航次输出分类 2nd Voyage output class	行驶状态 Travel state	1837	23	96	93.92
	收网具状态 Collecting net state	54	411	374	48.99
	其他状态 Other state	44	129	3 265	95.66
	总计 Total/%	94.94	73	89.03	89.39
第 3 航次输出分类 3rd Voyage output class	行驶状态 Travel state	1 967	11	100	94.66
	收网具状态 Collecting net state	37	381	140	68.28
	其他状态 Other state	53	109	2 228	94.43
	总计 Total/%	95.62	76.05	91.96	91.88
第 4 航次输出分类 4th Voyage output class	行驶状态 Travel state	1 390	21	68	93.98
	收网具状态 Collecting net state	25	349	309	51.1
	其他状态 Other state	25	64	2 332	96.9
	总计 Total/%	96.53	80.41	88.08	89.83
第 5 航次输出分类 5th Voyage output class	行驶状态 Travel state	3 024	8	18	99.21
	收网具状态 Collecting net state	78	206	341	32.96
	其他状态 Other state	73	75	3 091	95.82
	总计 Total/%	95.60	71.28	90.43	92.06

### 3 讨论

#### 3.1 作业原理和状态分类依据

张网渔船作业方式较为特殊,每艘渔船通常搭载 5~10 副网具,其作业原理是利用浮、沉子作为网具网口的垂直扩展装置,在海水潮流的作用下伸展全网,同时利用海水潮流迫使捕捞对象进入网中<sup>[13]</sup>。所以张网渔船每个航次作业均在海洋大潮汐期间进行(农历每月初一至初五或十六至二十)<sup>[13]</sup>。因此张网渔船捕捞努力量也与海水潮流的流速有间接关系,但海水潮流方向和速度大小具有不确定性,指标难以量化,不纳入捕捞努力量计算范围。

整个作业航次中渔船船速范围为 0~6 m/s,相邻船位点的船速变化率范围 0~6;航向以正北方向为 0°,顺时针方向旋转为正方向,变化范围 0°~360°;向量偏转角顺时针旋转为正,变化范围

$[-180^{\circ}, 180^{\circ}]$ ;平均移动距离变化范围 0~400 m,移动距离变化率范围 0~65。

渔船到达渔场后,随即进行布网工作,先后释放网具的网锚、网身完成布网工作;通常每 12 小时对网身末端网囊进行一次起网,将渔获打捞至船舱后把网囊重新沉入水中,渔船抛锚等待渔获入网;多日捕捞工作结束后回收网具,先后回收网锚、网口和网身;回收网具工作完成后,随即返回渔港,整个航次作业结束。张网渔船捕捞作业期间,往返于各网具之间进行捕捞作业,行驶状态持续时间通常不超过 20 min,仅在驶往渔场和驶回渔港期间长时间保持行驶状态,可通过结束或开始长时间行驶状态分别确定渔船抵达或离开渔场的时间。

#### 3.2 网位提取和捕捞努力量计算

张网渔船抵达渔场后随即开始作业,以渔船结束长时间行驶状态后第 1 个船位点发报时间

作为抵达目标渔场的时间,根据阈值筛选抵达渔场后 24 h 内的布网作业状态,并记录放网位置和放网开始时间。张网渔船收网具作业时,先打捞网锚,此时渔船基本以垂直姿态进行打捞,以收网具状态的第 1 个船位点坐标来表示网锚位置,并以该船位点的发报时间作为该网具的放网截至时间,放网开始和结束的船位点间距通常不超过 100 m。考虑到渔船作业的随机性,同一航次可能在多地开展捕捞作业,导致收网作业次数大于渔船搭载网具数量,但转场异地作业海域相距较远(通常 20 nmile 以上),在渔船行驶到下一个目标渔场时,同样可以记录到一个新的捕捞作业开始时间和坐标。由于张网网具规模大,渔船布放网具间距通常为 1 nmile 左右<sup>[14]</sup>,因此选择距离最近的放网和收网船位作为一组,计算捕捞努力量。

### 3.3 神经网络判断

本研究依托北斗 VMS 船位数据,综合每个船位点速度、角度、距离等 3 大类特征作为渔船作业状态判断的依据<sup>[15]</sup>。渔船作业时,不同状态之间的特征变化明显,采用 BP 神经网络模型可较好的分类各作业状态。BP 神经网络是一种多层向前反馈的神经网络,其特点是信号前向传递误差反向传播,前向传递中信号经输入层、隐含层逐层处理,经输出层输出。若输出结果未达到期望要求,则进行反向传播,依据判断误差,调整神经网络中各神经元阈值和神经元之间传递的权值,经若干次迭代训练后,使训练集中数据通过神经网络计算和判断的结果,逼近期望输出<sup>[11]</sup>。

