

文章编号: 1000-4653(2025)03-0057-08

基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法

刘 钊^{1,2,3}, 闵正麟^{1,3}, 高海若^{1,3}, 陈 阳^{1,3}, 罗辰汉^{1,3}, 张 敏⁴

(1. 武汉理工大学 航运学院, 湖北 武汉 430063;

2. 武汉理工大学三亚科教创新园, 海南 三亚 572000;

3. 武汉理工大学 水路交通控制全国重点实验室, 湖北 武汉 430063;

4. 广州航海学院, 广东 广州 510725)

摘要:为解决复杂水域内船舶航线规划困难的问题,提出一种基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法。基于船舶自动识别系统(AIS)数据,使用阈值判断法与滑动窗口方法识别船舶行为模式特征点;运用聚类算法,对每一类聚类结果中的质心点进行搜索以表征点集的分布位置;制定连接规则依次连接质心点,生成海上交通航线;选取北部湾水域 AIS 数据进行试验分析。结果表明:该方法提取的航线与《北部湾广西海域船舶航行指南》中公布的推荐航路具有较好的相符性。

关键词:航线提取;船舶行为模式;航路点;聚类算法

中图分类号:U675.96 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2025.03.007

Maritime traffic route extraction based on ship behavior pattern

LIU Zhao^{1,2,3}, MIN Zhenglin^{1,3}, GAO Hairuo^{1,3}, CHEN Yang^{1,3},
LUO Chenhan^{1,3}, ZHANG Min⁴

(1. School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China;

2. Sanya Science and Education Innovation Park of Wuhan University of Technology,

Sanya 572000, China; 3. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety,

Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China; 4. Guangzhou Maritime
University, Guangzhou 510725, China)

Abstract: Reasonable maritime route planning contributes to enhancing both the safety and economic efficiency of ship navigation. To address the challenges associated with route planning in complex waters, this paper proposes a method for extracting maritime traffic routes based on ship behavior patterns. Using Automatic Identification System (AIS) data, characteristic points of ship behavior patterns are identified through threshold judgment and a sliding window approach. A clustering algorithm is then applied to determine centroid points within each cluster, which represent the distribution of point sets. Finally, connection rules are established to sequentially link these centroids, thereby generating maritime traffic routes. Experimental analysis was conducted using AIS data from the Beibu Gulf waters. The results indicate that the routes extracted by this method align closely with the recommended routes published in the Navigation Guide for Ships in the Guangxi Area of the Beibu Gulf.

Key words: route extraction; ship behavior pattern; waypoint; clustering algorithm

航线是指船舶按照一定的航向和航程规划的路 线,对保障船舶航行安全具有重要意义。随着船舶

收稿日期:2024-07-09

基金项目:国家自然科学基金项目(52171351)

通信作者:刘 钊(1986—),男,副教授,博士,研究方向为群船智慧挖掘与应用、无人艇风险计算与自主航行。

E-mail: zhaoliu@whut.edu.cn

引用格式:刘钊,闵正麟,高海若,等.基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法[J].中国航海,2025,48(3):57-64.

LIU Z, MIN Z L, GAO H R, et al. Maritime traffic route extraction based on ship behavior pattern[J]. Navigation of China, 2025, 48(3): 57-64. (in Chinese)

自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)的广泛应用,累积海量的船舶轨迹数据,为获得船舶航行规律,提取交通航线提供了基础。

在海上交通航线提取方面,国内外的专家学者做了很多研究分析工作。例如:VETTOR等^[1]通过分析栅格化后船舶交通流密度,识别航线交汇点,然后连接各交汇点以生成交通航线;王加胜等^[2]提出一种基于空间聚类分析的南海主要航线提取方法,定义缓冲区交集所占比例为航线相似性度量方法实现主要航线的提取;XIAO等^[3]提出基于网格的DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法提取航道模式,并使用核密度估计法对船舶的运动行为进行定量建模;孙梦竹^[4]提出一种改进的聚类算法,该方法依据最小外接矩形计算航线的相似性;YAN等^[5]整合AIS数据和其他数据源(基础地理数据和水深数据),引入光学算法对轨迹数据中停留点和航路点进行聚类以提取主要航线。然而,上述基于聚类的航线提取方法存在聚类参数难以确定、方法普适性不强等问题,且根据经验所设置的单一参数难以在轨迹密度不均的水上交通环境下完成各局部合理的聚类。

针对上述应用难题,本文提出一种基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法。该方法遵循“先分类后提取”的原则,首先,根据AIS数据识别船舶行为模式以实现轨迹分类;然后,运用聚类算法分别针对各轨迹簇识别质心点,以解决因船舶交通流密度不均匀导致的聚类效果欠佳的问题;最后,运用质心连接规则连接质心点,从而获得研究水域内船舶典型轨迹,实现海上交通航线的提取。

1 AIS数据预处理

AIS数据中,由于传感器硬件设备的误差和失灵,存在一定比例的位置、速度和航迹向异常数据,这些异常数据会对以AIS为数据源的水上交通场景感知分析造成困扰^[6]。为剔除异常的AIS数据,提高数据的准确性与有效性,本文先对研究数据进行预处理,AIS数据预处理流程图1,具体步骤如下:

