

## 基于运动特征的多目标航迹生成方法

张浩然, 王桂玲

### 引用本文

张浩然, 王桂玲. 基于运动特征的多目标航迹生成方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(8): 154-161.

ZHANG Haoran, WANG Guiling. Multi-target Trajectory Generation Method Based on Motion Features [J]. Computer Science, 2025, 52(8): 154-161.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

#### Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

##### [基于局部中心解聚类的多模态多目标优化算法](#)

Multimodal Multiobjective Optimization Algorithm Based on Local Center Clustering  
计算机科学, 2025, 52(8): 288-299. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700094>

##### [一种面向多目标跟踪的电路模块可靠性计算方法](#)

Circuit Module Reliability Calculation Method for Multi-target Tracking  
计算机科学, 2025, 52(6A): 240800094-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800094>

##### [一种基于改进NSGA-III的联邦学习进化多目标优化算法](#)

Federated Learning Evolutionary Multi-objective Optimization Algorithm Based on Improved NSGA-III  
计算机科学, 2025, 52(3): 152-160. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240600014>

##### [面向工业动态取送货问题的分解多目标进化算法](#)

Decomposition-based Multi-objective Evolutionary Algorithm for Industrial Dynamic Pickup and Delivery Problems  
计算机科学, 2025, 52(1): 331-344. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231200132>

##### [基于多目标优化的工作量感知即时软件缺陷预测特征构建方法](#)

Feature Construction for Effort-aware Just-In-Time Software Defect Prediction Based on Multi-objective Optimization  
计算机科学, 2025, 52(1): 232-241. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100198>

# 基于运动特征的多目标航迹生成方法

张浩然 王桂玲

北方工业大学大规模流数据集成与分析技术北京市重点实验室 北京 100144

北方工业大学信息学院 北京 100144

(zhr000405@163.com)

**摘要** 在空间跟踪船海上多目标跟踪场景中,目标船的航迹关联一直是严峻的挑战。由于海洋表面是一个高度动态的环境,海杂波的存在有很强的不规则性和随机性,使得探测到的目标点中夹杂着大量的不真实点。对此,提出了一种基于运动特征的多目标航迹生成方法,该方法包括预处理和航迹段关联两个关键环节。在预处理阶段,通过目标船数据的经纬度、速度和航向角的阈值剔除轨迹异常点,并采用基于B-spline的采样-分段-插值方法,增强目标轨迹的完整性、连续性和平滑性;在航迹段关联阶段,设计了一种结合运动特征和时间约束的多目标航迹关联策略。实际海域实验结果表明,该方法能够有效提高航迹生成的准确性和鲁棒性。

**关键词**: 雷达航迹关联;航迹插值;航迹生成;运动特征;多目标

**中图分类号** TP311

## Multi-target Trajectory Generation Method Based on Motion Features

ZHANG Haoran and WANG Guiling

Beijing Key Laboratory on Integration and Analysis of Large-scale Stream Data, North China University of Technology, Beijing 100144, China

School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China

**Abstract** In the maritime multi-target tracking context of space tracking vessels, the trajectory correlation of target ships has remained a formidable challenge. Owing to the highly dynamic nature of the oceanic environment and the irregularity as well as randomness of sea clutter, the detected target points frequently encompass a multitude of false detections. This paper presents a motion-feature-based multi-target trajectory generation approach, which comprises two crucial stages: preprocessing and trajectory segment association. In the preprocessing stage, trajectory outliers are eliminated by imposing threshold constraints on latitude, longitude, speed, and heading angle, followed by a B-spline-based sampling-segmentation-interpolation method to enhance the completeness, continuity, and smoothness of the target trajectories. In the trajectory segment association stage, a multi-target trajectory association strategy is formulated, integrating motion features and temporal constraints. Experimental outcomes in real maritime scenarios illustrate that the proposed method substantially enhances the accuracy and robustness of trajectory generation.

**Keywords** Radar track correlation, Track interpolation, Track generation, Motion characterization, Multi-target

## 1 引言

船舶雷达是一种安装在船上的导航和防撞设备,用于测量海岸、岛屿、船舶等目标的距离和方向。现代雷达系统通常有多个信道,每个信道有唯一编号,用于识别和跟踪不同的目标。当雷达接收到信号时,会将其分配给特定信道并赋予编号,例如大型货船和小型快艇会分别分配不同编号。船员可以据此快速识别各个目标。在海上多目标跟踪中,目标船的航迹关联是一个挑战。船用雷达通过发射和接收无线电波来测量目标的方位、距离和运动状态。然而,海洋环境的动态特性,尤其是波浪变化,会导致雷达信号的不

规则性和随机性,产生大量不真实点。此外,多船编队时,回波信号可能分散在多个相邻测量单元,增加了单一目标航迹关联的难度<sup>[1]</sup>。

雷达多目标航迹关联技术可以分为多源目标关联和单源目标关联。多源目标航迹关联指利用多个传感器获取的目标信息对多个目标的轨迹进行关联,从而形成一致的目标跟踪信息。而单源目标关联则是多源目标关联的前提,在进行多源目标航迹关联之前,必须先对每个传感器收集到的目标信息进行单独处理。多源目标关联问题可以分为量测-航迹关联(Measurement To Track Association, MTTA)和航迹-航迹关联(Track To Track Association, TTTA)两种<sup>[2]</sup>。

