

基于滑动窗口算法的船舶避碰 转向点数据挖掘模型

陈蜀喆^{1,2}, 王子威¹, 龚彪¹

(1. 武汉理工大学 航运学院, 湖北 武汉 430063;

2. 武汉理工大学 内河航运技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430063)

摘要:随着无人船自主航行技术的发展,如何辨识船舶避碰行为成为其自主决策的关键。针对现有船舶轨迹辨识算法效率不高且存在误判等问题,提出一种基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型,对船舶转向点进行辨识。首先通过固定滑动窗口判断船舶自动识别系统数据中相邻时刻航向的变化特征;然后通过计算相邻时刻轨迹点的斜率变化进行验证,并标记窗口中航向变化的最早转向点;最后通过可变滑动窗口维护轨迹变化过程中航向变化及误差参数,判断该转向点是否为避碰转向点,并将模型与道格拉斯-普克算法进行试验对比。结果表明,该模型可以有效辨识船舶转向点是否为避碰行为,并能解决道格拉斯-普克算法因数据波动而对转向点判断失误的问题,可以提取船舶避碰过程中的最早转向点,辅助船舶进行避碰决策。该研究成果可被用于智能避碰决策系统的研发,以保障船舶航行安全。

关键词:船舶; 避碰; 转向点; 滑动窗口; 数据挖掘

中图分类号:U698 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2025.01.016

Data mining model of ship collision avoidance turning points based on sliding window algorithm

CHEN Shuzhe^{1,2}, WANG Ziwei¹, GONG Biao¹

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

2. Hubei Key Laboratory of Inland Shipping Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: With the development of autonomous navigation for unmanned ships, identifying ship collision avoidance behavior has become a key factor in their independent decision-making. To address the inefficiency and misjudgment issues of existing ship trajectory recognition algorithms, this paper proposes a data mining model based on the steering point of a sliding window for ship collision avoidance. When the model identifies a ship's steering point, it first evaluates the change characteristics of the heading at adjacent time points in the ship's Automatic Identification System (AIS) data using a fixed sliding window. Then, the slope change of the trajectory points at adjacent moments is calculated for verification, and the earliest turning point of the heading change within the window is marked. Finally, a variable sliding window is used to maintain the heading change and error parameters during the trajectory change process, determining whether the steering point is a collision-avoidance steering point. The model is experimentally compared with the Douglas-Peucker (DP) algorithm. The results show that the model can effectively identify whether a ship's steering is collision avoidance behavior, resolve the issue of the DP algorithm misjudging steering points due to data fluctuations, and extract the earliest steering point during the ship collision avoidance process to assist in collision avoidance decision-making. This model can be applied to the research and development of intelligent collision avoidance decision-making systems, ensuring the safety of ship

收稿日期:2023-12-19

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52071249)

作者简介:陈蜀喆(1979—),男,博士,副教授,研究方向为交通信息过程及控制、交通安全与环境。E-mail:cszcsz79@whut.edu.cn

引用格式:陈蜀喆,王子威,龚彪.基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型[J].中国航海,2025,48(1):124-131.

CHEN S Z, WANG Z W, GONG B. Data mining model of ship collision avoidance turning points based on sliding window algorithm[J].
Navigation of China, 2025, 48(1): 124-131. (in Chinese)

navigation.

Key words: ship; collision avoidance; turning point; sliding window; data mining

近年来,无人船避碰策略及其有效性验证成为无人船自主航行的核心问题,如何为无人船自主航行的有效性建立测试平台成为当务之急^[1]。而船舶转向点的辨识对于船舶行为分析和无人船测试平台中的避碰决策等应用非常重要。因此,快速准确提取船舶避碰转向点及确定避碰时机,有助于加深对船舶行为的理解,进而提高无人船测试平台决策环节的可靠性,为航运业的数字化转型和无人化发展提供有力的支持^[2]。

在船舶轨迹行为辨识方面,国内外学者开展了大量的研究。马文耀等^[3]采用船舶轨迹中的3个点构建一种自动辨识单船操纵模式的方法,该方法可以辨识出重点关注行为,检测船舶异常行为。江海海洋等^[4]基于FP-TSDP算法改进船舶轨迹压缩质量,进而关注船舶行驶过程中减速、转向、进出特殊区域等重要的动态行为点。RONG等^[5]提出一种应用于海上船舶航线特征与异常检测的数据挖掘方法,采用轨迹压缩方式检测航向的变化,并通过具有噪声的基于密度的聚类(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)方法对不同特征的航线进行聚类。CHEN等^[6]借助长短期记忆递归神经网络模型(LSTM)和双向长短期记忆递归神经网络模型(Bi-LSTM),提出一种船舶轨迹辨识的预测框架,该框架通过前馈和反向方式提取船舶轨迹内在特征,并在单船和多船场景下评估船舶轨迹辨识性能,获得较为满意的船舶轨迹预测效果。GAO等^[7]通过一个双向长期记忆递归神经网络(BI-LSTM-RNN),建立适用于自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)时间序列特征和在线参数调整的实时船舶行为预测模型,采用双向结构增强了历史数据与未来数据的相关性,从而提高了预测精度。夏容等^[8]设计了基于数据挖掘的船舶海上航行高精度跟踪方法,对船舶时空数据进行处理并提取船舶轨迹热点区域,实现船舶轨迹跟踪。HUANG等^[9]针对船舶异常行为检测方法精度不高和异常检测计算复杂的问题,提出一种将K最近邻(KNN)算法和局部异常因子(LOF)算法相结合的船舶异常行为检测方法,该方法首先利用KNN算法筛选船舶异常数据候选集,然后利用LOF算法计算局部偏差指数,最后设置阈值判断船舶异常行为,从而实现快速、有效的船舶异常行为检测。在轨迹简化、交通行为提取、转向点辨识等方面应用最广泛的是通过压缩轨迹的方式来提取轨迹特征^[10],大部分轨迹压缩算法是通过保留船舶轨迹中的关键点来判

