文章编号:1000 - 4653(2026)04 - 0030 - 09

基于动态时间规整与证据理论的航迹关联算法仿真与应用

宋丛凯[1], 赵志高[2], 韩 冰[2,3*]

(1. 中山大学 系统科学与工程学院, 广东 广州 510275;
2. 上海船舶运输科学研究所有限公司 船舶运输控制系统国家工程研究中心, 上海 200135;
3. 大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘 要:可靠的海上航行环境态势感知是船舶智能化发展的关键,雷达和船舶自动识别系统(AIS)是船舶配备最多的导航设备,二者的数据关联与融合是实现智能感知的基础。针对船舶状态测量数据存在的异步、缺失及不确定等特点导致的航迹关联困难问题,提出一种基于动态时间规整(DTW)与证据理论(DST)的多目标航迹关联算法。通过动态时间规整方法对多源航迹数据进行时间序列对齐与特征表达;利用证据理论融合航迹多维特征信息;构建两阶段关联判别模型得到异构传感器数据在约束条件下的全局最优匹配。根据雷达与 AIS 的目标观测特性建模多目标航迹仿真数据集,评估轨迹关联算法在不同场景下的适用性。提出算法在大连海事大学智能研究与实训两用船"新红专"轮的试航阶段开展评估。结果表明:算法在航迹关联任务中的 F_1-分数超过 0.9,不同场景测试性能波动仅为 9.03%,表现出较高的准确性与鲁棒性,为智能船舶多源感知信息融合与海上态势感知提供技术支撑。

关键词:智能航运; 航迹关联; 动态时间规整; 证据理论; 多源数据融合
中图分类号:U675.7 **文献标志码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1000 - 4653.2026.04.004

Simulation and application of a ship track association algorithm based on dynamic time warping and dempster-shafer theory

Song Congkai[1], *Zhao Zhigao*[2], *Han Bing*[2,3*]

(1. School of Systems Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
2. National Engineering Research Center of Ship Transportation Control System, Shanghai Ship and Shipping Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200135, China; 3. College of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: Reliable maritime situational awareness is a key requirement for the development of intelligent ships. Radar and the Automatic Identification System (AIS) are among the most widely deployed navigation sensors on board ships, and the association and fusion of their data provide the foundation for intelligent perception. However, ship state measurement data are often characterized by asynchronous sampling, missing observations, and uncertainty, which make track association challenging. To address this problem, this paper proposes a multi-target track association algorithm based on Dynamic Time Warping (DTW) and Dempster-Shafer Theory (DST). First, multi-source track data are temporally aligned and represented using the DTW method. Then, multidimensional track features are fused based on DST. A two-stage association decision strategy is further constructed to obtain the globally optimal matching of heterogeneous sensor data under

收稿日期:2026-01-15
基金项目:上海市优秀学术/技术带头人计划(23XD1431000)资助
第一作者:宋丛凯(2001—),男,博士生,研究方向为船舶智能化感知,(E-mail)kirito_sck@163.com
* **通信作者**:韩 冰(1981—),男,研究员,博士,研究方向为船舶运动控制、船舶智能化技术等,(E-mail)han.bing@coscoshipping.com
引用格式:宋丛凯, 赵志高, 韩冰. 基于动态时间规整与证据理论的航迹关联算法的仿真与应用[J]. 中国航海,2026,49(4):30 - 38.
Song C K, Zhao Z G, Han B. Simulation and application of a ship track association algorithm based on dynamic time warping and dempster-shafer theory[J]. Navigation of China,2026,49(4):30 - 38. (in Chinese)

constrained conditions. A multi-target track simulation dataset is established according to the observation characteristics of radar and AIS targets, and the applicability of the proposed algorithm is evaluated under different scenarios. The algorithm is further validated using sea-trial data collected from the intelligent research and training vessel Xin Hong Zhuan of Dalian Maritime University. The results show that the F_1-score of the proposed algorithm exceeds 0.9 in the track association task, while the performance fluctuation across different scenarios is only 9.03%. These results demonstrate that the proposed method has high accuracy and robustness, providing technical support for multi-source perception data fusion and maritime situational awareness in intelligent ships.