由于张网渔船各工作状态进行时长和频率不同,导致 VMS 数据中各状态的数据量差别较大。例如,张网船 155 在多数航次中,行驶状态和抛锚状态的数据量占整个航次数据量 75%。训练集中各个状态数据量差别过大,会导致训练集中数据量较少的状态,在神经网络测试时出现欠拟合,从而降低整体判断精确度。因此需要对神经网络训练集中各航次的 VMS 数据进行筛选和删减,以保证训练集中不同状态之间的数据量基本平衡。在多个航次测试中,神经网络总体判断精确度均在 90% 左右。其中,行驶状态判断精确率多在 94% 以上,收网具状态判断精确率多在 75% 左右。由于张网渔船每副网具回收持续时间较长,神经网络判断收网具状态的船位点在时

间上具有较强连续性且数量也较多,若掺杂少量状态判断错误的船位点的数据,可设置时间顺序上相邻的收网具状态船位点之间的距离、向量偏转角阈值,筛选状态判断错误的船位点。收网具状态船位点经过阈值处理后,不会对该航次的网位坐标提取、放网时长计算和捕捞努力量计算产生明显影响<sup>[5]</sup>。

### 3.4 阈值判断

根据张网渔船作业特点,以渔船抵达渔场的第一个船位点和驶向渔港的第一个船位点的发报时间作为分割,将渔船航次划分为“高速航行-渔场作业-高速航行”3 个阶段。“高速航行”阶段的渔船较长时间处于船速大,单位时间内位移大,船位点接近线性分布的状态;渔船通常在“渔场作业”阶段的前 24 h 内完成布网作业,后 72 h 内完成收网具作业。行驶状态航速多为 2.5~6.0 m/s,航速变化率多为 -0.04~0.04,航向偏转角多为 -10°~10°,向量偏转角多为 0°~10°,少数情况向量偏转角为 10°~45°,平均每分钟移动距离多为 200~360 m,平均每分钟移动距离变化率多为 0~2;布网状态航速多为 0~2 m/s,航速随时间的变化率多为 -0.96~0.14,航向偏转角多为 0°~342°,向量偏转角多为 -179°~177°,平均每分钟移动距离多为 0.5~50 m,平均每分钟移动距离变化率多为 0~15,少数极端情况下平均每分钟移动距离变化率可高达 45~65;收网具状态航速多为 0~3 m/s,速度变化率多为 -0.84~0.37,航向偏转角多为 0°~300°,向量偏转角多为 -90°~90°,平均每分钟移动距离多为 5~120 m,平均每分钟移动距离变化率多为 0.01~6。行驶、布网、收网具状态的船位数据特征差异明显,通过设置对应属性阈值在“渔场作业”阶段筛选出布网状态和收网具状态,相较于单纯使用神经网络分类判断布网状态,精度提升明显。

### 3.5 效果与改进

海洋渔业捕捞努力量关乎渔业资源的可持续发展,是渔业资源管理和评估领域的重要参数之一,若某海域范围内的捕捞努力量长时间超过该地海洋生态恢复能力,将使海洋生态环境退化,产生不可逆转的影响,因此渔船捕捞努力量的管控将是我国海洋生态环境科学可持续发展理念的研究重要方向。依靠北斗 VMS 数据高精

度、低延时特性的支撑,通过分析渔船每航次的船位点数据,可以统计累计捕捞努力量,实现我国近海渔船捕捞努力量的实时监控,科学合理的利用和开发海洋渔业资源<sup>[2]</sup>。本研究中的渔船行为状态的划分,均依据张网渔船的作业习惯使用人工经验划分5种作业状态,各状态之间存在差异,能完整体现渔船作业行为<sup>[16]</sup>。由于渔船各航次受海风、海浪、鱼群和卫星定位等多种因素影像,渔船各航次中的作业状态都不尽相同,致使人工判断的作业状态也存在一定的偏差,在神经网络训练过程中可能会放大这个偏差;另一方面,对于行驶、收网具和抛锚等数据量较大,特征差别明显的作业状态,神经网络拟合效果较好,分类精度较高;对于布网和收渔获等数据量较小,且作业特征相近的状态,神经网络模型的拟合能力欠佳,分类精度有待提高。根据判断精度较高的行驶状态,可确定渔船抵达渔场开始作业的时间,通过阈值筛选的方法,筛选出抵达渔场后24 h内的布网位置和放网开始时间。日后可在引入新特征和扩大数据集等方面进行研究,继续提高神经网络的判断准确度。