断船舶行为发生的变化。道格拉斯-普克(Douglas-Peucker, DP)算法^[11-13]作为轨迹压缩领域中的经典算法,已被应用于解决多种实际问题,但由于目前还没有一种确定其阈值的统一标准,因此,在轨迹特征的关键点信息提取时常常出现各种纰漏,如对关键点的误判、漏判等。以上研究大多以AIS数据为驱动设计相应的模型和算法,利用船舶时空特征来辨识船舶在某一阶段采取的行动,但大多存在船舶行为辨识的准确性与数据质量不高导致的算法失效等问题。此外,采用机器学习的方式通过训练可以取得较好的效果,具有辨识误差小、准确率高的优点,但由于训练的烦琐性,船舶行为的实时辨识存在一定的迟滞性。

针对船舶行为辨识中遇到的问题,本文提出一种基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型。该模型是一种在线的船舶转向点辨识模型。为贴合实际船舶AIS信息,提高船舶行为辨识的准确性及合理性,本文考虑了船舶行为发生改变的目的性,即有意转向行为或主动避让行为;设计了在船舶轨迹辨识中规避数据波动干扰的算法,提升辨识准确性;引入了船舶AIS数据中航迹和航向的双特征参数,进一步保证船舶行为辨识的真实性。

1 问题描述

在开阔水域船舶大部分时间处于保速保向航行状态,一般来说,通过船舶相邻时间点的航向差或轨迹偏移即可判断船舶是否发生转向。但在风浪流等外部因素影响下船舶位置或航向可能会出现小范围波动,或者船舶AIS数据在传输过程中出现错误,将不能单从航向或轨迹变化来判断船舶是否在发生转向行为。同时,仅通过航向差和轨迹偏移也不能判断船舶是在避碰他船,还是由于自身航线的原因发生转向。这些波动和船舶避让时产生的航迹有一个明显的区别,如图1所示。

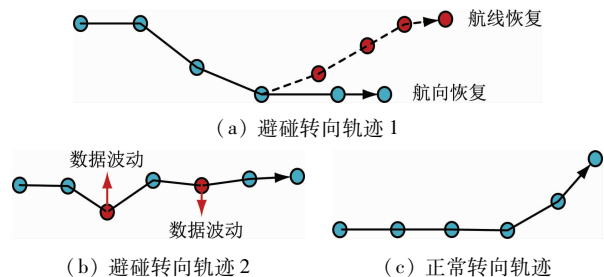


图1 船舶航向及航迹发生变化时的船舶轨迹示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the ship's trajectory when the ship's course and trajectory change

船舶避让一般会遵循“早、大、宽、清”原则,避让产生的轨迹会有一个明显的变化,驶过让清后恢复原航向。因此判断船舶是否因为避让他船而转向通常应从一段时间内的船舶航向入手,但也存在例外。图1b中的轨迹2就存在因外部因素的影响出现轨迹局部波动或数据传输误差导致失真的问题,难以通过数据预处理解决。因此对于这种轨迹数据不能简单地仅从航向判断船舶的转向点。

为了解决图1中船舶轨迹辨识存在的问题,本文提出一种基于滑动窗口的船舶避碰转向点数据挖掘模型,引入航向和航迹变化特征参数共同保证辨识准确性。

2 基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型

滑动窗口算法常被用作处理线性结构的数据集合,通过窗口滑动的方式逐步探索数据中的特征关系,常被用于船舶轨迹挖掘上。和其他算法相比其更偏向于局部轨迹的挖掘,且效率更高^[14]。因此,本文提出基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型。首先对船舶轨迹数据进行预处理,然后将每条轨迹数据采用固定滑动窗口加可变滑动窗口的方式进行约束,每次挖掘的是窗口中这一段数据相邻时刻点航向变化及轨迹点斜率变化的关联关系,最后以窗口滑动的方式遍历船舶轨迹。通过固定长度滑动窗口标记转向点,采用可变长度滑动窗口确定该转向点是否为避碰转向点,通过两种窗口相结合的方式获取特征点并提取相关数据。