Key words: intelligent shipping; trajectory association; dynamic time warping; dempster-shafer theory; simulation modeling

随着智能船舶产业的快速发展,复杂拥挤的海上交通环境对船舶航行态势感知提出了更高要求[1],多源海上通信导航设备数据的有效关联与融合有利于改善船舶对周围环境的探测性能。[2]在海事导航系统中,通常需两种及以上的异构传感器作为助航设备。其中,雷达与船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)是最为常见和广泛应用的标准设备。[3]二者周期性地提供海上目标航迹为一个离散序列,这个动态过程由时间戳标识,每一时间戳对应的观测量通常包括经度、纬度、速度和航向等动力学特征。由于两类传感器在采样频率、精度和信息完备性方面存在差异,如何有效地判别和匹配雷达与 AIS 所形成的航迹是否属于同一海上目标变得尤为困难。

传统的航迹关联算法主要包括统计推理[4]、模糊逻辑[5]和灰色关联理论[6]。

1)基于统计推理的方法采用概率阈值进行关联判定,需要海量观测样本。最大似然法[7]、最近邻算法[8]和 k 邻域方法[9]因其计算简便、效率高而被广泛使用。

2)针对探测数据存在的不确定性,引入基于模糊隶属度函数构造相似度度量。但在实际航行过程中船舶具有高度动态性,相应隶属度函数和系统参数往往难以确定。[10]

3)灰色理论方法利用灰度矩阵和灰度函数处理数据,适用于小样本航迹关联问题,参数设置通常高度依赖人工先验经验。[11]

总体而言,传统关联方法依赖预设的运动模型和先验信息,存在假设不合理、先验信息难获取和阈值难确定等问题,在密集交通和频繁会遇等复杂场景中表现有限。随着人工智能的发展,神经网络[12-13]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)[1]等机器学习方法逐渐应用于航迹关联任务,这些方法具有良好的自适应性,通过利用损失函数对轨迹间相似性进行约束,实现由航迹数据到关联结果的直接映射。与传统方法相比,依托大规模实测航迹数据自动完成模型训练,规避人工调试过程。此类方法在复杂多变的船舶导航场景中展现出较强的适应性和应用潜力,然而,仍面临对特征工程与训练集规模敏感、标注成本高和泛化能力不足等问题。[8]

雷达与 AIS 导航数据关联包括相似度计算和全局关联判断两个环节。二者采样周期存在差异,传统线性或样条插值等时间对齐技术在实际应用中,易受海况或船长驾驶习惯等复杂因素干扰,难以输出理想匹配结果[14],动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)算法通过建立异步轨迹的动态相似度度量,可有效弥补采样频率不一致与探测缺失问题。证据理论(Dempster-Shafer Theory, DST)能有效应对冲突模糊的船舶动态测量数据,显式建模不确定性。通过创新性地融合 DTW 与 DST 算法,依托全局优化完成多源航迹的约束匹配,并在建模过程中给出详细计算公式。同时,尽管已有大量文献深入研究船舶导航数据集,但多数研究聚焦于时间对齐且规模较小的 AIS 和雷达数据仿真[11],本文通过海上目标运动建模、传感器参数配置和噪声模拟实现结构完整的海上多场景仿真数据集构建,为算法多工况性能评估提供支持。将本文提出的 DTW-DST 轨迹关联算法应用于全球首艘智能研究与实训两用船"新红专"轮的实船测试。试验结果验证了仿真数据集的有效性,同时证明该模型的准确性和鲁棒性。

1 多源航迹关联算法

建立雷达和 AIS 异构数据匹配关联是实现船舶航行感知信息有效融合的前提。[15]先介绍适用于异步时序数据相似性度量的 DTW 方法,再通过 Dempster 规则实现船舶多动态特征相似度的融合,构造相似度矩阵,依托两级关联准则实现最终的关联匹配判别。