1) 从AIS数据库中筛选指定区域及时间段内的船舶动态和静态数据构成初始轨迹数据集。

2) 根据AIS数据中的船长和船舶类型字段筛选船型。

3) 根据船舶水上移动业务标识码(Maritime Mobile Service Identity, MMSI)对轨迹数据进行排序,MMSI不同的序列应划分为不同船舶的子轨迹,并在各子轨迹中判断前后时间差是否大于时间间隔

阈值,如果大于该阈值则继续划分为子轨迹,完成针对数据集的轨迹分段。其中,前后时间差的阈值可通过对排序后数据集所有相邻轨迹点的时间差进行统计分析得出。

4) 针对排序后的AIS子轨迹数据错误问题,从重复的数据、速度超出正常范围和轨迹位置偏移等3个方面筛除错误数据。其中,常规速度的阈值可通过轨迹数据集中相应数据的整体分布规律获得。

5) 针对因数据丢失导致的部分航迹点间隔过大而影响研究精度的问题,本文引入3次样条插值法^[7]对航迹点轨迹进行优化。

6) 构建预处理后的轨迹数据集。经过数据预处理后,原始的AIS数据被处理为各船舶不同航次的轨迹线集 $t_{j,\text{all}} = \{t_{j,1}, t_{j,2}, \dots, t_{j,n}\}$ 。某条轨迹线 $t_{j,i}$ 由多个轨迹点组成,具体表达式为 $t_{j,i} = \{t_{p,1}, t_{p,2}, \dots, t_{p,n}\}$, $t_{p,i}$ 为单个轨迹点, $t_{p,i} = \{t_i, x_i, y_i, v_i, c_i\}$ 为船舶轨迹中的每个轨迹点,包括时间、船舶位置、航速和航向。

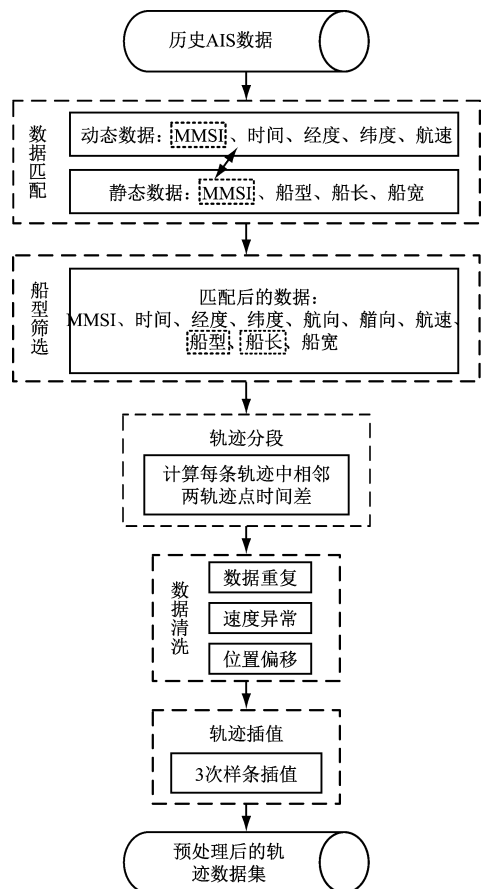


图1 AIS数据预处理流程

Fig. 1 AIS data preprocessing process

2 船舶行为模式识别

由于海上交通的航行遵循一定的规律,比如多

数船舶沿航路(航线和航道)航行,并且在推荐航路处行驶的船舶一般具有基本一致的航向^[7]。因此,通过对大量的 AIS 数据进行挖掘,识别船舶的典型行为,进而结合船舶行为的区域特征对船舶轨迹进行有效分类。船舶航行行为一般分为停留、转向和直航模式等 3 种^[5]。根据航行行为的聚集性特征,停留和转向分别对应研究水域内出发到达区域和航路点。船舶行为模式识别流程见图 2。

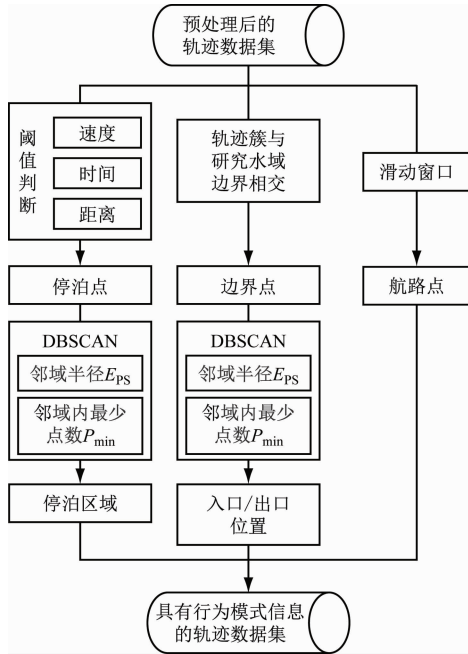


图 2 船舶行为模式识别流程

Fig. 2 Ship behavior pattern recognition process

2.1 出发到达区域识别

停留点作为船舶轨迹的端点部分,在水域上呈现区域聚集特征,通过对所有停留点进行聚类可挖掘研究水域内停留区域。另外,研究水域是有界的,船舶轨迹的端点部分不仅存在于停留区域,还分布在研究水域的边界处,体现在入口/出口位置,表征船舶在研究区域外的航行趋势。