2.1 数据预处理

船舶避碰轨迹数据广泛来源于AIS,但由于AIS的广播周期为3~20 s,再加上在航船舶航行状态的变动,因此数据的更新和船舶的实际状态并不总是一致。为了更加精准地辨识船舶避碰转向点,首先对历史AIS数据进行初步清洗^[15],剔除其中错误的的数据并进行去噪。然后对清洗过的数据进行插值,完成同一时间步长的统一。相比于线性插值,样条插值具有更高的精度,并适用于各种航行状态。因此本文选用间隔20 s三次样条插值^[16]的方法对数据进行处理。

2.2 固定滑动窗口规则设定

船舶轨迹预处理后进行转向点辨识,首先通过固定长度窗口辨识船舶的转向点。由于单个船舶轨迹为单时间序列数据,因此滑动窗口为单窗口。每次移动时相当于产生一组新数据,通过对窗口内的数据定义规则,解决由于外界干扰带来的航向波动

影响及数据传输过程中数据的失真问题,从而实现船舶真实转向点的辨识。固定滑动窗口在滑动过程中对船舶避碰转向点挖掘的关键在于定义以下三个方面:1)窗口长度;2)滑动步长;3)窗口规则。然后按照定义,将定义窗口从左往右开始滑动并提取相关数据。滑动窗口原理如图2所示。

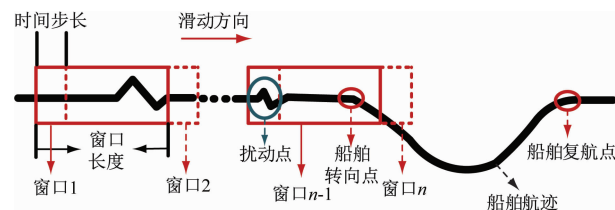


图2 滑动窗口原理示意

Fig. 2 Schematic diagram of the sliding window principle

首先定义窗口长度和滑动步长。轨迹数据以20 s为时间间隔均匀分布,为了保证初始窗口的稳定性和滑动过程中对数据判断的准确性,将10个时刻点作为窗口长度 L_C ,每次向前滑动一个时刻点,滑动步长为1。窗口滑动过程如图3所示。

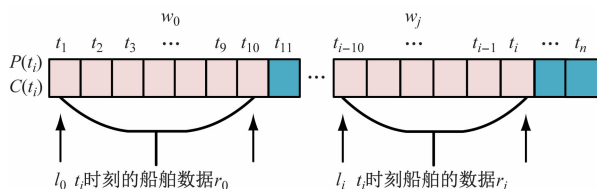


图3 窗口滑动过程

Fig. 3 Window sliding process

图3中, w_j 表示第 j 个窗口; $C(t_i)$ 表示 t_i 时刻船舶航向; $P(t_i)$ 表示 t_i 时刻船舶位置坐标 $P(f_{lon}(t_i), f_{lat}(t_i))$; l_j, r_j 表示 w_j 的左端点时刻和右端点时刻。

然后定义窗口规则。采用固定长度的滑动窗口是为了辨识船舶的转向点,考虑到船舶航行过程中受到外界条件的干扰导致航向或船位发生波动,且AIS数据传输过程中易造成数据错误,因此本文结合相邻时刻轨迹点斜率变化和航向变化的双参数,重新定义窗口内判断船舶转向的规则。

辨识船舶避碰转向点固定长度窗口的滑动窗口模型分为窗口初始阶段、窗口滑动阶段、转向点辨识阶段,窗口滑动辨识船舶转向点算法如图4所示。

窗口初始化设定如图4a所示。在该阶段以单个窗口为研究对象,将数据以时间顺序逐个存入窗口,直到数据点个数等于初始窗口长度时,初始窗口数据接收完毕,此时遍历初始窗口数据。首先计算相邻时刻的两个船舶轨迹点连线的斜率($k(t_i)$),选取出现最多次数的 $k(t_i)$ 和航向作为船舶直行的

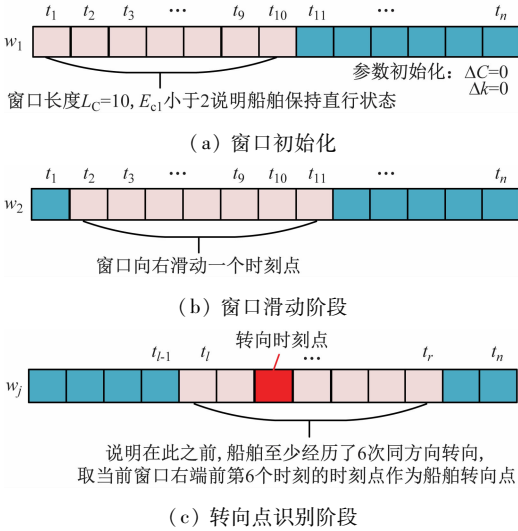


图4 窗口滑动辨识船舶转向点算法示意

Fig. 4 Schematic diagram of the window sliding algorithm to identify the ship's steering point