#### 4 结论

在本研究分析的4个航次中,作业时间最长的航次是第四航次,持续时长159.61 h,搭载网具累计放网时长1009.51 h,捕捞努力量201 902  $\text{m}^2 \cdot \text{h}$ ,日均放网时长144.22 h。在第5航次累计放网时长767.17 h,累计捕捞努力量153 434  $\text{m}^2 \cdot \text{h}$ ,日均放网时长85.24 h,是4个航次中捕捞努力量最少的1个航次。该航次出海时间正处于东海寒潮期,海上风浪较大,渔船寻找合适的布网位置和时机用了较长时间,又由于该船的续航能力有限,压缩捕捞时间,导致累计放网时长较短,进而影响捕捞努力量。因此,决定张网作业捕捞努力量最重要的因素不仅是航次持续时长,还有各网次的捕捞时长。往返于渔场与渔港之间和转场作业耗费的时间越短,对于渔船来说,放网时长越长,捕捞努力量相对越高。

随着我国建设海洋强国的战略不断推进,渔权即海权的思想意识不断强化,越来越多大吨位、大功率的渔船投入海洋渔业生产中。大力发展渔业虽为我国经济发展的重要分支,但若投入超出海洋生态恢复范围的作业活动,会影响到我

国海洋生态环境,不合理的作业方式对我国海洋渔业资源保护、渔业安全和海洋环境造成不可逆转的影响<sup>[17-18]</sup>,长此以往势必导致我国渔业资源短缺匮乏,海洋生态退化,量化监督管理作业渔船超额超量非法捕捞的行为以刻不容缓<sup>[19-21]</sup>。本研究利用北斗VMS数据对传统作业方式中的张网渔船作业行为进行判断,并利用判断的结果提取渔船每航次的网位坐标并计算每副网的放网时长,从而量化统计渔船每个航次的捕捞努力量。本研究方法成熟,后续研究将关注于进一步提高渔船判断精度,继续扩大实验样本,优化数据处理方法,减小数据冗余等,研究张网渔船作业的捕捞努力量,以便更好地服务于我国海洋渔业资源管理和海洋生态保护。

#### 参考文献:

- [1] CHANG S. Application of a vessel monitoring system to advance sustainable fisheries management: Benefits received in Taiwan[J]. *Marine Policy*, 2011, 35(2): 116-121.
- [2] 张胜茂, 杨胜龙, 戴阳, 等. 北斗船位数据提取拖网捕捞努力量算法研究[J]. *水产学报*, 2014, 38(8): 1190-1199.  
ZHANG S M, YANG S L, DAI Y, et al. Algorithm of fishing effort extraction in trawling based on Beidou vessel monitoring system data[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2014, 38(8): 1190-1199.
- [3] 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.  
ZHANG S M, ZHANG H, TANG F H, et al. Method of extracting trawling effort based on vessel monitoring system [J]. *Marine Science*, 2016, 40(3): 146-153.
- [4] 胡刚, 马听, 范秋燕. 北斗卫星导航系统在海洋渔业上的应用[J]. *渔业现代化*, 2010, 37(1): 60-62.  
HU G, MA X, FAN Q Y. The applications of COMPASS navigation satellite system to marine fishing industry [J]. *Fishery Modernization*, 2010, 37(1): 60-62.
- [5] 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*, 2006, 64(2): 248-255.
- [6] 孙蕊, 林华, 谢非. 北斗卫星导航系统在海洋渔业生产中的应用[J]. *渔业现代化*, 2017, 44(6): 94-100.  
SUN R, LIN H, XIE F, et al. The application of Beidou navigation system in the marine fishery production [J]. *Fishery Modernization*, 2017, 44(6): 94-100.
- [7] 张胜茂, 唐峰华, 张衡, 等. 基于北斗船位数据的拖网捕捞追溯方法研究[J]. *南方水产科学*, 2014, 10(3): 15-