2.1.1 停留区域识别

一般地,船舶停留区域分为码头和锚地,在该区域内船舶的行为特征往往可根据速度、位置变化量进行判别^[8]。船舶停留时,受海上风、浪、流的影响,船舶通常会在某一位置处产生摇摆或偏荡,船舶位移较小且速度在较小值附近波动。因此,从轨迹线 $t_{j,i}$ 的第一个轨迹点开始,判断相邻时刻的 2 个轨迹点 $t_{p,j}$ 和 $t_{p,(j+1)}$ 是否满足以下条件:

$$\begin{cases} v_{TP,j} < v_T \\ t_T \leq t_{TP,(j+1)} - t_{TP,j} \leq t'_T \\ d_{ST,(t_{p,j},t_{p,(j+1)})} < d_{ST,T} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $v_{TP,j}$ 为 AIS 记录的轨迹线 $t_{j,i}$ 中在轨迹点

$t_{p,j}$ 处的瞬时速度; $t_{TP,j}$ 为在轨迹点 $t_{p,j}$ 处的时间戳; $d_{ST,(t_{p,j},t_{p,(j+1)})}$ 为 2 个轨迹点 $t_{p,j}$ 和 $t_{p,j+1}$ 间的距离; v_T 、 t_T 、 t'_T 和 $d_{ST,T}$ 分别是速度阈值、时间阈值上限、时间阈值下限和距离阈值。根据相关研究^[5]和经验分别设置为: $v_T = 1 \text{ kn}$, $t_T = 300 \text{ s}$, $t'_T = 1800 \text{ s}$, $d_{ST,T} = 1 \text{ km}$ 。

如果轨迹点 $t_{p,j}$ 满足条件(1),则认为轨迹点 $t_{p,j}$ 为停留点,并添加至停留点集 $p_{S,\text{all}} = \{p_{S,1}, \dots, p_{S,2}, \dots, p_{S,n}\}$ 。按照上述的步骤遍历所有轨迹点,生成停留点集 $p_{S,\text{all}}$ 。

通过上述停留点识别方法得到研究区域内可能的停留点,再根据船舶停留行为的聚集特征^[9]引入聚类算法识别船舶停留区域。

DBSCAN 算法是一种具有噪声的基于密度的聚类算法,其通过在含有噪声的数据空间中不断扩展有足够高密度的区域来进行聚类^[10]。在 DBSCAN 算法中,邻域半径 E_{ps} 和邻域半径内的最少点数 P_{min} 的设置将直接影响聚类结果。轮廓系数(Silhouette Coefficient, SC)是用来衡量聚类结果好坏的指标,取值区间为 $[-1, 1]$,其值越大,聚类效果越好^[11]。因此,设置多组试验,并通过轮廓系数评价聚类结果,以选取合适的参数。

本文引入 DBSCAN 算法对所有的停留点进行聚类,再对各点簇识别凸多边形,得到研究水域内停留区域的分布情况。相较于直接从电子海图等官方渠道获得港口和锚地信息, AIS 数据驱动的停留区域识别方法可针对研究数据生成对象,减少信息的冗余,且避免官方信息更新不及时导致的数据错误问题。

2.1.2 入口/出口位置识别

船舶通常沿着一定的航路航行,航行趋势具有聚集性,具体表现为航行在同一规划航路的船舶在研究水域的边界处应具有相近的位置分布。因此,本文根据航行趋势的聚集性提出入口/出口位置识别方法。

1) 提取各船舶轨迹与研究水域边界的交点,存储为边界点集 $p_{B,\text{all}} = \{p_{B,1}, p_{B,2}, \dots, p_{B,n}\}$ 。

2) 运用 DBSCAN 算法对该边界点集进行聚类,得到各点簇。不同于停留区域的多边形形式,入口/出口位置的点簇由于水域边界的限制呈现为长条状。因此,本文选取各点簇与对应边界平行方向的 2 个端点 $[P_1(p_{\text{CLU},i}), P_2(p_{\text{CLU},i})]$,并连接 2 个端点构成该点簇的最大边,即入口/出口位置 $l_{C,i}$ 。依据该方法识别所有的边界点簇,得到该研究水域的入口/出口位置集为

$$l_{C,all} = \{l_{C,1}, l_{C,2}, \dots, l_{C,n}\} \quad (2)$$

2.2 航路点识别

航路点是指船舶移动状态下航向发生明显变化的移动点。通过识别航路点并保留船舶轨迹的特征点,可简化轨迹数据。根据船舶连续性改变的转弯特征,本文引入滑动窗口算法捕捉船舶的转弯段,再从转弯段中识别最具有代表性的转弯点,包括航路点和船舶因避碰操作的转向点。船舶在航行中通常保持一定的航向,在操作时并不会频繁地机动改变航行状态。本文的研究水域是开阔水域,不存在船舶大量避碰的交汇水域,避碰转向点对航路点的影响较小,因此将其统称为航路点。