在量测-航迹关联中,各种数据关联方法均可归结为状态估计和关联判断两个步骤。状态估计预测目标的未来状态(如位置、航速等),关联判断则匹配目标的量测值与状态估计值。经典卡尔曼滤波<sup>[3-5]</sup>常用于线性系统的状态估计,但现实中的目标跟踪涉及非线性和非高斯噪声,因此需要改进。扩展卡尔曼滤波<sup>[6-9]</sup>(EKF)通过局部线性化处理非线性问题,无迹卡尔曼滤波<sup>[10-12]</sup>(UKF)使用无迹变换点精确处理非线性问题,避免了EKF的误差。粒子滤波<sup>[13-14]</sup>(PF)采用蒙特卡罗方法,通过多粒子并行估计处理复杂系统。尽管这些方法各有适用场景,但也存在不足,如EKF在高度非线性系统中不稳定,UKF的计算复杂度较高,以及PF可能遇到粒子退化问题。

在处理多源传感器数据时,为了获得目标全面、准确和可靠的状态信息,必须进行数据融合。数据融合的关键步骤之一是航迹-航迹关联。不同传感器的测量误差、目标检测概率和检测范围各不相同,导致来自不同传感器的同一目标的航迹点无法精确匹配,从而引发航迹-航迹关联问题。

本文旨在解决海上多源目标航迹关联的初步问题。以图1为例进行问题说明。某段时间内,船用雷达记录了4个目标编号(1,5,3,6)。经分析发现,1,3,6号点属于同一真实目标,5号点来自另一目标,表明系统虽标记了4个编号,实际仅有2个真实目标。这是由于单个船用雷达的接收能力有限,无法全面探测同一目标的航迹。因此需要一种方法为初步判断目标提供依据,这样可以在多源数据融合前,有效关联单个雷达接收到的船舶目标。

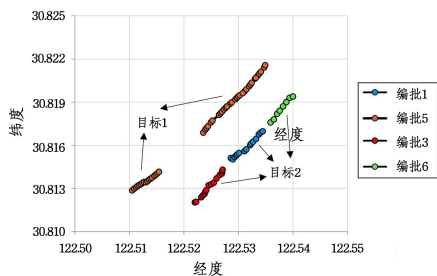


图1 多目标航迹关联

Fig.1 Multi-target track correlation

本文的主要贡献在于提出了一种基于运动特征的多目标航迹生成方法,该方法包括以下两个关键步骤。

1)航迹质量自适应插值:设计了一种基于航迹质量自适应的插值方法。通过引入质量比率指标评估航迹质量,根据质量选择适合的分段方法,并对分段后的航迹应用B-spline平滑处理,最终实现轨迹插值。此方法显著提升了航迹的连续性和平滑性,为轨迹生成提供了基础。

2)单源多目标航迹段关联:提出了一种基于运动特征的航迹段关联方法。该方法通过结合航迹段间的面积、线性平均方向和时间约束,构建运动特征相似性度量,并将其作为层次聚类的距离函数进行航迹段关联。与以往多依赖仿真数据的研究不同,本文在真实海域数据上进行了验证,实验结果证明了该方法的有效性和实用性,为单源多目标航迹段关联研

究提供了新思路。

本文第2章介绍了相关工作;第3章介绍了整体方法;第4章介绍了航迹预处理方法;第5章介绍了多目标航迹段关联算法;第6章介绍了实验结果及分析;最后总结全文。

## 2 相关工作

航迹关联算法通常概括为3种类型:基于统计方法、模糊数学方法和深度学习方法。在基于统计方法的航迹关联中,Yang等<sup>[15]</sup>提出的改进KNN算法通过构建时空距离模型,实现无监督航迹关联。Xu等<sup>[16]</sup>提出了一种基于多特征组合的航迹关联方法,旨在解决现有航迹关联方法中存在的依赖阈值设置、参数设置复杂以及只考虑单个航迹点信息的问题。由于测量误差、目标分布和数据处理方法的影响,统计方法在密集区域的多目标轨迹关联中表现不佳。尤其是当导航、传感器校准和延迟误差较大时,航迹关联判决存在较大模糊性,对同一目标的测量受到干扰。这种模糊性可以用模糊数学中的隶属度函数来表示,即用隶属度来描述两个航迹的相似程度<sup>[17]</sup>。在实际应用中,由于船舶动态条件的不稳定,隶属函数和系统参数难以确定,从而影响了模糊算法的灵活性和准确性。为了解决海上多目标跟踪中的航迹关联问题,Gao等<sup>[18]</sup>提出了一种基于广义绝对灰关联度的航迹关联算法。该算法通过计算灰关联系数和灰关联度,能够在航迹关联判决过程中有效处理不确定性和模糊性。然而,基于模糊数学的一般算法在处理多目标复杂轨迹关联时,面临与统计方法相同的问题,如低精度和高计算成本。现有问题促使学者们利用已经在多个领域取得广泛成果的神经网络方法来寻求解决方案。Cui等<sup>[19]</sup>提出了一种基于深度卷积神经网络的航迹关联方法,该方法将信息融合领域的航迹关联问题转换为机器学习领域中的分类识别问题,利用深度学习技术实现航迹的关联。Li等<sup>[20]</sup>提出一种基于多层长短期记忆网络模型的雷达目标航迹快速识别算法,通过设计融合模块对多个特征进行融合处理。

综上所述,现有的船舶航迹关联方法多侧重于单个点迹间的关系,而非航迹段间的关系。这些方法尽管在仿真数据中表现良好,但在真实数据应用中的效果有待验证。真实航迹点质量较低且存在噪声,直接用于实验效果不佳。因此,了解数据特性并进行清洗整理尤为重要。本文使用东海水域的真实船舶数据,提出了数据预处理、航迹插值和航迹关联3个步骤的完整方法。

## 3 方法概述

本文方法包含3个步骤:异常点处理、航迹插值操作和航迹关联。在预处理步骤中,对初始航迹数据进行清洗和过滤,去除异常值,以确保数据的准确性;在航迹插值步骤中,对数据中的缺失点进行填补并平滑航迹;在航迹关联步骤中,将组合距离度量作为层次聚类的距离函数,进行关联操作。