1.1 动态时间规整

DTW 通过寻找累计距离最小的最优对齐路径,

获取时间序列相似度。与简单的逐点比较不同，DTW 能在时间异步条件下实现更有效的相似度计算。[16]

定义两条轨迹(离散时间序列)为

$$A = \{a_1, a_2, \cdots, a_m\},\ B = \{b_1, b_2, \cdots, b_n\} \tag{1}$$

式(1)中：a_i、$b_j \in R^d$ 为三维特征空间中的轨迹点。以位置特征为例，定义局部成本矩阵 $\boldsymbol{D} = (d_{i,j}) \in R^{m\times n}$。

$$\boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,n} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \cdots & d_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m,1} & d_{m,2} & \cdots & d_{m,n} \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$d_{i,j} = |a_i - b_j|_2 \tag{3}$$

式(3)中：$d_{i,j}$ 为航迹点 $a_i \in A$ 和航迹点 $b_j \in B$ 之间的局部距离，通常采用欧氏距离计算为

为保证2个时间序列之间的对齐有意义，DTW 中的翘曲路径 $P = \{(i_1, j_1), (i_2, j_2), \cdots, (i_f, j_f)\}$ 必须满足以下约束条件。

1) 边界约束：路径必须从两个序列的起始点开始，并在各自的终点结束。

$$(i_1, j_1) = (1,1), (i_f, j_f) = (m, n) \tag{4}$$

2) 连续约束：路径中相邻点的步长只能为相邻单元格。

$$i_{l+1} - i_l \in \{0,1\}, j_{l+1} - j_l \in \{0,1\},\ l \in \{1, \cdots, f-1\} \tag{5}$$

3) 单调约束：路径中点的索引非递减，以保证时间顺序一致性。

$$i_{l+1} \geqslant i_l, j_{l+1} \geqslant j_l, l \in \{1, \cdots, f-1\} \tag{6}$$

在这些约束条件下，DTW 距离可表示为沿路径 P 的最小累积代价。

$$d_{\mathrm{DTW}}(A, B) = \min_P \sum_{(i,j)\in P} d_{i,j} \tag{7}$$

直接求解上述优化问题效率较低，通常采用动态规划方法，通过构建累积距离矩阵实现高效迭代求解

$$\boldsymbol{E} \in \boldsymbol{R}^{(m+1)\times(n+1)} = \begin{bmatrix} 0 & \infty & \infty & \cdots & \infty \\ \infty & e_{1,1} & e_{1,2} & \cdots & e_{1,n} \\ \infty & e_{2,1} & e_{2,2} & \cdots & e_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \infty & e_{m,1} & e_{m,2} & \cdots & e_{m,n} \end{bmatrix} \tag{8}$$

矩阵元素 $e_{i,j}$ 由递推公式计算为

$$e_{i,j} = \min\begin{Bmatrix} e_{i-1,j} \\ e_{i,j-1} \\ e_{i-1,j-1} \end{Bmatrix} + d_{i,j}, i \in \{1, \cdots, m\}; j \in \{1, \cdots, n\} \tag{9}$$

式(8)和式(9)中：完成矩阵 $\boldsymbol{E}$ 中元素的计算后，矩阵元素 $e_{m,n}$ 为轨迹 A 和轨迹 B 之间的总 DTW 距离。

1.2 证据理论

DST 是 Dempster 提出，后续由 Shafer 进一步发展的一种推理理论。[17] 与经典的贝叶斯模型不同，后者需对所有假设分配先验概率，而 DST 满足比贝叶斯概率更弱的条件，允许将信任分配到假设集合，从而具有显式表达“不确定”和“不知道”的能力。研究证明 DST 在处理缺失模糊数据时具有优势[18]，为海上航迹关联提供一种有效的解决思路。

