

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518517

自主船舶港口水域航行场景自适应识别方法^{*}

于海越 张英俊 彭楚尧 王晓辉

(大连海事大学航海学院 大连 116026)

摘要: 面向自主船舶自主识别航行场景的实际需求,提出一种基于电子海图的港口水域航行场景自适应识别方法。首先,通过系统分析港口水域的航行特征,将船舶航行过程划分为进港、出港、航道航行、进出锚地、锚泊、靠泊、离泊、在港系泊八种场景。其次,根据物标特征和相对位置关系建立了一种场景判定规则,并构建了融合几何关系与动态参数的自适应识别模型。最后,基于进出烟台港水域船舶的AIS历史轨迹数据,对所提方法进行了验证。结果表明,该方法对港口航行场景的精确率达到了95.6%,场景判断的延迟缩小到了12 ms。可为港区航行船舶的自主航行系统实时提供必要的航行场景信息和高精度的航行环境感知支持。

关键词: 自主船舶;港口水域;场景分类;自适应识别;AIS

中图分类号: U675.79;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.4010

Adaptive recognition method for the navigation scenarios of autonomous ships in port waters

Yu Haiyue Zhang Yingjun Peng Chuyao Wang Xiaohui

(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: To meet the practical demands of autonomous ships for self-identifying navigation scenarios at sea, an adaptive recognition method for navigation scenarios in port waters based on electronic nautical charts is proposed. Firstly, by systematically analyzing the navigation characteristics of port waters, the ship navigation process is divided into eight scenarios: entering the port, leaving the port, navigating in the channel, entering and leaving the anchorage, anchoring, berthing, unberthing and mooring in the port. Secondly, a scene determination rule is established based on the characteristics of objects and their relative positions, and an adaptive recognition model integrating geometric relationships and dynamic parameters is constructed. Finally, the proposed method is verified based on the AIS historical trajectory data of 100 ships entering and leaving the waters of Yantai Port. The results show that the precision rate of this method for port navigation scenarios reaches 95.6%, and the delay is reduced to 12 ms. It can provide real-time necessary navigation scenario information and high-precision navigation environment perception support for the autonomous navigation system of ships sailing in the port area.

Keywords: autonomous vessels; port waters; scene classification; adaptive recognition; AIS

0 引言

随着智能航运技术的快速发展,海上自主水面船舶(maritime autonomous surface ship, MASS)已成为航运业智能化转型的核心载体。港口水域作为衔接开放水域与港口节点的关键环节,其航行环境动态多变,涉及进港、靠泊、锚泊、航道航行等多种场景,对自主船舶的自主感知与决策系统提出了更高的要求^[1-2]。在航行过程中,自主船舶需要根据航行场景的不同,自主动态调整感知信息种类和感知

精度,并根据不同的场景采取不同的航行决策模式,在进行远程监管时,岸基中心也需要根据不同的场景提供相应的海事服务信息^[3-4]。然而,自主船舶的无人化或少人化特点使其无法依赖传统的人工方式判定当前的航行场景。船舶的自动识别系统(automatic identification system, AIS)中虽然也有记录当前的航行状态,如“在航”、“锚泊”等,但在航行环境复杂的港口水域, AIS所提供的船舶航行状态难以满足船舶对所处航行区域自动、准确识别的需求^[5],因此需要一种快速判断航向场景的方法,为自主船舶的下一步

收稿日期:2025-04-04

* 基金项目:国家自然科学基金重点项目(52231014)资助

操纵提供信息支持。

当前对于港口水域场景识别的研究主要是通过综合处理航海信息、AIS数据挖掘、机器学习等技术,实现对船舶航行场景的提取与判断。张杰等^[6]提出了一种航海任务识别技术,通过处理基础的航海信息,识别当前船舶状态。Kim等^[7]利用AIS数据生成数据库,用于学习沿海船只的航行模式并将其应用于远程态势感知。对于船舶异常行为的研究,也为航行场景的识别奠定了基础。李高才等^[8]提出一种海港航道水域船舶异常行为检测的方法,并从天津港的历史船舶轨迹中提取40种进出港交通模式,并构建船舶异常行为检测方法。随着机器学习的发展,许多学者都用来训练船舶行为模型,预测船舶的下一步状态。Ma等^[9]提出了一种用于航道内船舶行为研究的随机森林回归方法,预测航道内不同船舶状态下的船舶位置、速度和航向。周羽等^[10]提出一种轨迹特征图像建模与深度学习的船舶行为识别及分类方法,对不同船舶行为的轨迹图像样本集进行训练和验证。Zaman等^[11]采用机器学习的行为识别算法对船舶行为进行分类,并使用极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法作为分类方法,以区分船舶在海洋领域的各种行为。Ma等^[12]利用XGBoost分类模型与麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA),对船舶行为进行识别。这些研究侧重于对船舶行为的检测,多聚焦于港口水域船舶的姿态与轨迹预测,而对场景的划分不全面,对每个场景的边界比较模糊,较难应用于自主船舶的航行场景判断。