方法的整体流程如图2所示。

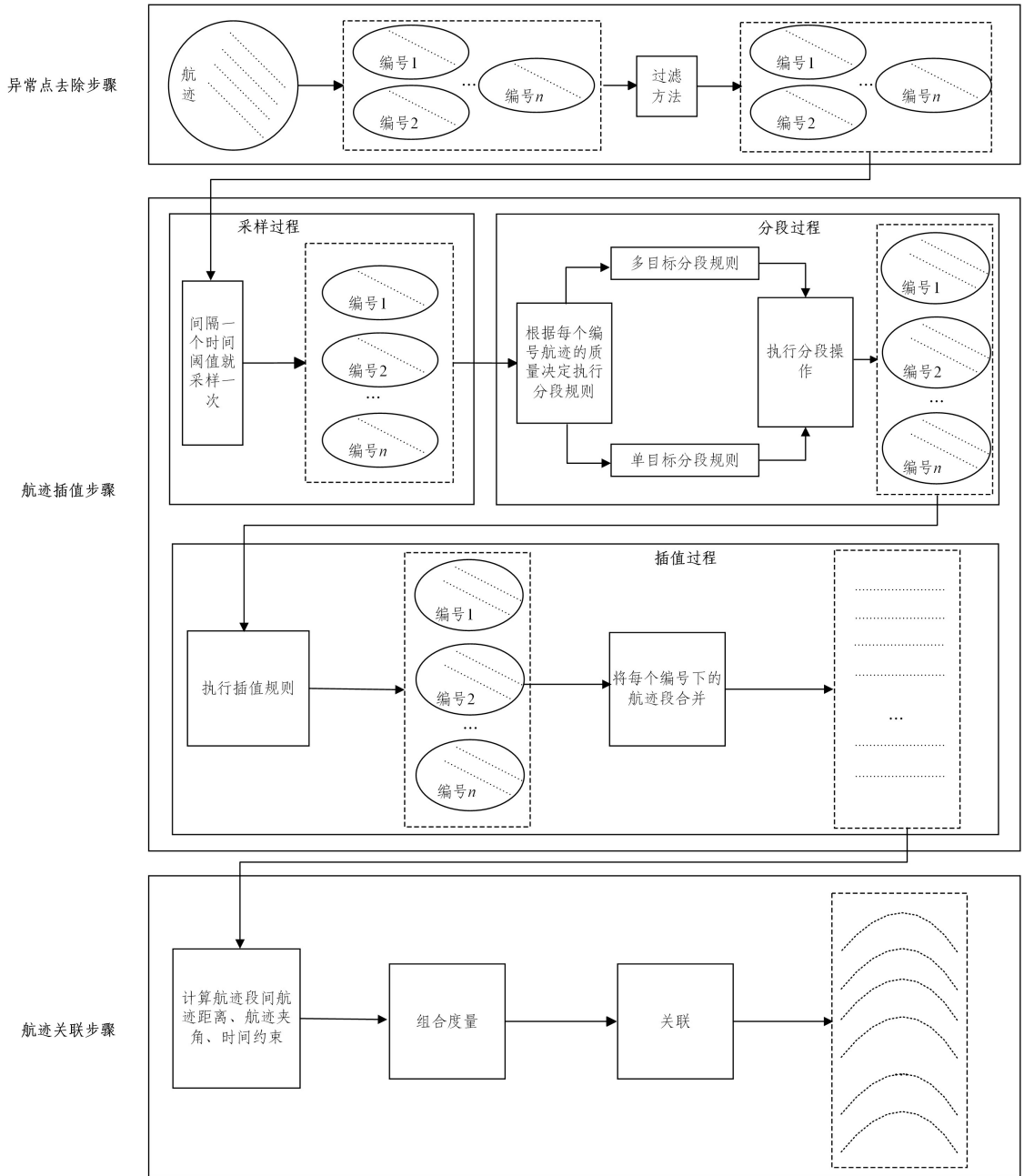


图2 所提方法框架图

Fig. 2 Framework of the proposed method

## 4 预处理

本船将雷达系统接收到的目标轨迹表示为一系列按时间顺序排列的数据点,每个数据点包含特定信息。设  $T$  是目标航迹集合,  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ ;  $T_i$  则是雷达每个编批号记录的目标航迹,  $T_i = \{(no, t_1, lon_1, lat_1), \dots, (no, t_n, lon_n, lat_n)\}$ , 其中的每条记录内分别包含目标编批号、时间戳、经度、纬度属性,采用这些特征来刻画船舶的行为。

### 4.1 异常点过滤

本文在分析雷达接收到的目标船舶数据时发现了一些异常点,包括离群点和不符合时序或空间逻辑的跳跃点,可能是由噪声、设备误差或环境影响导致的。这些点影响了数据的连续性和可靠性,为确保轨迹的准确性,

需要识别并处理这些异常点。

#### 1) 同时刻冗余点

同一时刻重复数据的冗余指多个数据条目记录了同一船舶在相同时间点上的不同位置信息。这种情况通常发生在两个采样间隔上,一个扫描间隔结束,下一个扫描间隔在开始的交接处偶然进行了连续采样。消除这种冗余的方法很简单,即在同时刻只保留同一目标的一个航迹点。

#### 2) 静止点

在船用雷达数据中,无论船舶移动或静止,都会持续生成数据。但分析重点通常是航行轨迹,而非静止状态,频繁采集虽能提供详细信息,但也会产生大量冗余数据,尤其在船舶长时间静止时。因此,通过比较时刻  $i$  和时刻  $i+1$  的航速及经纬度,去除异常静止点。

$$\begin{cases} v_i < 1 \\ |lon_i - lon_{i+1}| = 0 \\ |lat_i - lat_{i+1}| = 0 \end{cases} \quad (1)$$