定义识别框架为

$$\boldsymbol{\Theta} = \{\mathrm{Match}, \mathrm{NonMatch}\} \tag{10}$$

式(10)中：Match 为2类异构传感器观测的轨迹点属于同一个海上物理目标；NonMatch 为2个观测点对应不同目标。$\boldsymbol{\Theta}$ 的幂集构成假设空间为

$$2^{\Theta} = \{\varnothing, \{\mathrm{Match}\}, \{\mathrm{NonMatch}\}, \boldsymbol{\Theta}\} \tag{11}$$

分配给各命题的信任程度称为基本概率分配(Basic Probability Assignment, BPA)，即 m 函数。

$$m: 2^{\Theta} \to [0,1], \text{subject to: } m(\varnothing) = 0,\ \sum_{A\subseteq\Theta} m(A) = 1 \tag{12}$$

式(12)中：$m(A)$ 为基本可信数，反映对命题 A 的置信度大小。本文将 DTW 输出的动态相似度结果归一化，距离 d 作为 DST 置信分配的输入，通过多维动态特征构建多源融合模，使用指数衰减函数定义各 BPA 分量为

$$\begin{aligned} s &= (1-\alpha)\exp(-\lambda d), \\ n &= (1-\alpha)(1-\exp(-\lambda d)), \\ u &= \alpha \end{aligned} \tag{13}$$

式(13)中：s 为轨迹对属于同一目标的置信度；n 为不属于同一目标的置信度；u 为对应信息不足的置信度；α 为先验系数，用于调节对“无知”假设的分配比例，α 取值越大，分配给 u 的质量就越大，反映对该特征的信心有限；λ 为灵敏度参数，用于调节信任随 d 的衰减速率，定义为

$$\lambda = \sqrt{\frac{d_{\mathrm{DTW}}(A,B)}{m \cdot n}} \tag{14}$$

该设计能保证轨迹 A 和轨迹 B 间较小的地理或航向差异产生较高的匹配置信度，而在差异较大时信任度迅速下降。

对任意假设 $A \subseteq \boldsymbol{\Theta}$，信任度与似然度分别为

$$\mathrm{Bel}(A) = \sum_{B\subseteq A} m(B), \mathrm{Pl}(A) = \sum_{B\cap A\neq\varnothing} m(B) \tag{15}$$

在航迹匹配框架中，采用信念度量 Bel($\{\mathrm{Match}\}$) 作为最终关联判决量，仅累积直接支持

目标假设的信念质量,而排除部分或模糊的支持。

计算航迹距离(d_p)、速度变化(d_h)和航向一致性(d_s)等多维特征信息相似度,每一特征独立映射BPA为

$$m_p = (s_1, n_1, u_1), m_h = (s_2, n_2, u_2), \quad m_s = (s_3, n_3, u_3) \tag{16}$$

针对2组BPA,m_1和m_2,融合后的信念为

$$m(A) = \frac{1}{1 - K}\sum_{B\cap C = A} m_1(B)m_2(C), A \neq \varnothing \tag{17}$$

定义冲突系数K为

$$K = \sum_{B\cap C = \varnothing} m_1(B)m_2(C) \tag{18}$$

针对3组BPA融合,K计算为

$$K = s_1n_2n_3 + n_1s_2n_3 + n_1n_2s_3 + s_1s_2n_3 + s_1n_2s_3 + n_1s_2s_3 \tag{19}$$