23.  
ZHANG S M, TANG F H, ZHANG H, et al. Research on trawling tracing based on Beidou vessel monitoring system data[J]. South China Fisheries Science, 2014, 10(3): 15-23.
- [8] 施闯,赵齐乐,李敏,等.北斗卫星导航系统的精密定轨与定位研究[J].中国科学:地球科学,2012,42(6):854-861.  
SHI C, ZHAO Q L, LI M, et al. Precise orbit determination of Beidou Satellites with precise positioning[J]. Science China Earth Sciences, 2012, 55(7): 1079-1086.
- [9] 杨元喜,李金龙,王爱兵,等.北斗区域卫星导航系统基本导航定位性能初步评估[J].中国科学:地球科学,2014,44(1):72-81.  
YANG Y X, LI J L, WANG A B, et al. Preliminary evaluation of basic navigation and positioning performance of Beidou regional satellite navigation system[J]. Science China Earth Sciences, 2014, 57(1): 144-152.
- [10] 李萍,曾令可,税安泽,等.基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计[J].计算机应用与软件,2008,25(4):149-150.  
LI P, ZENG L K, SHUI A Z, et al. Design of forecast system of back propagation neural network based on MATLAB[J]. Computer Applications and Software, 2008, 25(4): 149-150, 184.
- [11] 戚德虎,康继昌. BP 神经网络的设计[J].计算机工程与设计,1998,19(2):47-49.  
QI D H, KANG J C. On design of the BP neural network[J]. Computer Engineering and Design, 1998, 19(2): 47-49.
- [12] 王立威. 人工神经网络隐层神经元数的确定[D]. 重庆:重庆大学,2012.  
WANG L W. Determination of number of ANNs' hidden layer neurons[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012.
- [13] 张敏. 黄渤海区张网渔具调查及张网渔具作业性能评价[D]. 青岛:中国海洋大学,2014.  
ZHANG M. The investigation of stow net in Yellow and Bohai sea and the stow net operation performance evaluation[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014
- [14] 刘勇. 闽东近海张网渔业监测分析[J]. 河北渔业,2012(12):14-18.  
LIU Y. Analysis on stow net fishery monitoring in the sea offshore of East Fujian[J]. Hebei Fisheries, 2012(12): 14-18.
- [15] 郑巧玲,樊伟,张胜茂,等.基于神经网络和 VMS 的渔船捕捞类型辨别[J].南方水产科学,2016,12(2):81-87.  
ZHENG Q L, FAN W, ZHANG S M, et al. Identification of fishing type from VMS data based on artificial neural network[J]. South China Fisheries Science, 2016, 12(2): 81-87.
- [16] 张胜茂,崔雪森,伍玉梅,等.基于北斗卫星船位数据分析象山拖网捕捞时空特征[J].农业工程学报,2015,31(7):151-156.  
ZHANG S M, CUI X S, WU Y M, et al. Analyzing space-time characteristics of Xiangshantrawling based on Beidou Vessel Monitoring System Data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(7): 151-156.
- [17] AANES S, NEDREAAS K, ULVATN S. Estimation of total retained catch based on frequency of fishing trips, inspections at sea, transshipment, and VMS data[J]. ICES Journal of Marine Science, 2011,68(8):1598-1605.
- [18] SCHMIDT C. Economic Drivers of Illegal, Unreported and Unregulated (IUU) Fishing[J]. The International Journal of Marine and Coastal Law, 2005,20(3):479-507.
- [19] GERRITSEN H D, MINTO C, LORDAN C. How much of the seabed is impacted by mobile fishing gear? Absolute estimates from Vessel Monitoring System (VMS) point data[J]. ICES Journal of Marine Science, 2013,70(3):523-531.
- [20] HINZ H, PRIETO V, KAISER M J. Trawl disturbance on benthic communities: chronic effects and experimental predictions[J]. Ecological Applications, 2009, 19(3): 761-773.
- [21] LAMBERT G I, JENNINGS S, HIDDINK J G, et al. Implications of using alternative methods of vessel monitoring system (VMS) data analysis to describe fishing activities and impacts[J]. ICES Journal of Marine Science, 2012,69(4):682-693.

## Extraction method of fishing effort and net position in stow net vessels based on vessel monitoring system data

PEI Kaiyang<sup>1</sup>, ZHANG Shengmao<sup>2</sup>, FAN Wei<sup>2</sup>, ZHU Wenbin<sup>3</sup>, TANG Xianfeng<sup>1</sup>

(1. College of Information, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China; 2. Key Laboratory of East China Sea Fishery Resources Exploitation & Utilization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs; East China Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Shanghai 200090, China; 3. Key Laboratory of Sustainable Utilization of Technology Research for Fishery Resource of Zhejiang Province, Marine Fisheries Research Institute of Zhejiang, Zhoushan 316021, Zhejiang, China)

**Abstract:** Fishing effort is one of the important parameters in the field of fishery resource management and assessment. Traditional fishing effort calculation methods cannot satisfy the needs of real-time, large-scale and rapid statistics. This study takes the stow net vessels operating offshore in China as the research object, and adopts the BP (Back Propagation) neural network model. Through the state judgment of the latitude and longitude coordinates, speed, heading and other information of the five consecutive voyages acquired by the Beidou Fishing Vessel Monitoring System in 2016 and 2017 of Zhangwangchuan 155, the net position coordinates of each voyage operation were obtained. By screening the position and time of the fishing net through the threshold and calculating the fishing time, the fishing effort can be calculated by the fishing net opening area multiplied the fishing time. Combined with the judgment results of BP neural network and threshold analysis, the accuracy of obtaining the network position data is 82%. The cumulative fishing time of the four voyages was 3 562.62 h, and the accumulated fishing effort was 712 524 ( $\text{m}^2 \cdot \text{h}$ ). The state judgment, net position identification, extraction of release time, and calculation method of fishing effort designed by this paper may provide new research ideas for the analysis of the net operation and the quantification of its fishing intensity.

**Key words:** stow net vessel; vessel monitoring system; net position coordinate; fishing effort; BP neural network; threshold analysis