### 3) 异常速度点

船舶的种类繁多,有货船、客船、渔船、游艇和军舰等,每种船舶由于其功能和设计特点各异,速度范围不同。货船和渔船航速一般在 10~20 节之间。根据船舶类型,可设定最大速度  $V_{\max}$ 。时刻  $i$  和时刻  $i+1$  目标航迹点之间的距离为  $d$ ,通过两点经纬度及地球半径  $r$ ,使用半正矢公式计算得到两航迹点间的距离后可求得  $i+1$  时刻的速度。

$$vec_{i+1} = \frac{d}{t_{i+1} - t_i} \quad (2)$$

当  $i+1$  时刻速度与  $V_{\max}$  关系如式(3)所示时,视  $i+1$  时刻航迹点为异常速度点。

$$vec_{i+1} > V_{\max} \quad (3)$$

### 4) 异常跳跃点

船舶的转向能力受内部和外部因素影响。内部因素包括船体设计、推进系统和操作系统;外部因素涉及环境、航道条件和载重量。船舶回转半径是转向性能的重要指标。转向半径  $R$  与船长  $L$  相关,可通过式(4)计算。

$$R = kL \quad (4)$$

若船舶在时刻  $i$  的航速为  $v$ ,转向速率为  $\omega$ ,则其极限转向角度  $\omega_{\max}$  可通过对转向速率随时间变化的积分计算,表示船舶在该时间段内转过的角度。

$$\omega = \frac{v}{R} \quad (5)$$

$$\omega_{\max} = \int_i^{i+1} \omega dt \quad (6)$$

当船舶在当前时刻和下一时刻的航向角差大于其极限转向角度时,当前时刻的航迹点为异常跳跃点。

$$|cog_i - cog_{i+1}| > \frac{180}{\pi} \omega_{\max} \quad (7)$$

## 4.2 航迹插值算法

在异常点过滤阶段,航迹点的属性通过计算增加两个字段:  $vec, cog$ 。设船舶接收到的目标船数据序列为  $\{no, t_i, lon_i, lat_i, vec_i, cog_i\}$ 。其中  $no$  的值是雷达给目标标识的编批号,同批次目标批号是相同的;  $t_i$  为观测时;  $lon_i$  和  $lat_i$  为经纬度;  $vec_i$  为航速;  $cog_i$  为航向角;  $1 \leq i \leq n$ ,  $n$  为当前批次雷达观测总点数。算法的主要流程如下。

1) 采样。创建样本列表  $samplelist$ , 设雷达扫描周期为  $\lambda$ , 时间间隔为  $\Delta t$ ,  $\Delta t = k\lambda$ ,  $k$  取决于数据密度, 即当记录时间间隔较短时, 数据密度较高, 应选择较大的  $k$  值; 相反, 若记录时间间隔较长, 数据密度较低, 应选择较小的  $k$  值。从起点选择第一个数据点作为初始样本, 添加到样本列表。检查后续数据点, 计算与最近样本点的时间差。如果时间差小于  $\Delta t$ , 则跳过当前数据点; 如果时间差大于或等于  $\Delta t$ , 则选择当前数据点作为新样本, 添加到样本列表。更新参考点为当前数据点后, 继续上述过程, 直到遍历完整个时间序列。

2) 分段。将  $samplelist$  划分成多个片段, 准备两个列表:

$segmentlist$  用于存储当前片段,  $finalsegmentlist$  用于存储所有片段。遍历采样列表提取角度信息, 计算相邻点的相对角度并存储在  $angles$  列表中。检查角度变化, 计算异常角度数量, 异常角度的数量仅代表这组采样点分布情况的质量好坏。确定质量比率  $\gamma$ , 如果异常角度比例小于  $\gamma$ , 则执行多目标分段规则, 否则执行单目标分段规则, 即采样点的质量不同, 执行的分段规则也不同。

(1) 单目标分段规则。遍历样本列表, 比较相邻点的地理距离。如果距离小于阈值  $\Delta d$ , 则将下一个点加入当前片段。  $\Delta d$  可取 2~3 倍时间间隔与船舶最大速度的乘积。如果距离大于或等于  $\Delta d$ , 保存当前片段到  $finalsegmentlist$ , 开始新片段。重复上述过程直到遍历完所有采样点, 最后一个点未处理完则添加到当前片段。

(2) 多目标分段规则。将首个点加入片段列表, 计算当前点  $p_1$  和下一点  $p_2$  的相对角度作为初始参考角度  $\delta$ 。具体地, 计算当前点  $p_1$  和下一点  $p_2$  的相对角度, 并将其与  $\delta$  比较取绝对值为  $angledifference$ , 更新  $\delta$ 。检查两个条件:  $p_1$  和  $p_2$  的距离是否小于  $\Delta d$ , 角度差是否不超过  $\Delta angle$ 。如果满足, 则将下一点添加到  $segmentlist$ ; 如果不满足, 则保存当前片段到  $finalsegmentlist$ , 开始新片段。重复上述过程直到遍历完所有采样点, 最后一个点未处理完则添加到当前片段。

3) B-spline 优化。在上一步之后, 得到一个所有片段的集合列表。遍历所有片段的集合列表, 初始化节点向量列表  $seed$ , 并根据片段长度和 B 样条阶数计算节点向量。阶数越大, 曲线越光滑, 但需权衡拟合质量和过拟合的风险, 阶数为 3 是常见选择。最后, 对每个子列表中的经纬度数据进行拟合, 生成平滑的分段点序列, 并更新子列表中的值为拟合后的结果。