$K \geqslant 1$表示对结果完全不自信,此时融合信念为

$$m_{123} = (0, 0, 1) \tag{20}$$

其他常规情况下,融合后的BPA分量为

$$\begin{cases} s_{123} = \dfrac{1}{1-K}(s_1s_2s_3 + s_1s_2u_3 + s_1u_2s_3 + u_1s_2s_3 + s_1u_2u_3 + u_1s_2u_3 + u_1u_2s_3) \\ n_{123} = \dfrac{1}{1-K}(n_1n_2n_3 + n_1n_2u_3 + n_1u_2n_3 + u_1n_2n_3 + n_1u_2u_3 + u_1n_2u_3 + u_1u_2n_3) \end{cases} \tag{21}$$

$$u_{123} = \frac{u_1u_2u_3}{1 - K} \tag{22}$$

最终的融合信念为$m_{123} = (s_{123}, n_{123}, u_{123})$,体现在轨迹对关联问题中对匹配的支持度、反对度认识和无知度的综合权衡,这种基于DST的决策级融合方法对单一运动学特征噪声及部分观测数据不一致具有较强的鲁棒性。

1.3 两级关联准则

在充分利用时间段关联度和航迹特征相似度得到雷达和AIS数据匹配分数后,需构建相似度矩阵并进行最优关联匹配判别。

1.3.1 相似度矩阵构建与初步判别

设传感器i的第j个观测轨迹为$N_{j,i}$,其在时刻t的观测点记为$\eta_{j(t),i} \in N_{j,i}$。假设系统包含来自AIS广播接收到的$u$条轨迹和来自雷达传感器探测到的$v$条轨迹,构建相似度矩阵为

$$\boldsymbol{S} = (M_{N_{i,\mathrm{AIS}},\, N_{j,\mathrm{Radar}}})_{u\times v} \tag{23}$$

式(23)中:矩阵元素$M_{N_{i,\mathrm{AIS}},N_{j,\mathrm{Radar}}}$为第$i$条AIS轨迹与第$j$条雷达轨迹通过DTW-DST算法得到的决策级置信度得分。定义为

$$M_{N_{i,\mathrm{AIS}},\, N_{j,\mathrm{Radar}}} = s_{123,ij} \tag{24}$$

为减少程序运行时间并提高效率,引入时间兼容性过滤机制。若第i条AIS轨迹$N_{i,\mathrm{AIS}}$的时序区间为$T_{i,\mathrm{AIS}} = [t_{i,\min}, t_{i,\max}]$,第$j$条雷达轨迹$N_{j,\mathrm{Radar}}$的时序区间为$T_{j,\mathrm{Radar}} = [t_{j,\min}, t_{j,\max}]$。则:

$$t_{i,\max} \geqslant t_{j,\min}, t_{j,\max} \geqslant t_{i,\min}, \mathrm{Overlap}_{ij} \geqslant 120\ \mathrm{s} \tag{25}$$

式(25)中:重叠区间定义为

$$\mathrm{Overlap}_{ij} = \min(t_{i,\max}, t_{j,\max}) - \max(t_{i,\min}, t_{j,\min}) \tag{26}$$

仅当满足以上条件的轨迹对(i,j)才会被保留,否则将他们的相似度得分赋值为负无穷大,这种过滤机制减少了冗余计算。

引入距离约束阈值(Distance Constraint Thresholds, DCT)完成对匹配分数的初步判别,体现实际工程应用中在特定场景条件下的规范限制。对于每个$i = 1,2,\cdots,u$和$j = 1,2,\cdots,v$,如果$s_{ij,\max} > s_{\mathrm{threshold}}$,则该值被保留为"候选匹配",否则,其对应的航迹对相似度得分赋值为负无穷大。阈值$s_{\mathrm{threshold}}$的设定依赖场景数据和先验知识,针对不同的海上场景,综合航海经验丰富的船长和专业领域教授调查设计不同阈值分数。