综合以上研究可知,目前船舶航行场景识别方法面临两大挑战:其一,基于AIS数据^[13]或机器学习^[14]的大模型通常采用粗粒度标签,对于场景划分的界限比较模糊,这使得自主船舶在区分具体港口航行场景时存在一定困难;其二,现有的算法对场景进行训练时,只针对某些特定的场景,难以覆盖到港口水域内的所有航行场景。

为了更加精准的识别航行场景,本文提出一种基于电子海图的自适应场景识别方法,为自主船舶在港口水域自主航行提供场景识别上的支持。通过解析S-57标准的海图数据,构建港口边界、航道线、泊位等静态物标的几何模型,结合船舶动态参数(航速、航向、经纬度等)设计多维度判定规则,实现港口水域场景的精准分类与实时识别。所提方法构建了涵盖八类场景的判定体系,增强了自主船舶对复杂港口环境的适应性。实验表明,该方法在港口水域能快速、精准的识别当前航行场景,为自主船舶的自主航行提供了可靠的环境感知基础。

1 基于电子海图的航行场景分类及判断

1.1 场景分类

自主船舶在港口航行时高度依赖对复杂水域环境的精确感知。港口航行作为船舶运输的重要环节,精准划分港口水域场景,是提升自主船舶航行安全性与作业效率的基

础。合理的场景分类不仅能够优化船舶感知系统对关键信息的采集,还能助力决策算法依据不同场景特征快速做出精准判断,确保船舶在港口水域内的航行与作业安全。本文从船舶航行的不同维度出发,结合船舶的实时状态,对船舶在港口水域航行的各个场景进行归纳并分类,具体港口水域航行场景分类如图1所示。

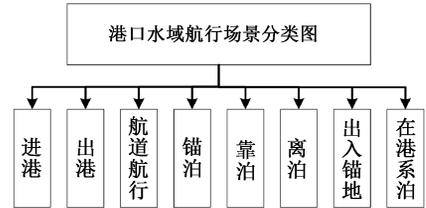


图1 港口水域航行场景划分

Fig. 1 Port waters navigation scene division

1.2 航行场景判断及识别

首先,在进行航行场景判断之前,要对电子海图文件进行解析,提取文件中的点线面要素,并建立海图元素库,方便后续的调用。其次,判断场景时需要将电子海图的坐标系进行转换,把经纬度坐标转换成平面坐标,为了保持地图方向不变,本文采用了墨卡托投影法^[15]。不同的航行场景需要设定不同的检索范围,当在检索圈内检测到特征物标时,提取特征物标的方位信息,并计算特征物标与船舶之间的距离,根据“最近原则”^[16]确定距离船舶最近的特征物标。最后,把各个场景的判断规则封装成库,通过调用场景判定规则库,判断当前的航行场景。如图2所示是航行场景识别及判断的流程图。

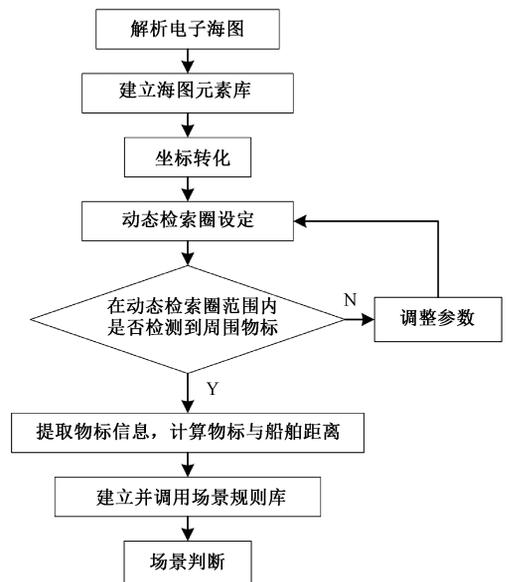


图2 场景判断流程图

Fig. 2 Scene judgment diagram

1) 进港

船舶在进港时通常能在电子海图上检测到“Berth”、

“Harbour”等物标,与港口内部物标之间的距离逐渐减小,并且剩余航程逐渐减小。因此,为实现进港场景的精准识别,可结合电子海图的特征物标,利用船舶和港口边界的距离等因素建立数学模型,对该场景进行综合判断。