4) 插值。初始化一个空列表  $resultlist$  存储最终结果; 遍历优化后的片段集合列表中的每个子列表。创建临时列表  $templist$ , 用于存储处理结果。对于每个子列表, 遍历相邻的两点, 提取经纬度和时间信息, 并计算距离和速度。将当前点信息保存到  $templist$  中。如果时间差超过阈值或小于等于雷达扫描周期, 或两点距离过大, 则跳过; 否则进行线性插值, 插值点时间间隔为  $0.5\Delta t$ , 并将这些点保存到  $templist$  中。处理完一个子列表后, 将最后一个点的信息保存到  $templist$  中。最后, 将当前子列表的处理结果按时间戳排序, 再添加到  $resultlist$  中。

## 5 多目标航迹段关联算法

为了将多个航迹段关联成完整航迹, 采用航迹距离、线性平均方向夹角及时间约束的距离度量模型。两条航迹的相似性通过航迹包围面积、线性平均方向夹角和时间约束来衡量。航迹包围面积反映两段航迹是否趋于直线; 线性平均方向夹角越小, 说明运动特征越相似; 时间约束反映了航迹段的时间顺序, 两段航迹在不同时间段内的匹配度越高, 相似性就越高。设航迹段集合为  $Traj = \{traj_1, traj_2, \dots, traj_n\}$ ,  $traj_i$  是每个航迹段,  $traj_i$  中的记录格式与第 4 章给出的相同。

首先, 使用航迹间的包围面积来度量两段航迹的相似性,

使用高斯面积计算式计算包围面积  $S$ 。

$$S_{i,j} = \frac{1}{2} \left| \sum_1^n (x_i y_{i+1} - y_i x_{i+1}) \right| \quad (8)$$

其中,  $x, y$  分别对应经度值和纬度值。

其次,由子航迹段来表达完整航迹段的运动特征,设  $\theta_k$  是航迹段中相邻两点构成的子航迹段与正东方向构成的夹角。

$$\theta_k = \arctan \left( \left| \frac{y_{k+1}^i - y_k^i}{x_{k+1}^i - x_k^i} \right| \right) \quad (9)$$

$\theta_k$  的具体值判断方式如下:

$$\begin{cases} \theta_k^i, & x_{k+1}^i - x_k^i > 0 \text{ 且 } y_{k+1}^i - y_k^i \geq 0 \\ 180^\circ - \theta_k^i, & x_{k+1}^i - x_k^i < 0 \text{ 且 } y_{k+1}^i - y_k^i \geq 0 \\ 180^\circ + \theta_k^i, & x_{k+1}^i - x_k^i < 0 \text{ 且 } y_{k+1}^i - y_k^i < 0 \\ 360^\circ - \theta_k^i, & x_{k+1}^i - x_k^i > 0 \text{ 且 } y_{k+1}^i - y_k^i < 0 \end{cases} \quad (10)$$

一组线要素的趋势可通过计算其平均角度来衡量,因此,使用线性平均方向(LDM)描述航迹的运动特征。轨迹  $tra_j$  的线性平均方向反映了所有子航迹段的运动特征。

$$l_i = \arctan \left( \frac{\sum_{k=1}^{n-1} \sin \theta_k^i}{\sum_{k=1}^{n-1} \cos \theta_k^i} \right) \quad (11)$$

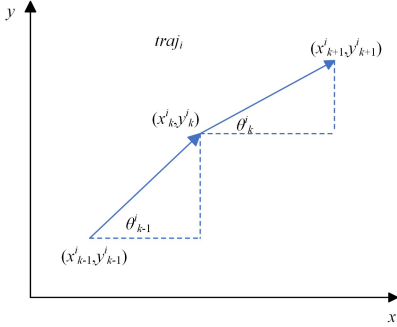


图3 航迹夹角示意图

Fig. 3 Illustration of track angle

$l_i$  的具体值判断方式是根据分子分母关系,同式(9)。用  $l_{i,j}$  表示  $tra_j$  和  $tra_j$  间的线性平均方向距离。

$$l_{i,j} = |l_i - l_j| \quad (12)$$

在合并多个轨迹段时,时间约束非常重要。轨迹段的起始和结束时间是关键属性,合并时,必须确保两个轨迹段的时间段不重叠。这一时间约束的目的是确保合并后的轨迹段时间连续且逻辑合理。如果两个轨迹段的时间段重叠,则意味着它们在某些时刻同时存在,这是不合理的。

规定两个待合并航迹段的时间约束门限如下:

$$\sigma_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{若 } t_n^i > t_n^j \text{ 或 } t_n^i < t_1^j \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $t_1$  表示航迹段  $tra_j$  中首个记录的时间戳,  $t_n$  表示  $tra_j$  中最后一个记录的时间戳。

最后,将航迹距离  $S_{i,j}$ 、线性平均方向距离  $l_{i,j}$ 、时空约束  $\sigma_{i,j}$  组合作为关联距离度量。航迹段集合中有  $n$  个航迹段,计算每对航迹的航迹距离、线性平均方向距离和时空约束,形成 3 个  $n \times n$  的矩阵:航迹距离矩阵  $S$ 、线性平均方向矩阵  $l$  和时间约束矩阵  $\sigma$ 。对  $S$  和  $l$  进行标准化处理,再将这 3 个距离矩阵组合起来,形成一个综合距离度量  $D$ ,组合计算式如下:

$$D = (w_1 S + w_2 l) \sigma \quad (14)$$

其中,  $w_1$  和  $w_2$  分别是航迹距离和线性平均方向距离的权重。

为了合并航迹段,采用凝聚式层次聚类算法,将综合距离矩阵  $D$  作为距离函数嵌入其中。综合距离  $D$  的定义如下:若两段航迹之间的综合距离为正,则表示无时间约束;若为负,则表示存在时间约束。这样可以判断航迹段之间是否有时间重叠,从而更准确地进行合并操作。具体来说,初始时每个航迹段作为独立簇;随后,算法逐步计算簇间的综合距离,合并距离大于 0 且最小的两个簇。合并过程持续进行,直到所有簇间的综合距离不再满足合并条件。每次迭代仅合并综合距离大于 0 且距离最小的两个航迹段,以此确保合并过程中无时间冲突。