1.3.2 基于约束的全局优化匹配

最终判别旨在确定一组最佳关联,使矩阵总相似度得分最大化。定义二元决策变量矩阵为

$$\boldsymbol{V} = (\nu_{ij}) \in \{0,1\}^{u\times v} \tag{27}$$

式(27)中:$\nu_{ij} = 1$为AIS轨迹$N_{i,\mathrm{AIS}}$与雷达轨迹$N_{j,\mathrm{Radar}}$关联。优化问题表述为

$$\max_{\nu_{ij}} \sum_{i=1}^{u}\sum_{j=1}^{v} S_{ij}\cdot\nu_{ij} \tag{28}$$

求解需遵守以下限制条件:

$$\nu_{ij} \in \{0, 1\},\ i = 1,\cdots,u;\ j = 1,\cdots,v \tag{29}$$

$$\sum_{i=1}^{u}\nu_{ij} \leqslant 1,\ i = 1,\cdots,u;\ \sum_{j=1}^{v}\nu_{ij} \leqslant 1,\ j = 1,\cdots,v \tag{30}$$

$$\sum_{i=1}^{u}\sum_{j=1}^{v} v_{ij} \leqslant \min(u, v) \tag{31}$$

约束(29)确保二进制决策;约束(30)确保来自任一传感器观测形成的每条轨迹最多与来自另一传感器的一条轨迹相关联,反映一对一匹配假;约束条件(31)控制全局匹配总数上限,使匹配数不大于2个轨迹集条数中较小的一个,从而避免过度分配。最终优化的结果是一个稀疏的高置信度分配矩阵$\boldsymbol{V}^*$,在遵守关联约束的同时最大化全局相似性得分。通过使用标准整数编程求解器可高效地求解这

一矩阵。

基于 DTW-DST 的雷达与 AIS 多源轨迹特征关联框架见图 1 。与传统方法相比,该框架不依赖先验样本与经验参数,相比机器学习可解释性显著提升。

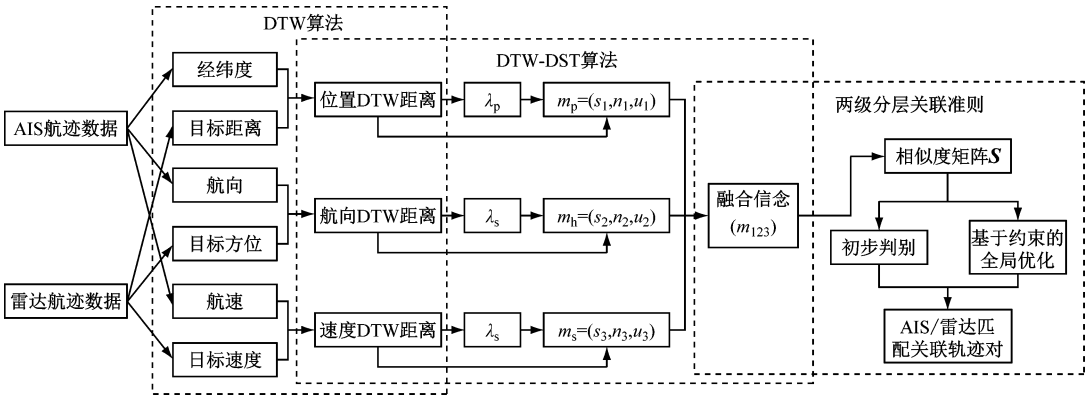


图 1 基于 DTW-DST 的雷达与 AIS 多源轨迹特征关联框架

Fig. 1 DTW-DST-based framework for radar and AIS multi-source trajectory feature correlation

2 仿真数据集建模

为系统评估轨迹关联算法在不同海上交通环境下的性能,设计并构建能反映目标船动态观测的仿真数据集。其中:运动模型用于模拟各种船舶类型和海上目标的不同操作行为;传感器具有不同的采样周期、噪声特性和检测阈值。

2.1 船载传感器

雷达与 AIS 提供的信息具有良好互补特性,二者的数据融合是弥补单一传感器局限性的重要途径。[19]本节分别介绍二者各自的传感机制、运行特点和局限性。

2.1.1 雷达

舰载雷达属于主动传感设备,通过发射高频电磁波并接收回波信号来探测视野范围内的目标,可输出目标相对距离、方位、航速和航向等动态航行信息。海事雷达扫描周期通常为 1 ~ 4 s,具体周期由天线转速决定。探测存在盲区,对目标的分辨能力有限,海面杂波、地形干扰或多路径效应等环境因素会导致漏检或误报[20]。其定位精度远低于 AIS,且无法输出目的地、船舶身份等语义信息。尽管存在上述短板,雷达仍然是探测小型渔船或浮标等未装备 AIS 目标的关键手段。