港口边界在电子海图中属于面要素,是由大量的物标点组成的多边形,设边界上的点为 (x_n, y_n) , 船舶的位置为 $P(x_0, y_0)$ 通过调用海图元素库,建立多边形顶点集合:

$$P = \{(x_n, y_n)\}_{n=1}^M \quad (1)$$

M 表示边界上物标点的个数,根据射线法可以判断船舶是否在多边形港区内部:

$$L(x_0, y_0, P) = \begin{cases} 1, & \text{交点为奇数次} \\ 0, & \text{交点为偶数次} \end{cases} \quad (2)$$

当 $L(x_0, y_0, P) = 1$ 时,表明船舶在多边形内部;当 $L(x_0, y_0, P) = 0$ 时,表明船舶在多边形外部。明确了船舶在港区内或者港区外之后,接着要利用船舶与多边形质心之间的向量关系判断船舶进入或驶离多边形。

质心法求取多边形的质心:以多边形的一个顶点为原点,连接所有非相邻的顶点,将原 n 边形分为 $(n-2)$ 个三角形。设其中一个三角形的质心为 $O_i(x_i, y_i)$, 顶点坐标为 $A_1(x_a, y_a), A_2(x_b, y_b), A_3(x_c, y_c)$, 则有:

$$x_i = \frac{x_a + x_b + x_c}{3} \quad (3)$$

$$y_i = \frac{y_a + y_b + y_c}{3} \quad (4)$$

$$s_i = \frac{|x_a y_b + x_b y_c + x_c y_a - x_a y_c - x_b y_a - x_c y_b|}{2} \quad (5)$$

$$O_x = \frac{\sum_{i=1}^{n-2} s_i x_i}{\sum_{i=1}^{n-2} s_i} \quad (6)$$

$$O_y = \frac{\sum_{i=1}^{n-2} s_i y_i}{\sum_{i=1}^{n-2} s_i} \quad (7)$$

其中, s_i 为一个三角形的面积,多边形的质心坐标为 $O(O_x, O_y)$ 。如图 3 所示是多边形质心求解示意图。

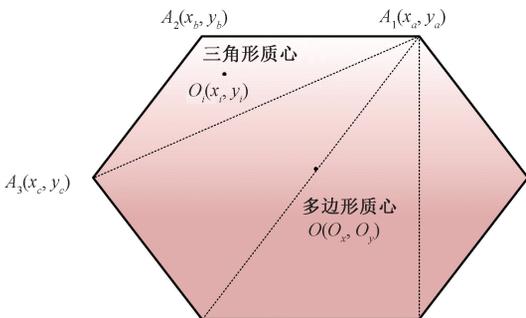


图 3 多边形质心求解示意图

Fig. 3 Schematic diagram of solving polygon centroid

根据求得的质心坐标 $O(O_x, O_y)$, 与船舶坐标 $P_0(x_0, y_0)$ 构成船舶-质心向量 $\vec{P_0O}$, $\vec{P_0O}$ 与速度向量 $\vec{P_0}$ 进行乘积:

$$T_1 = \vec{P_0O} \cdot \vec{P_0} \quad (8)$$

当 $T_1 > 0$ 时,表明船舶正在进入多边形;

当 $T_1 < 0$ 时,表明船舶正在驶离多边形;

当 $T_1 = 0$ 时,表明速度向量 $\vec{P_0}$ 和船舶-质心向量 $\vec{P_0O}$ 垂直,此时另外选择两个时刻的船舶位置和航速,重复质心法的过程,确保判断的准确性。

综合公式 $L(x_0, y_0, P) = 0, T_1 > 0$ 可知,船舶正处于进港状态。如图 4 所示是船舶的进港示意图。

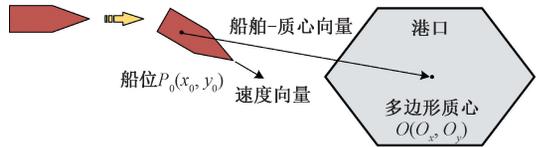


图 4 船舶进港示意图

Fig. 4 Schematic diagram of ship entering port

2) 出港

判断船舶进港和出港的方法相似,当船舶驶离港口时,由式(2)可知, $L(x_0, y_0, P) = 0$, 此时船舶的位置处于港口边界之外;由式(8)可知, $T_1 < 0$, 表明船舶正在远离港口区域。综合以上因素可以判断船舶正在进行出港航行。如图 5 所示船舶正在进行出港。