## 6 实验及分析

### 6.1 实验环境

本文的实验环境如下:操作系统为 Windows10 22H2, CPU 为 i5-13600KF, 3.50GHz, 内存为 DDR5 32GB, GPU 为 GeForce RTX 4070, 显存大小为 12GB, 开发工具为 Pycharm2022.1, python 版本为 3.9。

### 6.2 实验数据

为验证本文方法的效果,使用某公司提供的真实雷达原始数据进行了实验。原始数据包含 32 270 201 条记录,大小为 22GB,时间范围为 2022 年 10 月 1 日 2 时 16 分 03 秒至 10 月 31 日 23 时 48 分 37 秒,覆盖东海、黄海海域。使用开发的船舶轨迹展示工具,选取了 10 min, 15 min, 20 min 内的航迹点,观察其生成规律,并挑选了 25 个具有典型航迹特征的水域,共 288 个船舶目标。数据集包含船舶移动跟踪信息。表 1 列出了实验数据字段及其说明。

表1 实验数据字段

字段	说明
SendShipNO	移动跟踪船舶号
SendTime	unix 时间戳
nNO	接收到的目标船舶批次号
lon	经度
lat	纬度

表 1 中, SendShipNO 字段表示接收船编号,是一串 4 位数字; nNO 表示接收船接收到的目标批次号,航向角、航速、经纬度的值记录的皆是目标船舶的信息,与接收船无关。

### 6.3 对照实验组

本文开展对比实验的目的如下:1)验证基于运动特征相似性的航迹段关联算法是否能有效地进行航迹-航迹关联;2)相比运动特征距离度量算法,传统的其他距离度量算法是否能提高关联结果的正确性。为此,在所用航迹段关联算法的基础上,将距离函数分别替换为 DTW 和 Hausdorff 进行对照,并与现有的船舶点迹建航算法 TSMM-KNN<sup>[18]</sup> 进行对比。

### 6.4 实验参数

在整个过程中,使用  $K$  折交叉验证,并按照 4:1 的比例将数据划分为训练集和测试集。通过不断调整和优化超参数,最终确定了最佳参数组合,使得算法在训练集和测试集上的表现都达到了预期。这种方法有效评估了算法的适用性。

参数设置如表 2 所列。

表 2 实验参数选取

Table 2 Selection of experimental parameters

参数	值
$r$	6371
$L$	12
$V_{\max}$	12
$\Delta t$	21
$\gamma$	0.1
$\Delta d$	450
$\Delta angle$	50
$w_1$	0.5
$w_2$	0.5

## 6.5 实验结果

为了评估航迹段关联结果,使用了以下度量指标:精度(P)、召回率(R)和 F1 分数。 $P$  表示正确识别为某一类的轨迹数量与所有被识别为类的轨迹数量之比,即识别出的类标记中有多少是被正确标记的类; $R$  表示正确识别为某一类的轨迹数量与数据集中实际存在的轨迹类数量之比,即属于正确类的轨迹中有多少被正确识别出来; $F_1$  是  $P$  和  $R$  的调和平均。它们的计算式如下:

$$P = \frac{\text{正确识别出的目标数}}{\text{所有识别出的目标数}} \quad (15)$$

$$R = \frac{\text{正确识别出的目标数}}{\text{区域内正确的目标数}} \quad (16)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (17)$$

## 6.6 实验分析

1)在本文中,将航迹段关联算法距离函数替换为 DTW 和 Hausdorff 进行对照实验,并与现有的 TSMM-KNN<sup>[13]</sup> 方法进行对比。实验结果如表 3 所列。对照组的关联效果不理想,原因在于这些方法仅考虑空间相关性,忽略了航迹点生成规律,因此无法有效关联具有不同运动特征的船舶。在对比实验中,TSMM 方法的参数选择困难,原因在于点间距离差异大,难以全面考虑各点间的距离。

表 3 实验结果对比

Table 3 Comparison of experimental results

method	$P$	$R$	$F_1$
S+LDM+ $\sigma$	0.7553	0.7688	0.7606
S+DTW+ $\sigma$	0.5684	0.5183	0.5391
S+Hausdorff+ $\sigma$	0.4938	0.5611	0.5253
TSMM-KNN	0.6331	0.5974	0.6118

2)在进行异常点去除时,原始航迹数据存在大量且多样的异常点,如反复横跳点、偏移点和位置位移变化不明显的点,如图 4 所示。其中,反复横跳点是由于定位设备短时间内精度不够;偏移点可能是由设备故障或环境因素引起;位置位移变化不明显的点可能是采样频率突然改变所致。为了获得精简且形状相同的航迹数据,通过设定的速度、航向角阈值来去除异常点。最终,处理后的航迹数据不仅保留了原始轨迹的主要特征,还减少了噪声和异常点的干扰,使得后续的插值分析和航迹段关联更加可靠。过滤后目标航迹点如图 5 所示。