航迹斜率(k_{slg})和航向(C_{slg}),同时计算窗口内的平均航向(C_{avg}),将航向 C_{slg} 和平均航向 C_{avg} 的差(E_c)作为该窗口直线航向与该船原始航向的误差。AIS的经纬度、航向数据来源于GPS,GPS相对定位的观测值可能存在误差^[17]。但通过轨迹预处理后,保向航行船舶的航向误差变化一般较小。因此若该误差 E_c 小于2,则说明船舶以保向的运动状态航行。同时设置参数 ΔC 、 Δk ,对 ΔC 赋值用于排除扰动点的干扰从而识别真正的转向点,对 Δk 赋值用于验证 ΔC 是否为船舶真实航向的转变,以排除数据传输错误带来的航向数据失真。 $k(t_i)$ 的计算公式为

$$k(t_i) = \frac{f_{\text{lat}}(t_i) - f_{\text{lat}}(t_{i-1})}{f_{\text{lon}}(t_i) - f_{\text{lon}}(t_{i-1})} \quad (1)$$

式中: $f_{\text{lat}}(t_i)$ 、 $f_{\text{lon}}(t_i)$ 为船舶在 i 时刻的经纬度坐标。初始窗口的航向误差 E_{c1} 计算公式为

$$E_{c1} = |C_{\text{avg}} - C_{\text{slg}}| \quad (2)$$

初始化完毕后,随着新数据的接收,窗口向右开始滑动。算法进入固定长度窗口滑动阶段,如图4b所示。

滑动过程中计算新窗口的 C_{avg} 。同时 ΔC 的赋值标准为:若下一窗口右端航向大于上一窗口右端航向,则 ΔC 加1;若下一窗口右端航向小于上一窗口右端航向,则 ΔC 减1;若下一窗口右端航向等于上一窗口右端航向且 E_c 小于2,说明船舶在当前窗口以保向的方式航行,若 ΔC 有数值则说明在该窗口之前存在航向扰动,此时应将 ΔC 置0。

Δk 的赋值标准为:若下一窗口右端的阶段斜率大于上一窗口右端的阶段斜率,则 Δk 减1;若下一窗口右端的阶段斜率小于上一窗口右端的阶段斜

率,则 Δk 加1;若下一窗口右端的阶段斜率等于上一窗口右端的阶段斜率且 ΔC 为0,说明船舶在当前窗口以保向的方式航行,若 Δk 有数值则说明该窗口之前存在船舶位置的扰动,此时应将 Δk 置0。

窗口滑动至 t_i 时刻的 $C_{\text{avg},i}$ 计算公式为

$$C_{\text{avg},i} = C_{\text{avg},i-1} + \frac{C(t_i) - C(t_{i-10})}{L_c} \quad (3)$$

窗口滑动至 t_i 时刻的 E_{ci} 计算公式为

$$E_{ci} = |C_{\text{avg},i} - C_{\text{slg}}| \quad (4)$$

ΔC 赋值约束规则为

$$\Delta C = \begin{cases} \Delta C + 1, & C(t_i) > C(t_{i-1}) \\ \Delta C - 1, & C(t_i) < C(t_{i-1}) \\ 0, & C(t_i) = C_{\text{slg}} \end{cases} \quad (5)$$

Δk 的赋值约束规则为

$$\Delta k = \begin{cases} \Delta k + 1, & k(t_i) > k(t_{i-1}) \\ \Delta k - 1, & k(t_i) < k(t_{i-1}) \\ 0, & k(t_i) = k_{\text{slg}} \end{cases} \quad (6)$$

在转向点辨识阶段(如图4c所示),通过对轨迹的预处理,在开阔水域中的船舶除必要的转向行为,其航向发生变化通常为外界干扰导致的较小范围内的单次或极少次数的波动。又考虑到在AIS中,往往是航迹变化先于航向变化,但这种延迟通常较小。因此在窗口滑动过程中,若 ΔC 值大于等于6或小于等于-6,并且 Δk 值大于等于4或小于等于-4,同时 ΔC 与 Δk 的积大于0,则说明此时船舶至少连续同方向转向6次,并且航迹斜率也至少连续同方向变化4次,同时斜率和航向还保持同方向变化。对于修复过的船舶轨迹,通过以上辨识过程可有效规避绝大部分轨迹中的波动点,此时可以判断船舶处于转向状态。取当前窗口右端前第6个时刻的时刻点作为船舶转向点,确定转向点时的参数约束为

$$\begin{cases} \Delta C = 6 \text{ or } -6; \\ \Delta k = 4 \text{ or } -4; \\ \Delta k \times \Delta C > 0; \\ E_{ci} > 2 \end{cases} \quad (7)$$

在判断船舶转向点之后,仍需判断船舶本次转向行动是否为避让行动。通过可变滑动窗口设定规则,判断船舶在后续一段时间内是否存在复航行为。

2.3 可变长度窗口规则设定

一般来说,海上航行船舶避碰后恢复原航向的误差不会超过 5° 。采用可变滑动窗口的形式,将该转向点作为可变窗口左端端点,在右端端点向右滑动过程中维护两个参数(C_{min} 、 C_{max})作为转向过程中