1) 针对各船舶不同航次的轨迹线 $t_{j,i} = \{t_{P,1}, t_{P,2}, \dots, t_{P,n}\}$, 从第一个轨迹点起,依次以设定的窗口大小进行滑动,计算其向量夹角值以判别其是否为转弯段,航路点识别见图3。将停留区域识别方法中的停留时间上限和船舶相邻轨迹点间的时间差值进行统计分析,同时考虑到数据的波动,本文选取10个轨迹点作为滑动窗口的大小,即9个间隙。向量夹角判别公式为

$$\cos \theta_j = \frac{\mathbf{t}_{P,k} \mathbf{t}_{P,k-5} \cdot \mathbf{t}_{P,k+4} \mathbf{t}_{P,k}}{|\mathbf{t}_{P,k} \mathbf{t}_{P,k-5}| |\mathbf{t}_{P,k+4} \mathbf{t}_{P,k}|} \quad (3)$$

$$|\cos \theta_j| \leq \vartheta_T \quad (4)$$

式(3)~式(4)中: $\mathbf{t}_{P,k} \mathbf{t}_{P,k-5}$ 为点 $t_{P,k}$ 至点 $t_{P,k-5}$ 的向量; $\mathbf{t}_{P,k+4} \mathbf{t}_{P,k}$ 为点 $t_{P,k+4}$ 至点 $t_{P,k}$ 的向量; ϑ_T 为夹角余弦阈值,根据查阅相关文献[5]和文献[12],将 ϑ_T 设为0.99。如果滑动窗口内点满足条件(4),则认为其构成一个转弯段。

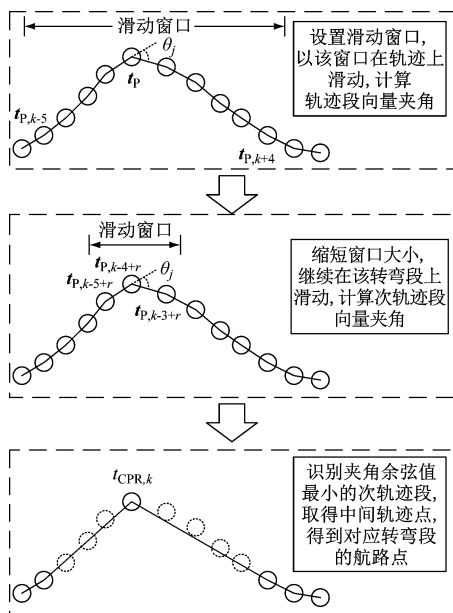


图3 航路点识别

Fig. 3 Waypoint identification

2) 识别转弯段中最具有代表性的转弯点,判定其为该轨迹的航路点。同样引入滑动窗口的思想,并将窗口大小减小为3个轨迹点,计算向量夹角值。

$$\cos \theta_{TURN,n} = \frac{\mathbf{t}_{P,k-4+r} \mathbf{t}_{P,k-5+r} \cdot \mathbf{t}_{P,k-3+r} \mathbf{t}_{P,k-4+r}}{|\mathbf{t}_{P,k-4+r} \mathbf{t}_{P,k-5+r}| |\mathbf{t}_{P,k-3+r} \mathbf{t}_{P,k-4+r}|} \quad (5)$$

式(5)中: $\cos \theta_{TURN,n}$ 为转弯段 $t_{TURN,m}$ 中第 n 个次轨迹段向量夹角的余弦值; r 为取值在1~8的整数。根据夹角值越小,转弯幅度越大的规律,搜索该8个向量夹角余弦值的最小值,即 $\min(\cos \theta_{TURN,n})$,其对应次轨迹段的中间轨迹点则为该转弯段中最具有代表性的轨迹点,即航路点。按照上述的步骤完成研究水域内所有轨迹点的识别,生成各轨迹线对应的航路点集 $t_{CPR,all} = \{t_{CPR,1}, t_{CPR,2}, \dots, t_{CPR,n}\}$ 。航路点识别方法如图3所示。航路点集在保留船舶轨迹特征的同时,删除了大量冗余数据,有助于航线提取算法的应用。

3 海上交通航线提取

分析船舶行为模式可揭示研究水域内的船舶行为特征,进而发现与区域相关的海事领域知识。因此,依据船舶行为模式对船舶轨迹进行分类,再针对各轨迹簇进行航线提取,以此构成一种基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法。该方法可有效地处理密度不均匀水域的船舶交通流,并避免基于密度的聚类算法对复杂轨迹内局部信息的忽略问题。海上交通航线提取流程见图4。