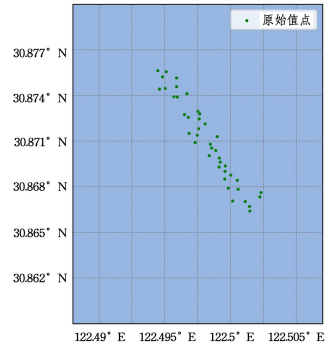


图 4 原始目标航迹点

Fig. 4 Original target track point

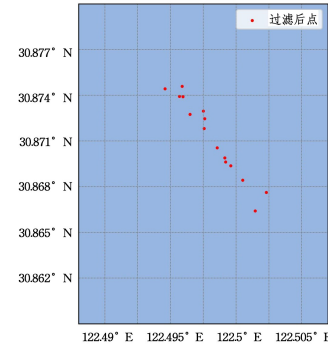


图 5 过滤后目标航迹点

Fig. 5 Filtered target track points

3)在航迹插值方法中,引入质量比率是为了评估一组航迹点是否符合船舶运动的规律性,而不是简单地评价数据的质量。例如,一组航迹点按照稳定的时间间隔出现(见图 6),则被视为良好的航迹段,其反映了船舶的实际路径和预期航行模式。相反,若航迹点在局部看似连续但整体不连续,可能是因为雷达捕捉到不同船只导致的断裂(见图 7),则被视为不良的航迹段。质量比率提供了一个量化指标来评估航迹点分布的合理性。

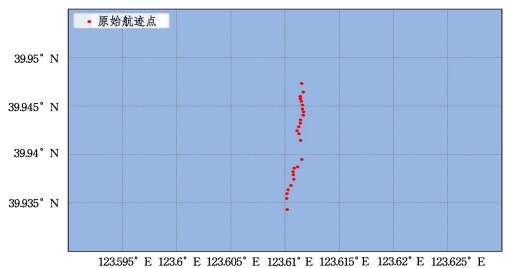


图 6 单目标航迹点分布

Fig. 6 Single-target track point distribution

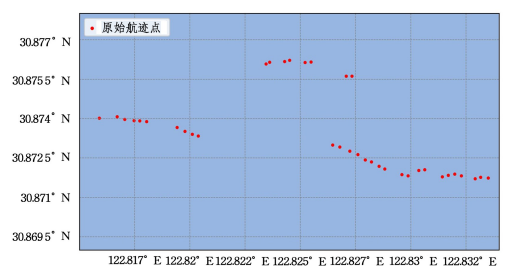


图 7 多目标航迹点分布

Fig. 7 Multi-objective track point distribution

经插值处理后,单目标和多目标分段规则下的航迹段均明显改善,数据缺失或不连续现象得到了补充,使得航迹段更加完整。单目标和多目标航迹点分布插值结果如图 8 和图 9 所示。

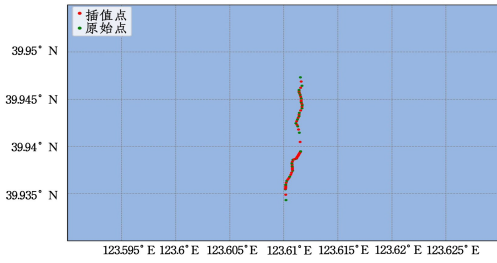


图 8 单目标航迹点分布插值结果

Fig. 8 Interpolation results of single-target track point distribution

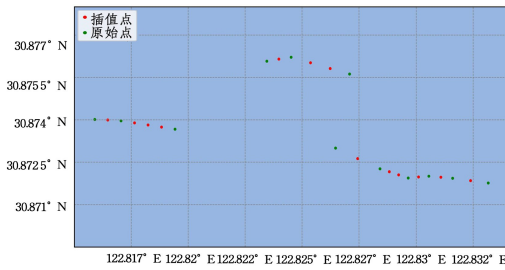


图 9 多目标航迹点分布插值结果

Fig. 9 Interpolation result of multi-target track point distribution

4)在完成航迹分段和目标关联操作后,对不同区域的航迹段进行了分析。在船舶密集区,船舶距离较近,航迹段可能会多次断裂,通常是由于船舶频繁小范围移动或雷达信号遮挡和反射。尽管如此,本文方法仍能有效关联大部分目标。实验结果如图 10 和图 11 所示。在复杂的船舶密集环境中,本文方法能准确捕捉区域内船舶的整体运动状态和数量。

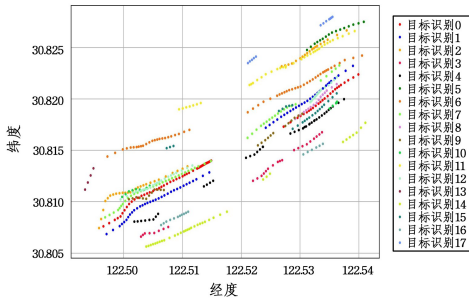


图 10 密集区域航迹关联结果示例一

Fig. 10 Example of track association results in dense areas 1

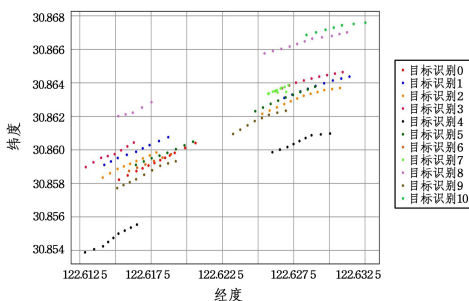


图 11 密集区域航迹关联结果示例二

Fig. 11 Example of track association results in dense areas 2

在船舶非密集区,航迹段断裂现象较少,原因可能是人为操纵雷达或目标船距离接收船过远,导致雷达信号中断。船舶之间的距离较远,减少了因轨迹距离接近、运动特征相似造成的干扰。在这种情况下,目标关联的准确性显著提升。由于船舶间的相对独立性,每艘船的航迹可以被清晰识别和追踪,避免了错误关联。船舶非密集区域的目标关联操作更为直接,每个航迹段都有足够空间单独分析,不受其他航迹影响。非密集区域航迹关联结果如图 12 和图 13 所示。