2.1.2 AIS

AIS 是国际海事组织(International Maritime Organization, IMO)法定强制安装在特定吨位船舶上的广播式舰载应答系统,具备定位精度高、覆盖范围广和时效性强等优势,现已大规模应用于舰船目标识别与跟踪等场景。[21]系统采用时分多址(Time Division Multiple Access,TDMA)技术,在甚高频(Very High Frequency,VHF)信道完成信息广播,可输出船舶类型、地理位置、航速和艏向等多维信息。[22] IMO NAV43 次会议附录规定 AIS 数据更新频率与航行状态直接绑定[23],见表 1。

表 1 不同船舶状态下 AIS 动态信息更新频率[24]

Tab. 1 AIS update rate of dynamic information under different vessel states[24]

船舶状态	更新频率/s
静止/抛锚	180
0 ~ 14 kn(直行/转向)	12 / 4
14 ~ 23 kn (直行/转向)	6 / 2
>23 kn(直行/转向)	3 / 2

仅能对安装船载 AIS 设备的船舶进行有效监测,且广播过程易受随机噪声、潜在传输延迟等因素干扰[25];此外,AIS 数据的可用性取决于船上转发器的功能,可能会因隐私、非法活动或规避监管而被人为关闭。因此,AIS 无法识别未配备船舶和对抗性目标。

2.2 仿真数据生成

仿真数据集采用具有不同过程噪声 q_a 的直线和转向模型来描述船舶运动,模拟各类船舶的自然变化和机动行为。在传感器观测建模环节,雷达观测量设定为高斯白噪声且具有较高的标准偏差(σ_{Radar} = 80 m)和均匀分布的系统偏移([0, 200] m),雷达探测概率为 $p_{\text{D,Radar}}$,扫描周期为 1 ~4 s 间的随机值;AIS 提供相对高精度的位置更新(σ_{AIS} = 40 m),环境中目标配备 AIS 设备的概率为 $p_{\text{D,AIS}}$,更新频率严格遵守 IMO 航行规范。

进行多次蒙特卡罗试验,假设观测海域内的目标数量 N 服从泊松分布,在最大观测时长 T 内随机生成,航迹超出空间范围 R 或达到预设的场景持续时长(3 ~ 6 min)则终止航迹,以确保时间和空间的真实性,反映实际传感器部署中的终止条件。两种不同场景下的仿真参数设置见表 2,分别对应相对简单的开阔海域(场景 0)和较为复杂的拥挤水道场景(场景 1)。

表 2 两种不同场景下的仿真参数设置

Tab. 2 Simulation parameter settings for two different scenarios

场景	R/m	N	T/s	q_a^2	$p_{D,AIS}$	$p_{D,Radar}$
0	5 000	15	200	0.1	0.999	0.92
1	3 000	50	30	0.3	0.900	0.60

将雷达数据从以雷达为中心的极坐标系通过坐标变换,得到以本船为原点的直角坐标系;通过墨卡托投影将 AIS 目标从 WGS-84 坐标系转换为直角坐标系,使用目标船舶坐标减去本船坐标,得到目标船舶相对于本船的航迹点坐标。

同一目标船舶航迹真值及其导航数据采用相同符号标识。2 种场景采用相同比例采样,航迹点坐标可视化结果分别见图 2 和图 3。由图 2 可知:场景 0 为典型海上广域船舶航行场景,目标数量较少、活动范围大且空间分布稀疏,均匀的目标运动模式和较高的传感器置信度使该场景下的航迹关联相对容易。相比之下,图 3 对应港口、内河航道等仿真的拥挤水道环境显著复杂,压缩的出生时间导致较多目标船舶同时处于活跃状态,航迹重叠和交叉现象频发。由于传感器探测间歇性丢失,非匹配样本数量显著增加。匹配样本包含大量导航数据仅覆盖目标船舶航迹部分中断航迹。这种大量观测失真情况下的异构数据使正确的航迹关联变得十分困难。