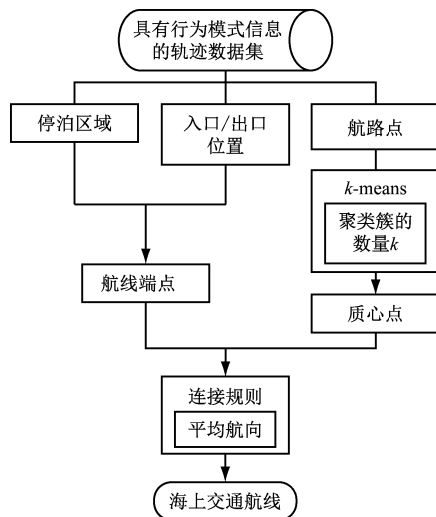


图4 海上交通航线提取流程

Fig. 4 Maritime traffic route extraction process

3.1 船舶轨迹分类

入口/出口位置表征船舶在研究水域边界处的航行趋势,而船舶从水域边界驶入后会沿着规划的航线驶向港口,或者从某一港口沿着既定的航线驶

出研究水域。因此,根据聚类所得的入口/出口位置对船舶轨迹进行分类,将驶向/驶出研究水域内不同港口的船舶交通流分离。该分类方法可分隔相互有交叉的交通流,减少密度相近的船舶交通流对提取算法的干扰。另外,通过对分类后的各轨迹簇单独应用航线提取算法,可有效地减少聚类分析的船舶轨迹数量,避免因聚类参数单一而忽略复杂轨迹局部信息的问题。

在航路点集 $t_{CPR,all}$ 的基础上,结合根据船舶行为模式识别得到的入口/出口位置,对船舶轨迹进行分类。假设基于研究数据共识别得到 n 个入口/出口位置,则分类将生成 n 个船舶轨迹簇为

$$t_{CLS,all} = \{t_{CLS,1}, t_{CLS,2}, \dots, t_{CLS,n}\} \quad (6)$$

3.2 航线提取

以入口/出口位置为指标对船舶轨迹分类后,轨迹簇中各交通流基本没有交叉,轨迹点的分布呈现有规律的点间的聚集性及点堆间的分离性。因此,本文利用 k 均值聚类算法捕捉点间的聚集特征,减少噪声点对识别的影响,同时,通过识别各聚类的质心点挖掘各轨迹簇的质心点,有助于后续航线的生成。其中, k -means 聚类参数 K 的选取方法与 DB-SCAN 中聚类参数的选取方法相同。

k -means 算法的聚类结果由聚类中心和其中的对象组成,聚类中心对应轨迹簇的质心点,各中心所分配的对象对应各点簇所包含的轨迹点。根据各点簇内船舶轨迹点的平均航向可判断,该点簇的质心点在船舶典型轨迹上的连接方向,将各质心点依次连接生成各高密度线,得到研究水域内的海上交通航线。质心点连接示意图 5。

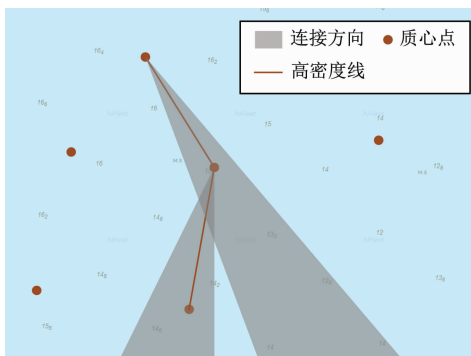


图5 质心点连接示意

Fig. 5 Schematic diagram of centroid connection

4 试验及分析

4.1 试验数据

试验数据选自北部湾水域,北部湾拥有 1 628 km 海岸线,且背靠大西南、面向东南亚、东邻粤港

澳,是我国西南地区便捷的出海通道。本文研究区域包括防城港、钦州湾和北海港等部分海域,经度范围为 $107^{\circ}57'.600 \sim 109^{\circ}12'.600$,纬度范围为 $20^{\circ}57'.600N \sim 21^{\circ}50'.400N$,覆盖面积达 1.26 万 km^2 。研究数据为 2019 年 2 月份航行在上述海域的船舶数据,共有 100 万条 AIS 数据,不同船舶类型统计见图 6。渔船的航行不具有规律,且其 AIS 数据质量较差,因此,选取货船作为研究对象,共有 385 214 条货船 AIS 数据。2019 年 2 月份北部湾货船轨迹点分布见图 7。