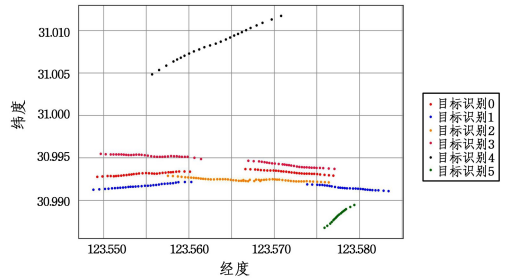


图 12 非密集区域航迹关联结果示例一

Fig. 12 Example of track association results in non-dense areas 1

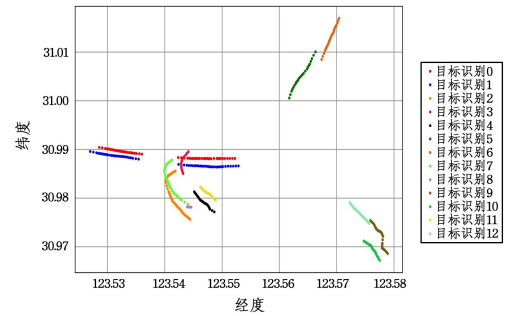


图 13 非密集区域航迹关联结果示例二

Fig. 13 Example of track association results in non-dense areas 2

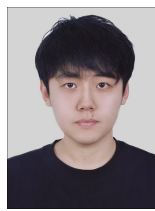
**结束语** 本文提出了一种针对单源多目标的航迹生成方法。该方法分为异常点处理、航迹插值、航迹关联 3 个流程。在异常点处理阶段,通过目标特征对航迹点进行了有效的过滤。在航迹插值方法中引入质量比率,自适应选择不同的分段策略,判断航迹点是符合单目标分布特征还是多目标分布特征,并对两种不同分布特征的航迹点进行航迹段划分。优化后的航迹段更加平滑,符合航迹特点。在航迹关联过程中,提出了一种新颖的思路,即将航迹的运动特征用 3 种不同度量组合的形式来表达。在相同的任务场景下,将本文方法与其他相似性度量方法和点迹建航方法进行对比,本文方法表现优秀,能够在目标密集区和目标稀疏区实现有效的航迹关联。本文使用的数据是未脱敏数据,如果数据质量较好,则在插值步骤上不需要过多操作,但还需增加更多数据目数,用于后续深度学习研究方法研究。未来的研究方向可尝试根据航迹点多特征进行关联。

参考文献

[1] LIU C, WANG Y J. Review of multi-target tracking technology for marine radar[J]. Journal of Radars, 2021, 10(1): 100-115.  
 [2] LU Q, WU L, CHEN Z, et al. A Review of Multi-source Trajectory Data Association for Marine Targets[J]. Journal of Geo-in-



- formation Science, 2018, 20(5):571-581.
- [3] QIAO S J, HAN N, ZHU X W, et al. A Dynamic Trajectory Prediction Algorithm Based on Kalman Filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2):418-423.
- [4] LIU C, WEI J X, LI W H, et al. Research on improved adaptive Kalman filter in Beidou pseudorange single point positioning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 34(10):1-7.
- [5] ODIC N, FAURE B, MAGNIER B. FORT: Fisheye Online Real-time Tracking with an Improved Kalman Filter[C]//2023 IEEE 25th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). IEEE, 2023:1-6.
- [6] YANG S S, BAUM M. Extended Kalman filter for extended object tracking [C] // 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). 2017:4386-4390.
- [7] ZENG C, LI W. Application of Extended Kalman Filter for tracking high dynamic GPS signal[C]//2016 IEEE International Conference on Signal and Image Processing(ICSIP). 2016:503-507.
- [8] HUANG J. An Underwater Target Tracking Algorithm Based on Extended Kalman Filter[J]. Mobile Information Systems, 2023(1):9916531.
- [9] TIAN F, GUO X, FU W. Target Tracking Algorithm Based on Adaptive Strong Tracking Extended Kalman Filter [J]. Electronics, 2024, 13(3):652.
- [10] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[C]//Proceedings of the IEEE. 2004:401-422.
- [11] CHEN B. An improved iterative traceless Kalman filtering algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(10):274-278.
- [12] ZHAO D J, PENG S S, XUE D, et al. Multi-Target Tracking Method Based on Improved Radar and Camera Data Association [R]. SAE Technical Paper, 2023.
- [13] ZAN M E, ZHOU H, HAN D, et al. Survey of Particle Filter Target Tracking Algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5):8-17.
- [14] SHEN M L, TANG J, HUANG D D, et al. Multi-target tracking method optimized by improved cuckoo search algorithm for particle filtering [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(3):84-90.
- [15] YANG B, JIANG T, DING Y K, et al. A correlation algorithm for trajectory discovery based on spatio-temporal distance metric [J]. Technology of IoT&AI, 2022, 54(5):14-19.
- [16] XU Y S, DING C B, REN W J, et al. Multi-feature combination track-to-track association based on histogram statistics feature [J]. Journal of Radars, 2019, 8(1):25-35.
- [17] XU Z J, LI J C, CHEN Y F. Survey of track association of radar and AIS[C]//2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing(ICIVC). 2017:960-964.
- [18] GAO F, XIE X P, XIONG W. Trajectory association algorithm based on generalized absolute gray correlation[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(6):642-647.
- [19] CUI Y Q, HE Y, TANG T T, et al. A Deep Learning Track Correlation Method[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(3):759-763.
- [20] LI Y, ZHU S. Fast recognition algorithm for radar target track based on multilayer LSTM model[J]. Radio Engineering, 2023, 53(2):325-332.



**ZHANG Haoran**, born in 2000, post-graduate. His main research interest is Spatio-temporal data analysis and mining.



**WANG Guiling**, born in 1978, Ph. D. professor, is a member of CCF (No. 17649M). Her main research interests include data integration, services computing and large-scale streaming.

(责任编辑:喻葵)