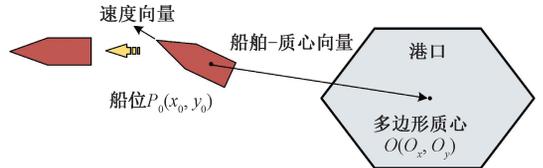


图 5 船舶出港示意图

Fig. 5 Schematic diagram of ship departure from port

3) 航道航行

船舶在航道内沿预定方向航行时,可以在海图上检测到两侧的航道线“Fairway”和中心线等特征物标,航道线由一个个物标点组成^[17]。首先在电子海图上检索出航道的几何图形,接着利用射线法判断船舶是否在多边形之内,由式(2)可知, $L(x_0, y_0, P) = 1$, 此时船舶在多边形航道之内。

为了保证判断的准确性,需要对航道航行场景进行二次验证。从电子海图中提取出的航道中心线,由离散点集公式组成:

$$C = \{(x_c^i, y_c^i)\}_{i=1}^L \quad (9)$$

为了计算船舶与航道中心线的距离,需要在检索圈内搜索船舶最近的物标点,船舶当前位置为 $P_0(x_0, y_0)$, 最近距离为 d_{\min} :

$$d_{\min} = \sqrt{(x_0 - x_c^i)^2 + (y_0 - y_c^i)^2} \quad (10)$$

当 d_{\min} 小于航道宽度的一半时,即可说明船舶在航道内部,即:

$$d_{\min} < \frac{W}{2} \quad (11)$$

航道宽度 W 可通过直接读取海图属性字段得知。综合式(2)和式(11),可判断此时船舶在航道航行。

4) 锚泊

船舶在锚泊时,根据电子海图可以检索到附近的锚地标志“Anchor area”和锚地边界线,之后根据锚泊的特点,从航速、位置等角度构建数学模型加以判断。

本文通过提取海图元素,构建锚地的地理边界,采用射线法判定船舶是否位于锚地区域内,由式(2) $L(x_0, y_0, P) = 1$ 可知船舶位于锚地区域内。

根据船舶在锚泊状态下的航速趋近于零,设置航速阈值公式:

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N V_k < 0.5 \quad (12)$$

其中, $N = 60$, 表示 1 min 窗口。

船舶在锚泊时位置保持相对稳定,定义船舶的最大漂移半径 R_d 和位置方差约束 σ_p^2 :

$$R_d = \max_{1 \leq k \leq N} \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} < 20 \quad (13)$$

$$\sigma_p^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N ((x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2) < 25 \quad (14)$$

综上,当船舶的位置位于锚地之内,航速小于 0.5 节,漂移半径 $R_d < 20$ m,位置方差约束 $\sigma_p^2 < 25$ m 时,可以判断船舶在锚泊状态。

5) 靠泊

当前自主靠泊技术已经趋于成熟^[18-19],但是缺乏对靠泊场景的判断。在进行靠泊作业时,船舶在电子海图的检索范围内可以检测到“Berth”等物标,此时船舶的速度 V 不超过 3 kn,根据经纬度判断船舶与港池的几何关系,利用船舶与泊位之间的几何关系判断船舶的状态。

船舶在检索圈内检索到泊位时,首先确定船舶的位置 $P_0(x_0, y_0)$,利用质心法可以计算出泊位区域质心的位置 $P_1(x_1, y_1)$,可得到船舶的速度向量 \vec{P}_0 和泊位质心向量 $\vec{P}_0\vec{P}_1$,两者的向量乘积公式:

$$T_2 = \vec{P}_0 \cdot \vec{P}_0\vec{P}_1 \quad (15)$$

其中, T_2 是两个向量的乘积。 $T_2 > 0$ 表示船舶正在靠近泊位区域,即将进行靠泊作业。如图 6 所示船舶正在进行靠泊。

在对靠泊进行二次判断时,需对船舶的安全距离进行约束,此时船舶距离泊位的距离通常应小于 50 m,泊位内的点集为:

$$K = \{(x_k, y_k)\}_{1 \leq k \leq M} \quad (16)$$

M 为点集总数,设 d_2 为船舶与泊位最近点的距离,安全距离约束公式为:

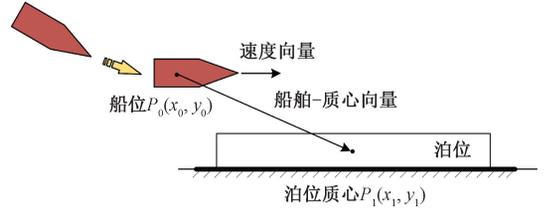


图 6 船舶靠泊示意图

Fig. 6 Schematic diagram of ship berthing

$$d_2 = \min_{1 \leq k \leq M} \sqrt{(x_0 - x_k)^2 + (y_0 - y_k)^2} \leq 50 \quad (17)$$