的最大航向与最小航向,并引入 $e = 5^\circ$ 作为航向稳定后的误差参数,当窗口右端航向趋于稳定时航向 C_i 接近 C_{stg} 且稳定时航向处于 C_{min} 、 C_{max} 之间,说明船舶恢复航向,本次转向行动为避让行动。可变长度窗口滑动确定船舶复航如图 5 所示。

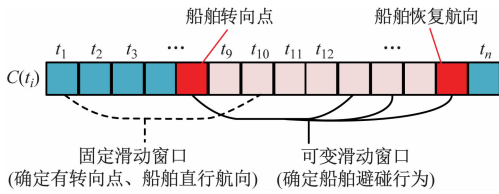


图 5 可变长度窗口滑动确定船舶复航

Fig. 5 Variable length window slides to determine the resumption of navigation of the vessel

航向稳定时避碰转向行为辨识规则为

$$\begin{cases} |C_i - C_{stg}| \leq e \\ C_{min} \leq C_i < C_{max} \end{cases} \quad (8)$$

模型以固定滑动窗口挖掘轨迹中相邻时刻点航向及轨迹点斜率两个特征参数变化的关联关系辨识船舶转向点,同时以可变长度窗口识别轨迹特征的变化是否为避碰转向行为。基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型框架如图 6 所示。

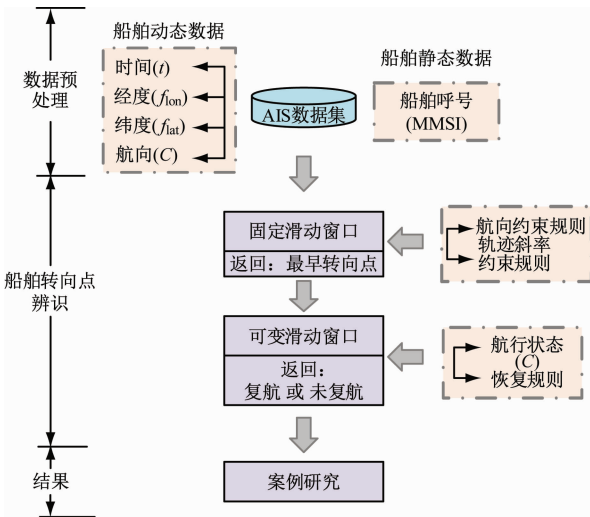


图 6 基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型框架

Fig. 6 Frame diagram of the data mining model based on the sliding window ship collision avoidance steering point

3 案例研究

选取东海某水域作为研究对象,该水域海上典型的交通特征为岛屿众多、航路复杂和交通路线密集,保障该海域内船舶的通航安全是相关海事监管机构的工作重点。本文收集了东海某区域 2021 年 6 月的船舶 AIS 信息作为试验数据,对本文模型进行有效性验证。

为验证本文方法对船舶避碰转向点辨识的应用效果,选取一艘发生过避碰转向的船舶部分历史航迹作为测试对象,采用 DP 压缩算法进行试验对比,以此衡量本文方法的应用效果。

3.1 实例验证

首先将该船舶部分轨迹按照顺时排序,为了方便计算,以初始时刻作为 0 时刻,将初始时刻轨迹点经、纬度坐标设为原点,并将其余轨迹点转化为相对海里,对数据进行预处理。船舶时空轨迹及航向变化如图 7 所示。

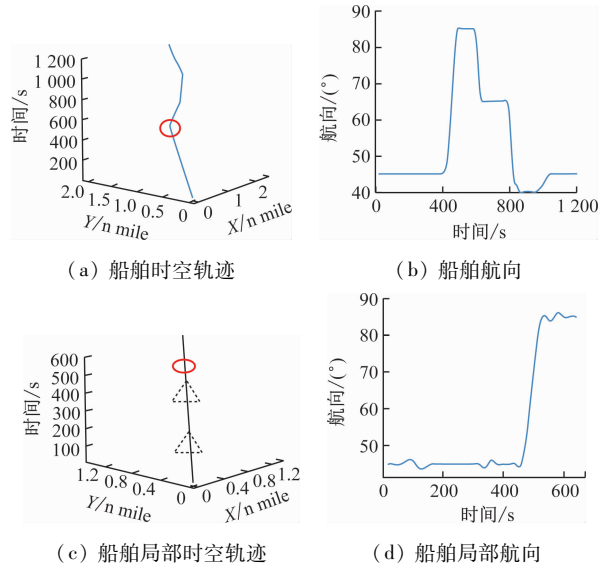


图 7 船舶轨迹时空图及航向图

Fig. 7 Space-time map and heading map of ship trajectory

图 7 为该船在避碰行为发生前后 20 分钟内的轨迹图。其中图 7a 为船舶时空轨迹图,图 7b 为 20 分钟内的船舶航向图,图 7c 为船舶局部时空轨迹图,图 7d 为船舶局部航向图。该船舶部分数据见表 1。

表 1 船舶避碰转向部分数据

Tab. 1 Data on the part of the ship's collision avoidance steering

时间/s	航向/(°)	X/n mile	Y/n mile
20	45	0.039 284	0.039 284
40	45	0.078 567	0.078 567
60	45	0.117 851	0.117 851
80	46	0.157 135	0.157 135
...
1 140	45	2.451 541	1.842 084
1 160	45	2.490 825	1.881 364
1 180	45	2.530 108	1.920 647
1 200	45	2.569 392	1.959 931