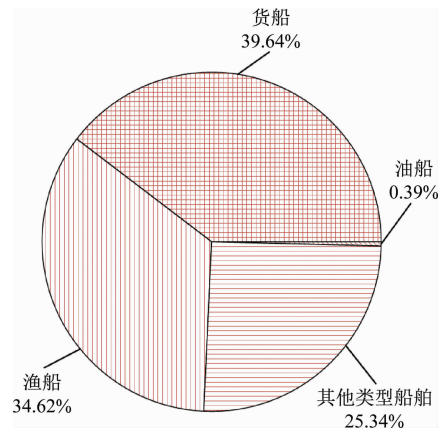


图6 船舶类型统计

Fig. 6 Ship type statistics

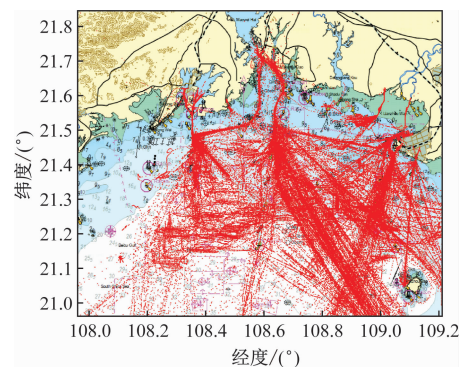


图7 2019年2月份北部湾货船轨迹点分布

Fig. 7 Distribution of cargo ship track points in

Beibu Gulf in February 2019

了解研究数据的特征分布情况,可掌握研究数据的分布规律,且有助于数据预处理中阈值的确定。^[12]因此,本文选取相邻轨迹点的时间差和船舶速度做统计分析见图 8 和图 9。图 8 中:大部分轨迹点间时间差在 $(0, 900)$ s 区间,选取 900 s 作为时间间隔阈值进行轨迹分段。图 9 中:大多数轨迹点速度小于 1 kn,这是由于研究数据中存在大量停留点,这些停留点有助于识别停留区域。由图 9 可知:研究范围内船舶的最大速度约为 18 kn。

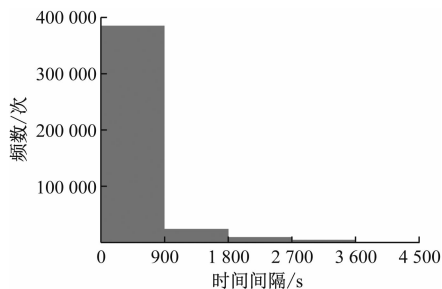


图8 轨迹点时间差统计

Fig. 8 Trajectory point time interval statistics

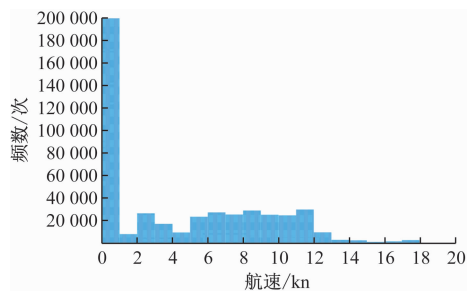


图9 船舶速度统计

Fig. 9 Ship speed statistics

4.2 试验结果及分析

本文根据北部湾 AIS 数据提取海上交通航线。

1) 根据数据的分布规律确定船舶时间间隔和速度阈值,以进行数据的预处理。对研究数据内重复和错误信息进行删除后,数据量为 308 416 条。

2) 在预处理后的轨迹数据集上引入船舶行为模式识别算法,生成轨迹分类的指标。由于船舶行为体现为区域特征,为保证其识别的准确性,本文将船舶行为模式识别的数据集扩充至 2019 年 1—6 月。在停留点识别过程中,设置多组参数进行试验,其中 E_{ps} 位于 0.01 ~ 0.05, P_{min} 位于 100 ~ 1 000。DBSCA 聚类参数搜索见表 1。由表 1 可知:当 E_{ps} 和 P_{min} 分别为 0.03 和 500 时,聚类效果较好。停留区域识别见图 10。

3) 本文将入口/出口位置作为分类指标对 2 月份的船舶轨迹进行分类。其中, DBSCAN 聚类的参数同样根据轮廓系数确定, E_{ps} 和 P_{min} 分别为 0.2 和 300。船舶轨迹分类见图 11, 可见该研究水域的船舶轨迹共被分为 4 类。另外, 各类轨迹簇在水域边界以外的区域无交通流的交叉, 说明本文提出的轨迹分类方法可有效分离船舶行为模式差异较大的船舶轨迹, 有助于提高后续船舶航线提取的准确性。

4) 针对分类后各轨迹簇的轨迹点引入 k -means 算法, 识别轨迹簇的质心点。根据轮廓系数确定不同类别轨迹簇聚类时使用的 K 值, 其中, 第三类轨迹簇的 K 值搜索过程见表 2。由表 2 可知: 对于该

表 1 DBSCA 聚类参数搜索

Tab. 1 DBSCAN clustering parameter search

E_{ps}	P_{min}	SC
0.01	100	0.792
0.02	100	0.795
0.02	300	0.835
0.03	300	0.864
0.03	500	0.929
0.03	700	0.916
0.04	500	0.862
0.05	500	0.855