综合式(15)和(17),能够判定船舶当前状态为靠泊。

6) 离泊

船舶离泊时的状态与靠泊的情况类似,在电子海图中检索到泊位以及泊位线,由式(15)和(17)可知 $T_2 < 0$, $d_2 \leq 50$ m 可以判断船舶当前正在进行离泊操作,图 7 所示为船舶离泊时的运动示意图。

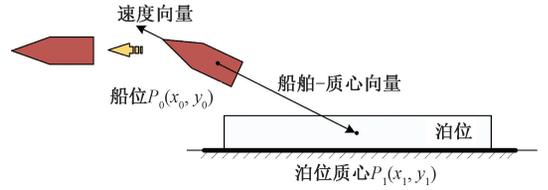


图 7 船舶离泊示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the ship's departure

7) 进出锚地

锚地在电子海图中是多边形区域,因此船舶进出锚地时的判断方式与船舶进出港口时类似。首先根据电子海图提取锚地的几何区域,利用射线法式(2),判断船舶的位置是否处于锚地多边形之内:

当 $L(x_0, y_0, P) = 1$ 时,船舶在锚地内;当 $L(x_0, y_0, P) = 0$ 时,船舶在锚地外。

接着利用质心法判断船舶进出方向,根据式(8)可知:

如图 8(a)所示,当 $T_1 > 0$ 时,船舶正在进入锚地;如图 8(b)所示,当 $T_1 < 0$ 时,船舶正在驶离锚地。

8) 在港系泊

船舶在港系泊时的状态与锚泊类似,有很多共同特性。首先在电子海图上能检测到泊位及泊位线等特征物标,然后提取泊位多边形,由式(2)、(12)可知船舶在泊位区域内,航速趋近于 0,船舶位置几乎不发生变化等。由此可判断船舶此时在港系泊。

2 基于 AIS 历史轨迹的场景识别技术验证

为验证所提方法的有效性与鲁棒性,本节基于烟台港实际 AIS 历史数据开展实验分析,通过数据预处理、场景标注与模型验证 3 个阶段,系统评估自适应识别模型在复杂港口场景下的性能表现。

2.1 AIS 数据预处理

本文选取 2023 年 6 月 1 号~10 号进出烟台港的 200

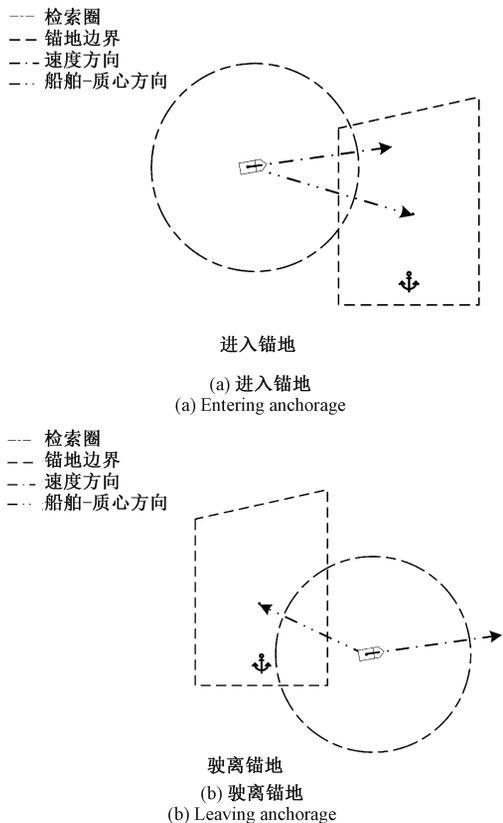


图 8 进出锚地示意图

Fig. 8 Entering and leaving anchorage

条船舶 AIS 数据,包含经纬度、航速、船舶向、时间戳等数据,选取的烟台港经纬度范围为(37°31.108 4'N—37°51.442 8'N),(121°5.582 8'E—121°38.462 1'E)。为了保证数据的有效性需要对 AIS 数据进行清洗^[20],如表 1 所示为数据清洗的规则。

表 1 AIS 数据清洗规则
Table 1 AIS data cleaning rules

问题	标准	处理方法
经纬度异常	经纬度不在烟台港附近	删除异常数据
速度异常	航速不在[0,15]节范围	删除异常数据
数据不完整	缺失部分点	三次样条插值法补全轨迹
时间顺序	按时间升序排列数据	剔除时间间隔超过 10 min 的数据