从图7可以直观看出,该船舶在 $[0, 1200]$ 时间段内的航行轨迹发生过明显的偏转,其航向也发生了明显的变化,但最终又恢复为接近初始状态。圆圈部分为本船实际最早转向点。在转向点之前,三角形虚线标出部分为船舶轨迹及航向存在扰动的部分。因此该轨迹可以用来验证转向点辨识模型的有效性。

采用DP压缩算法对船舶的轨迹进行转向点辨识,本文选择距离阈值为0.09和0.001,经过多次测试发现,以上两阈值能够展示DP压缩算法在不同情境下的性能表现。较大的阈值(0.09)更适用于捕捉轨迹中弯曲较大的部分,而较小的阈值(0.001)则更注重对细微转向的识别。因此通过这两个阈值的设置,能够全面评估算法对船舶轨迹转向点的辨识。这种对比试验有助于更全面地理解DP压缩算法在不同距离阈值下的优势和局限性。

DP算法对船舶转向点辨识结果图如图8所示。椭圆部分为DP算法识别出来的船舶最早转向点。可以看出,DP算法基本上能辨识船舶转向轨迹的趋势和航向变化,并且随着距离阈值的减小,算法保留的关键信息增多。为了获取船舶最早的转向时机,将时间顺序下最早的保留点作为船舶最早行动转向点。

图8a、图8b是距离阈值为0.09时保留的船舶航迹关键点及对应位置的航向,其所标识的最早行动转向点对应的时刻点为420 s,此时航向为 55° 。

图8c、图8d是距离阈值为0.001时保留的船舶航迹关键点及对应位置的航向,其所标识的最早行动转向点对应的时刻点为80 s,此时航向为 46° 。

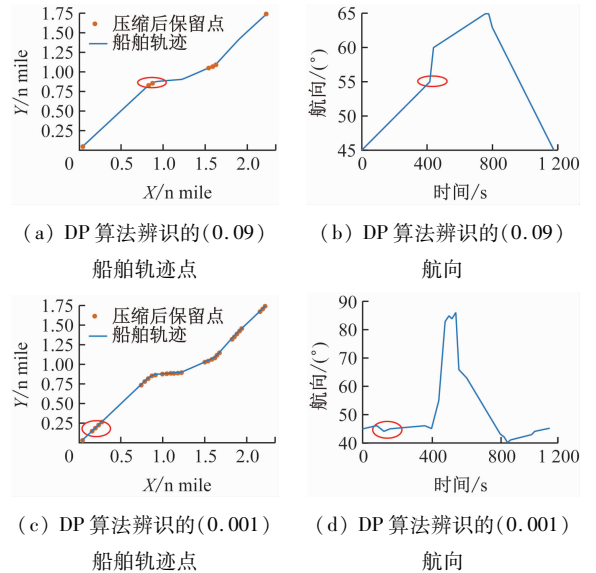


图8 DP算法对船舶转向点辨识结果

Fig. 8 DP algorithm identifies the steering point of the ship as a result map

在通过DP算法对船舶航迹压缩辨识后,采用基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型处理同一数据,以验证本文方法的有效性,辨识过程如图9所示。

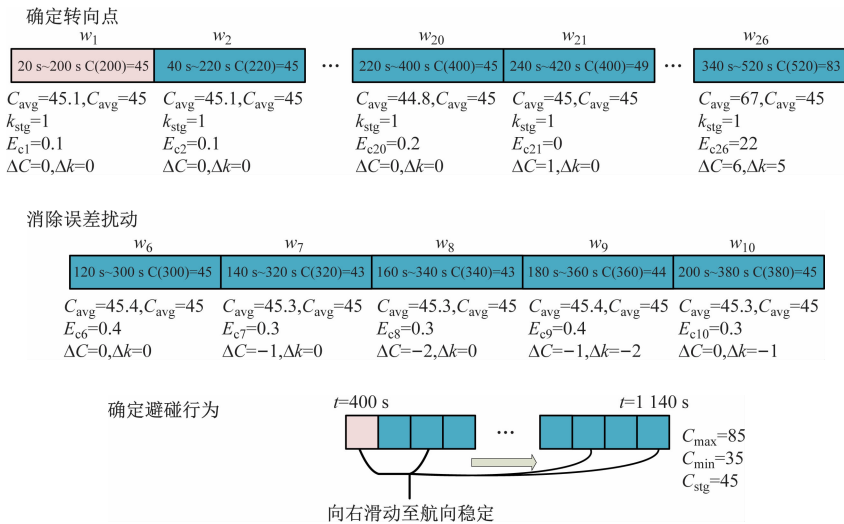


图9 基于滑动窗口算法的船舶避碰时刻点辨识过程

Fig. 9 Schematic diagram of the point identification process of ship collision avoidance time based on sliding window algorithm