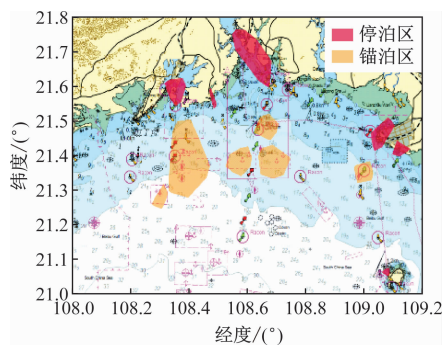


图 10 停留区域识别

Fig. 10 Stop area identification

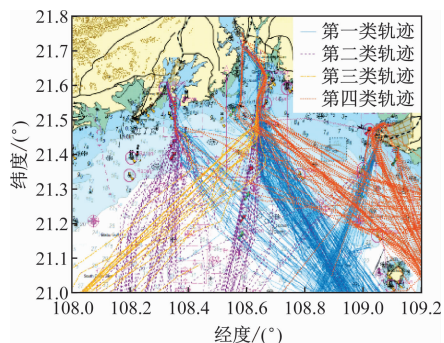


图 11 船舶轨迹分类

Fig. 11 Ship trajectory classification

表 2 k -means 聚类参数搜索Tab. 2 k -means clustering parameter search

K 值	SC
5	0.701
8	0.699
10	0.711
11	0.753
12	0.787
13	0.745
15	0.742

类轨迹簇,当 K 值为12时,聚类效果较好。以此类推,确定各类轨迹簇的聚类参数。

质心点与停留区见图12。图12体现了质心点和由船舶行为模式识别所得停留区域的位置分布情况,可见大部分质心点均分布在本文所识别的停留区域内。这符合船舶实际航行行为特点,即船舶倾向于在港口或锚地区域改变行为状态,从而产生大量轨迹点的聚集,形成质心点。该结果进一步验证了本文所提取质心点的有效性。

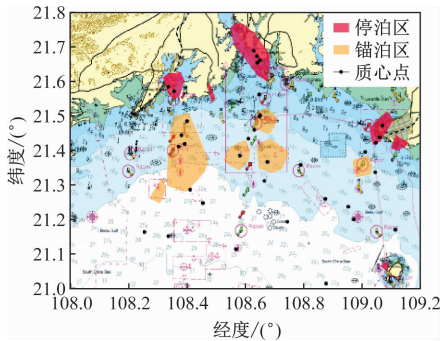


图12 质心点与停留区

Fig. 12 Centroids and stop area

5) 引入本文提出的质心连接规则,将各质心点有序相连生成该研究水域的海上交通航线。该规则通过统计质心点所在点簇的航向分布信息,识别该点在该点簇所属所有轨迹线的最大航向概率区间,进而根据该区间的航向分布范围引导质心点的连接,生成交通航线。将该规则应用于各轨迹簇,共提取得到16条航线。

为验证本文所提出的海上交通航线提取算法的有效性及其实用性,将航线提取结果与《北部湾广西水域船舶航行指南》中的推荐航路(简称《航路指南》)进行对比见图13,各项参数的对比结果见表3。

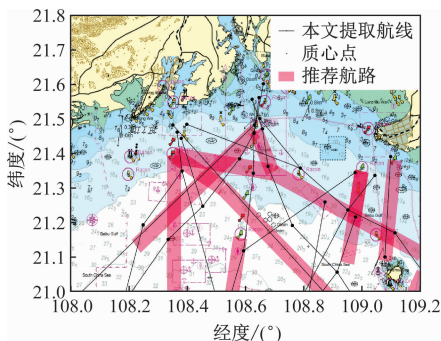


图13 本文提取航线与《航路指南》的推荐航路对比

Fig. 13 Compare the traffic routes extracted by the proposed method with the Route Guide

由图13可知:本文方法提取的航线数量与《航路指南》中的推荐航路在整体上的空间分布一致性

较高,走向基本相同,但提取航线的数量高于推荐航路的数量,并且细节程度相较于推荐航路更加丰富。由表3可知:本文方法提取的航线数量和平均每条航线的节点数量均多于推荐航路,说明本文方法可更为精确地识别船舶行为模式,提取到更多的船舶行为模式信息。并且本文提取的海上交通航线是停留区和航路点等船舶交通特征区域之间的连接线,更能符合现实航线的特征。

表3 海上交通航线提取结果对比

Tab. 3 Comparison of maritime traffic routes extraction results

参数	本文方法	推荐航路
航线(航路)的数量/条	16	8
总航线(航路)节点数量/个	72	24
平均每条航线(航路)节点数量/个	4.5	3.0

5 结束语

本文提出一种基于船舶行为模式的海上交通航线提取方法,围绕“先分类后提取”的原则,通过轨迹分类减少各轨迹簇内部交通流的交叉,将船舶行为模式识别引入海上交通航线提取方法中,以提高航线提取的准确性。试验结果表明:该方法的提取结果与实际情况相符,可为海事监管及航道规划提供一定的辅助决策作用。但针对在航行过程中需频繁改变船舶行为状态的船舶,比如渔船,本文船舶行为模式识别方法可能会产生大量伪特征点进而影响算法识别效果。因此,船舶类型也应作为一个重要的分类指标被引入到本文的提取方法中。此外,未来的工作还应侧重于将所提取的航线应用在船舶轨迹预测、异常行为检测等方面研究,以扩大该方法的应用范围。

参 考 文 献

- [1] VETTOR R, SOARES C G. Detection and analysis of the main routes of voluntary observing ships in the North Atlantic [J]. *Journal of Navigation*, 2015, 68 (2): 397-410.
- [2] 王加胜,刘永学,杨昆,等. 基于空间聚类分析的南海主要航线提取方法[J]. *交通运输工程学报*, 2016, 16 (6): 91-98.
WANG J S, LIU Y X, YANG K, et al. Extraction method of main routes in South China Sea based on spatial cluster analysis [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2016, 16(6): 91-98.
- [3] XIAO Z, PONNAMBALAM L, FU X, et al. Maritime traffic probabilistic forecasting based on vessels'