经过预处理后,共获得有效轨迹 200 条,总数据量约 5 万条,时间分辨率为 5 s。

2.2 轨迹重现与场景标注

为了实现港口航行场景的精准划分,本文基于烟台港电子海图数据与预处理后的 AIS 历史轨迹,结合第 2 章的判定规则对船舶航行轨迹进行场景划分。

首先将 AIS 轨迹的经纬度坐标转化为平面墨卡托投

影坐标,与转化后的电子海图坐标系保持一致,确保坐标的计算精度^[21]。之后以船舶当前位置为中心,在检索圈内快速提取电子海图中的航道线、泊位、锚地等关键物标,基于场景判定规则(如几何关系、物标分布),构建场景判定规则库,利用处理后的 AIS 数据在电子海图中进行轨迹重现。本文选取了港口水域内 10 条船舶的轨迹线,根据场景判定规则,对每段轨迹的航行场景进行了分段标注。通过提取特定水域内的船舶轨迹,分析不同时间内船舶的航行场景,图 9 为重现后的部分 AIS 轨迹以及场景的分类。

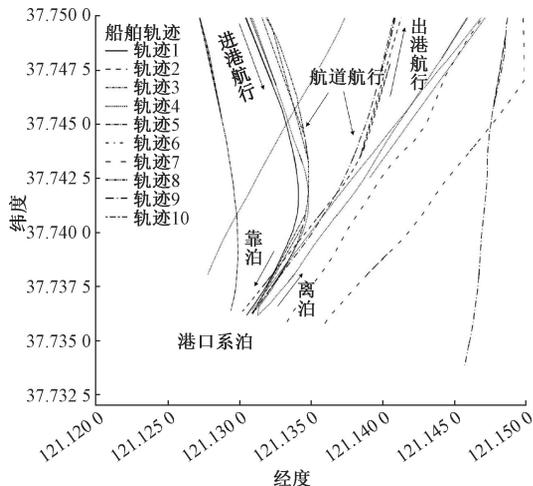


图 9 场景标注

Fig. 9 Scene annotation

将每帧的 AIS 数据与场景判定结果关联,生成带标签的时序数据集,如表 2 所示为部分场景标注情况。

表 2 时序数据集示例

Table 2 Examples of timing data sets

时间戳	纬度	经度	航速	航向	场景标签
2023. 5. 31 5:30	37. 563 2	121. 376 1	0	0	在港系泊
2023. 5. 31 8:30	37. 559 5	121. 385 6	3.1	30	离泊
2023. 6. 1 5:30	37. 456 2	121. 405 0	7.8	82	进港
2023. 6. 1 8:30	37. 571 8	121. 399 8	6.2	85	航道航行

2.3 实验验证

本文将处理后的 AIS 轨迹,在可视化电子海图上进行实验,实验结果如表 3 所示。实验中包含 575 个场景片段,其中进港 94 次、靠泊 62 次、锚泊 22 次、航道航行 157 次、离泊 62 次、进出锚地 22 次、在港系泊 62 次、出港 94 次,可完全覆盖船舶在港口水域内的所有航行场景。选取准确率和延迟时间两个指标来表征实验效果,精确率表示正确识别的场景数在总识别场景数的比例;延迟为 AIS 数据输入

到场景判断输出的平均耗时。实验结果如表3所示,对实验结果进行分析可知,船舶在锚泊和在港系泊时的识别准确率最高,达到了100%,这是因为船舶在锚泊和在港系泊时船舶的速度和位置稳定,逻辑简单,延迟较低,误判风险极低;进出锚地时锚区边界模糊或数据稀疏,因此准确率较低;其余场景的准确率都达到了90%以上。结果表明每个场景的精确率几乎都可达到90%以上,部分场景识别准确率能达到100%,可以对港口的各个场景实现精准识别,满足自主船舶在港口的航行需求。

表3 场景识别实验结果

Table 3 Experimental results of scene recognition

场景类型	场景数/ 个	识别数/ 个	精确率/ %	延迟/ ms
进港	94	90	95.74	13.0
出港	94	89	94.68	12.5
靠泊	62	60	96.77	12.0
离泊	62	60	96.77	12.0
航道航行	157	148	94.27	14.0
进出锚地	22	19	86.36	14.0
锚泊	22	22	100	10.0
在港系泊	62	62	100	10.0

为验证所提方法的有效性,本文选取了“ZHONGTIE BOHAI 1 HAO”船舶在烟台港海域的部分航行场景,在可视化海图上进行验证,其可视化效果如图10所示。图10(a)所示,船舶位于港池区内,速度远离港池,正在进行离泊操作。图10(b)所示,船舶正在航道内航行,船舶经纬度位于航道