其中, w_j 表示第 j 个窗口, 每滑动一次计算参数 C_{avg} 、 E_{ej} 、 ΔC 、 Δk 。由第一个窗口确定了船舶原航向为 45° , 到第26个窗口时, $\Delta C = 6$ 、 $\Delta k = 5$ 且 $E_{e26} = 22$ 满足转向点的识别条件, 因此取该窗口内最后一个

原航向时刻点 $t = 400$ s 作为船舶转向点。

w_6 到 w_{10} 为 120 s 到 380 s 之间的数据, 由图9可知这段时间航向存在扰动, 通过窗口的滑动, ΔC 、 Δk 先减小后增大最终变为 0, 并未将其中的干扰识

别为转向点,船舶在这段时间内处于保速保向的航行状态。

在确定转向点后,还应继续确定此次转向行为是否具有复航行为,保持窗口左端固定,将窗口向右继续滑动,当 $t = 1\ 140\ \text{s}$ 时船舶航向趋于稳定,此时 $C_{\max} = 85$ 、 $C_{\min} = 35$ 、 $C_{\text{stg}} = 45$,满足船舶复航条件。

表2 仿真对比结果

Tab. 2 Simulation comparison result

	最早转向点航向/(°)	最早转向点时刻/s	是避碰转向行为	避碰后复航航向/(°)
实际轨迹	45	400	是	45
DP 算法(阈值为 0.09)	55	420	是	45
DP 算法(阈值为 0.001)	46	80	是	45
滑动窗口算法	45	400	是	45

从表2可看出,本文所提出的滑动窗口模型与DP算法都能判断出船舶转向行为是避碰转向行为。DP算法能辨识船舶转向的轨迹趋势和航向变化,并且随着距离阈值的减小,算法保留的关键信息增多。当距离阈值为0.09时,船舶轨迹的某些重要信息被忽略导致对最早转向点判断失误;当距离阈值为0.001时,船舶轨迹中出现的数据波动并没有被辨别出来,从而导致最早转向点判断失误。而本文所提滑动窗口模型采用窗口内定义的规则,通过相邻时刻点航向及轨迹点斜率的变化规避了在船舶避碰转向点辨识过程中受到数据波动及小误差所带来的干扰,准确辨识了船舶最早行动转向点,挖掘出真实有效的数据。

通过以上仿真及对比,从本模型对实际船舶轨迹转向点的辨识效果来看,利用本文所建立的模型可辨识船舶转向行为是真正的避碰转向行为,并能规避船舶轨迹数据中出现的扰动问题,能有效识别实际船舶轨迹最早行动转向点。因此本文方法能用于大数据的船舶避碰转向点挖掘,为智能船舶后续自主决策提供前期数据支撑。

利用Python编程从收集到的AIS信息中挖掘出834对会遇时船舶轨迹存在避碰转向的样本数据库,部分船舶轨迹点数据如图10所示。图10a为可视化的部分原始数据轨迹点,图10b为部分避碰转向数据轨迹点。利用基于滑动窗口算法的船舶避碰转向点数据挖掘模型挖掘出轨迹避碰转向过程中出现的最早转向点,此算法辨识的准确率为0.941,漏判率为0.059。

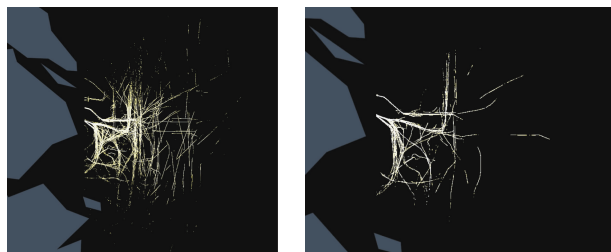
以采取行动的船舶为中心,会遇船舶避碰最早转向点距离及方位如图11所示。当出现避碰最早转向点时,以其中一船位置为中心,每一圈为1 n mile来描述东海部分船舶最早的避碰行动时两船

因此400 s为船舶避碰时刻点。

窗口在滑动过程中经历过数据的局部波动,并规避其所带来的干扰,辨识出真正最早转向点。

3.2 对比分析

分别采用DP压缩算法及本文方法对同一轨迹进行辨识,辨识结果见表2。



(a) 部分原始数据轨迹点 (b) 部分避碰转向数据轨迹点

图10 东海船舶轨迹数据点图

Fig. 10 Point plot of ship trajectory data in the East China Sea

距离及方位。由图11可以看出当两船会遇避碰时,在大多数情况下会产生不同的转向决策。

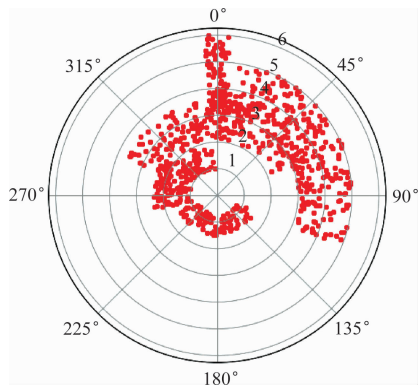


图11 会遇船舶避碰最早转向点距离、方位雷达图

Fig. 11 Radar map of the earliest steering point distance and heading difference that will encounter the ship