- waterway patterns and motion behaviors [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, New York:IEEE,2017: 1-13.
- [4] 孙梦竹. 舰船轨迹数据挖掘与可视化方法研究[D]. 云南:云南师范大学,2019.
SUN M Z. Research on data mining and visualization of ship trajectory [D]. Yunnan: Yunnan Normal University, 2019.
- [5] YAN Z, XIAO Y, CHENG L, et al. Exploring AIS data for intelligent maritime routes extraction [J]. Applied Ocean Research, 2020, 101: 1-10.
- [6] 刘兴龙. 内河 AIS 数据可用性保障方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2024:42-51.
LIU X L. Study on the approach of ensuring AIS data availability in inland waterway [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2024:42-51.
- [7] 李永攀. 基于 AIS 数据的海上交通主要特征研究[D]. 大连:大连海事大学,2019.
LI Y P. Research on the major characteristics of maritime traffic based on AIS data[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2019.
- [8] 郑海林,胡勤友,杨春,等. 上海外高桥港区停留船聚类分析与异常检测[J]. 地球信息科学,2018,20(5): 640-646.
ZHENG H L, HU Q Y, YANG C, et al. Clustering analysis and anomaly detection of berthing ships at WAIGAOQIAO harbour district of Shanghai[J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(5): 640-646.
- [9] 王桃苹. 基于 AIS 数据的船舶轨迹时空数据挖掘与可视化[D]. 云南:云南师范大学,2020.
WANG T P. Spatiotemporal data mining and visualization of ship trajectories based on AIS data: a case study of the pearl river estuary [D]. Yunnan: Yunnan Normal University, 2020.
- [10] 丁兆颖,姚迪,吴琳,等. 一种基于改进的 DBSCAN 的面向海量船舶位置数据码头挖掘算法[J]. 计算机工程与科学,2015,37(11): 2061-2067.
DING Z Y, YAO D, WU L, et al. A dock mining algorithm for massive vessel location data based on improved DBSCAN [J]. Computer Engineering and Science, 2015, 37(11): 2061-2067.
- [11] PETER R J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis [J]. Journal of Computational & Applied Mathematics, 1987, 20:53-65.
- [12] ZHAO L, HAIRUO G, MINGYANG Z, et al. A data mining method to extract traffic network for maritime transport management [J]. Ocean and Coastal Management, 2023, 239:1-16.
- (上接第 48 页)
- ZHOU S B, XU W X. Clustering by fast search and find of density peaks and its application in ship Location data analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 152-163. (in Chinese)
- [9] 张扬,彭鹏飞,卢锐. 基于 Seq2Seq 的船舶轨迹变步长预测方法研究[J]. 电光与控制, 2023, 30(4): 74-77.
ZHANG Y, PENG P F, LU R. A variable-step-size prediction method of vessel trajectory based on Seq2Seq [J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(4): 74-77. (in Chinese)
- [10] 周慧君. 顾及环境胁迫反应机制的船舶轨迹预测方法[J]. 测绘科学, 2022, 47(9): 67-75.
ZHOU H J. Vessel trajectory prediction method considering environmental stress response mechanism [J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(9): 67-75. (in Chinese)
- [11] CHEN X, WEI C, ZHOU G, et al. Automatic Identification System (AIS) data supported ship trajectory prediction and analysis via a deep learning model[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(9): 1314.
- [12] GAO D W, ZHU Y S, ZHANG J F, et al. A novel MP-LSTM method for ship trajectory prediction based on AIS data[J]. Ocean Engineering, 2021, 228: 108956.
- [13] NIU Z Y, ZHONG G Q, YUE G H, et al. Recurrent attention unit: a new gated recurrent unit for long-term memory of important parts in sequential data [J]. Neurocomputing, 2023, 517: 1-9.
- [14] 刘成勇,乔文杰,陈蜀喆,等. 基于 LSTM 与注意力机制的船舶航迹预测模型研究[J]. 中国航海, 2021, 44(4): 94-100.
LIU C Y, QIAO W J, CHEN S J, et al. On ship track prediction with LSTM and attention mechanism [J]. Navigation of China, 2021, 44(4): 94-100. (in Chinese)
- [15] LIN Z, YUE W, HUANG J, et al. Ship trajectory prediction based on the TTCN-Attention-GRU model [J]. Electronics, 2023, 12(12): 2556.
- [16] 王天保,刘昱,郭继昌,等. 图卷积神经网络行人轨迹预测算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(2): 53-60.
WANG T B, LIU Y, GUO J C, et al. Pedestrian trajectory prediction algorithm based on graph convolutional network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(2): 53-60. (in Chinese)
- [17] ZHAO L, SONG Y J, ZHANG C, et al. T-GCN: A temporal graph convolutional network for traffic prediction [J]. Ieee Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(9): 3848-3858.
- [18] ZHAO J S, YAN Z W, CHEN X Q, et al. K-GCN-LSTM: a k-hop graph convolutional network and long-short-term memory for ship speed prediction[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2022, 606: 14.