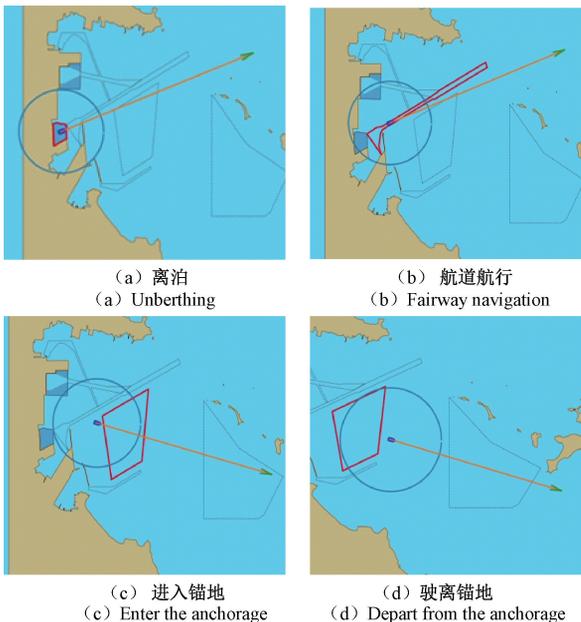


图10 部分场景验证图

Fig. 10 Part of the scenario verification diagram

线之内,并且与航道中心线的距离小于航道宽度的一半。图10(c)所示,船舶正在进入锚地,船舶的经纬度位于锚地之外,并且速度向量逐渐靠近锚地。图10(d)所示,船舶在驶离锚地,船舶的航向逐渐远离锚地。

实验表明本文所提出的方法在港口航行场景识别中表现出的高精度性与强鲁棒性,为船舶自主导航提供了可靠的环境感知支持。

2.4 不同识别方法效果对比

为了更好地验证场景识别的效果,本文与当前具有代表性的深度学习模型^[10]进行对比,选取船舶的AIS轨迹进行检测,其结果如表4所示。

表4 不同模型性能对比

Table 4 Comparison of performance of different models

模型	场景数/个	识别数/个	准确率/%	延迟/ms
本文方法	575	550	95.65	12
深度学习	575	521	90.60	16

由表3可知,本文方法与深度学习相比,在正确识别场景数方面,提高了5%,并且在延迟方面,提高了3ms,可以更快地对当前场景进行准确地识别,根据实验结果,本文在场景识别方面具有更高的精度和更低的延迟。

3 结 论

本研究聚焦于自主船舶在港口水域复杂航行场景的自主识别问题,提出了一种基于S-57电子海图技术的自适应场景识别方法,构建融合静态几何与动态参数的多层级判定模型,完成了进港、靠泊等八类场景的准确判断,实现了对航行环境的精准识别。最后以烟台港海图和AIS数据为例进行验证,结果表明该方法能够有效提升自主船舶对当前航行环境的自主感知和识别能力,为自主导航系统提供可靠的地理信息支持。该方法在复杂场景识别效率和种类覆盖上具有显著优势,为船舶自主导航技术的发展提供了理论和技术支撑,进一步增强了船舶的自主决策能力。

参考文献

- [1] 石兵华,王晨,郭佳,等.智能船舶航行场景复杂度感知方法研究[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2023,53(9):147-153.
SHI B H, WANG C H, GUO J, et al. Research on the perception method of navigation scene complexity for intelligent ships[J]. Journal of Ocean University of China (Natural Science Edition), 2023, 53(9): 147-153.
- [2] ZHANG H Z, ZHANG Y J, LU H R, et al. Research on the decision-making and control system architecture for autonomous berthing of MASS[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(12): 2293.
- [3] 娄月新,金强,魏明泽,等.海上自主水面船舶自主运行模式及未来发展分析[J].船海工程,2025,54(1):71-