4 结束语

针对船舶轨迹数据波动产生的船舶避碰转向点难以识别的问题,本文提出一种基于AIS数据的船舶航向和航迹双向验证模型。通过试验对比知,利用本文模型对船舶AIS轨迹进行分析,能有效辨识船舶行为是被动的避碰转向行为,还是基于航线要求的有意转向行为。将该算法与DP算法相比,其

能有效规避船舶轨迹中出现数据波动的干扰,从而提升对转向点辨识的准确性。最后对东海某水域大量的船舶避碰转向点进行挖掘,获取避碰转向数据,可将其作为在两船不同会遇局面下、各个方位来船时避碰决策度量的前期数据支撑,该模型可作为研发智能驾辅系统的前期支持,并可用作无人船避碰决策测试平台的核心算法。

参 考 文 献

- [1] 金建海,周则兴,张波,等. 无人艇航行仿真关键技术研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(12): 2846-2853. JIN J H, ZHOU Z X, ZHANG B, et al. USV navigation simulation key technologies [J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(12): 2846-2853. (in Chinese)
- [2] 丁志国,张新宇,王程博,等. 基于驾驶实践的无人船智能避碰决策方法[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(1): 96-104. DING Z G, ZHANG X Y, WANG C B, et al. Intelligent collision avoidance decision-making method for unmanned ships based on driving practice[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(1): 96-104. (in Chinese)
- [3] 马文耀,吴兆麟,李伟峰,等. AIS数据中单船操纵模式辨识[J]. 中国航海, 2017, 40(4): 51-55. MA W Y, WU Z L, LI W F, et al. Recognition of individual ship maneuvering pattern from AIS data[J]. Navigation of China, 2017, 40(4): 51-55. (in Chinese)
- [4] 江海洋,高超,马勇. 基于FP-TSDP算法的船舶轨迹压缩[J]. 无人系统技术, 2022, 5(1): 36-42. JIANG H Y, GAO C, MA Y. Ship trajectory compression based on FP-TSDP algorithm [J]. Unmanned Systems Technology, 2022, 5(1): 36-42. (in Chinese)
- [5] RONG H, TEIXEIRA A P, GUEDES SOARES C. Data mining approach to shipping route characterization and anomaly detection based on AIS data [J]. Ocean Engineering, 2020, 198: 106936.
- [6] CHEN X Q, WEI C X, ZHOU G L, 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.
- [7] GAO M, SHI G Y, LI S. Online prediction of ship behavior with automatic identification system sensor data using bidirectional Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4211.
- [8] 夏容,李房云. 基于数据挖掘的船舶海上航行轨迹高精度跟踪研究[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(1): 186-189.
- XIA R, LI F Y. Research on high precision tracking of ship's navigation trajectory at sea based on data mining [J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(1): 186-189. (in Chinese)
- [9] HUANG Y F, ZHANG Q R. Identification of anomaly behavior of ships based on KNN and LOF combination algorithm[J]. AIP Conference Proceedings, 2019, 2073(1): 020090.
- [10] RONG H, TEIXEIRA A P, GUEDES SOARES C. Ship collision avoidance behaviour recognition and analysis based on AIS data [J]. Ocean Engineering, 2022, 245: 110479.
- [11] ZHAO L B, SHI G Y. A trajectory clustering method based on Douglas-Peucker compression and density for marine traffic pattern recognition [J]. Ocean Engineering, 2019, 172: 456-467.
- [12] 牟军敏,陈鹏飞,贺益雄,等. 船舶AIS轨迹快速自适应谱聚类算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(3): 428-432. MOU J M, CHEN P F, HE Y X, et al. Fast self-tuning spectral clustering algorithm for AIS ship trajectory[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2018, 39(3): 428-432. (in Chinese)
- [13] 刘畅,张仕泽,李倍莹,等. 考虑对地航速和航向的船舶典型轨迹提取方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(6): 114-123. LIU C, ZHANG S Z, LI B Y, et al. Typical ship trajectory extraction method considering ground speed and heading [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(6): 114-123. (in Chinese)
- [14] ZHU F X, MA Z H. Ship trajectory online compression algorithm considering handling patterns [J]. IEEE Access, 2021(9): 70182-70191.
- [15] 刘钊,齐磊,梁茂晗,等. 数据驱动的船舶异常行为识别方法[J]. 中国航海, 2022, 45(4): 1-7. LIU Z, QI L, LIANG M H, et al. Data-driven identification of abnormal behavior of ships [J]. Navigation of China, 2022, 45(4): 1-7. (in Chinese)
- [16] 张黎翔,朱怡安,陆伟,等. 基于AIS数据的船舶轨迹修复方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(1): 119-125. ZHANG L X, ZHU Y A, LU W, et al. A detection and restoration approach for vessel trajectory anomalies based on AIS [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(1): 119-125. (in Chinese)
- [17] SUN S, CHEN Y, PIAO Z J, et al. Vessel AIS trajectory online compression based on scan-pick-move algorithm added sliding window[J]. IEEE Access, 2020(8): 109350-109359.