- 75,80.
- LOU Y X, JIN Q, WEI M Z, et al. Analysis of autonomous operation mode and future development of offshore autonomous surface ships[J]. *Ship and Ocean Engineering*, 2025, 54(1): 71-75,80.
- [4] 朱圣博,魏利胜,高港,等. 基于改进 YOLOv8s 的光学遥感小型船舶检测算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024,38(10):48-57.
- ZHU SH B, WEI L SH, GAO G, et al. Optical remote sensing small ship detection algorithm based on improved YOLOv8s [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(10): 48-57.
- [5] 郑枫凡,蒋仲廉,余诚强,等. 基于 AIS 数据的蜿蜒河段船舶动态领域特征[J]. *中国航海*, 2023,46(1):1-8,15.
- ZHENG F F, JIANG ZH L, YU CH Q, et al. Dynamic domain characteristics of ships in meandering river reaches based on AIS data[J]. *China Navigation*, 2023, 46(1):1-8,15.
- [6] 张杰,冯纪军,岳兴旺. 基于航海信息的航海任务智能识别方法[J]. *船海工程*, 2017,46(2):185-187.
- ZHANG J, FENG J J, YUE X W. Navigation task intelligent recognition method based on navigation information[J]. *Ship and Ocean Engineering*, 2017, 46(2): 185-187.
- [7] KIM C, HONG S, PARK J, et al. Generation of navigation database using AIS data for remote situational awareness of coastal vessels [J]. *Applied Ocean Research*, 2025, 154: 104401.
- [8] 李高才,张新宇,蒋晨星,等. 海港航道水域船舶异常行为检测[J]. *大连海事大学学报*, 2024,50(4):31-40,78.
- LI G C, ZHANG X Y, JIANG CH X, et al. Detection of abnormal behavior of ships in seaport waterways [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2024, 50(4): 31-40,78.
- [9] MA L, GUO ZH, SHI G Y. AIS data driven ship behavior modeling in fairways: A random forest based approach[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(18): 8484.
- [10] 周羽,黄亮,周春辉,等. 基于轨迹特征图像深度学习的船舶时空行为分类识别方法[J]. *中国舰船研究*, 2025, 20(2):366-376.
- ZHOU Y, HUANG L, ZHOU CH H, et al. A method for classifying and recognizing ship spatio-temporal behaviors based on deep learning of trajectory feature images[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2025, 20(2): 366-376.
- [11] ZAMAN B, MARIJAN D, KHOLODNA T. Online ornstein-uhlenbeck based anomaly detection and behavior classification using AIS data in maritime[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 312(1): 119057.
- [12] MA Q D, LIAN S R, ZHANG D Z, et al. A machine learning method for the recognition of ship behavior using AIS data [J]. *Ocean Engineering*, 2025, 315: 119791.
- [13] 马壮. 基于 AIS 数据的船舶轨迹预测算法的研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2024.
- MA ZH. Research on ship trajectory prediction algorithm based on AIS data [D]. Xi'an: Xidian University, 2024.
- [14] 翟永杰,刘璇,王新颖,等. 基于全局与局部注意力的车辆方位场景识别[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(14): 96-107.
- ZHAI Y J, LIU X, WANG X Y, et al. Vehicle orientation scene recognition based on Global and local attention [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 47(14): 96-107.
- [15] 张昇,刘春宝. 船舶电子海图目标信息快速检索方法[J]. *舰船科学技术*, 2022,44(24):137-140.
- ZHANG SH, LIU CH B. Rapid retrieval method of ship electronic chart target information [J]. *Ship Science and Technology*, 2022, 44(24): 137-140.
- [16] 董瑞恒,张英俊,张浩泽,等. 基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知研究[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(2): 170-177.
- DONG R H, ZHANG Y J, ZHANG H Z, et al. Research on ship berthing distance perception based on UAV vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(2): 170-177.
- [17] 王文杰. 基于单波束多波束测深系统的海洋航道测量方法[J]. *电子测量技术*, 2019,42(8):45-51.
- WANG W J. Based on the single beam of multi-beam sounding system of Marine hydrographic method[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(8): 45-51.
- [18] ZHANG H Z, ZHANG Y J, ZHOU ZH Y, et al. Research on autonomous berthing control of MASS based on real time kinematic[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 310: 118635.
- [19] 殷键,陈国权. 基于 LQR 的船舶自主靠泊策略研究[J]. *仪器仪表学报*, 2024,45(9):227-236.
- YIN J, CHEN G Q. Research on ship autonomous berthing strategy based on LQR[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(9): 227-236.
- [20] 吴建华,吴琛,刘文,等. 船舶 AIS 轨迹异常的自动检测与修复算法[J]. *中国航海*, 2017,40(1):8-12,101.
- WU J H, WU CH, LIU W, et al. Automatic detection and repair algorithm of AIS trajectory anomaly[J]. *Navigation of China*, 2017, 40(1): 8-12,101.
- [21] 杨祖培. 一种新型海缆区界目标位置检测算法研究[J]. *国外电子测量技术*, 2019,38(8):28-32.
- YANG Z P. A new type of submarine cable boundary target detection algorithm research [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2019, 38(8): 28-32.

作者简介

于海越, 硕士研究生, 主要研究方向为环境感知、场景识别。

E-mail: yuhaiyue2022@163.com

张英俊(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为海上智能运输工程。

E-mail: zhangyj@dlnu.edu.cn

彭楚尧, 硕士研究生, 主要研究方向为海上智能运输系统。

E-mail: 2805118105@qq.com

王晓辉, 博士研究生, 主要研究方向为自主航行决策。

E-mail: xiaohui_wang@dlnu.edu.