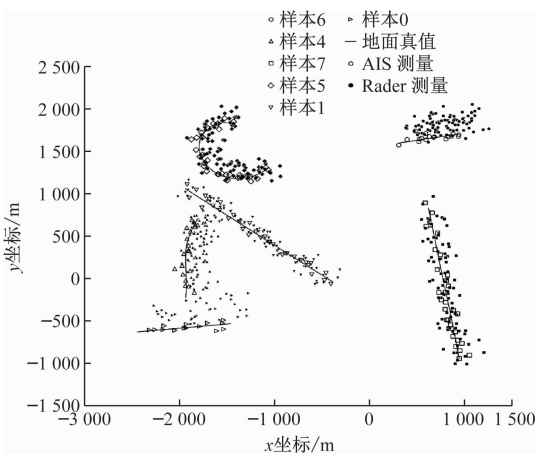


图 2 场景 0 部分目标轨迹与 AIS 和雷达导航数据

Fig. 2 Partial target trajectories in scenario 0 with AIS and radar navigation data

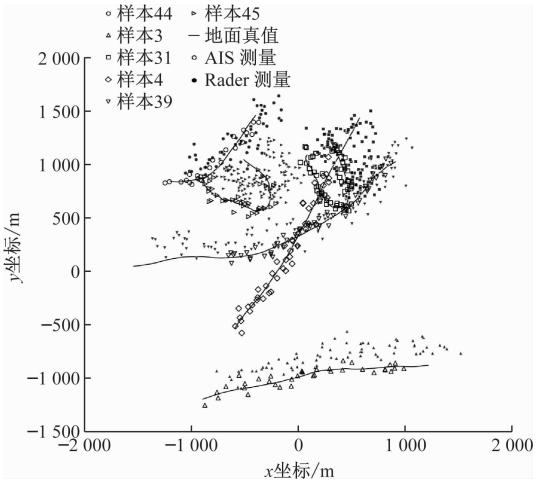


图 3 场景 1 部分目标轨迹与 AIS 和雷达导航数据

Fig. 3 Partial target trajectories in scenario 1 with AIS and radar navigation data

3 试验验证与分析

3.1 数据集

利用第 2.3 节仿真建模方案,通过调整一系列参数,生成 10 个复杂差异化的导航测试数据集(索引 0 ~ 索引 9),共 9 105 条 AIS 数据和 22 138 条雷达观测数据。此外,为评估提出算法在真实海况下的关联性能,在大连海事大学运营的全球首艘智能科研与实训两用船“新红专”轮上进行应用测试。提取 2024 年 11 月 27 日从南海北部通航水域采集的 31 785 条观测记录,包含各类目标船舶的雷达和 AIS 数据以及相应的标签信息,覆盖经度区间[114°13′, 114°50′]E 和纬度区间[21°46′, 22°32′]N。“新红专”轮部分试航区域目标船舶 AIS 和雷达经纬度数据及标签信息见图 4 。

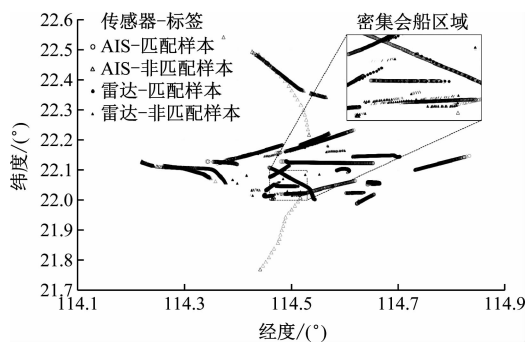


图 4 “新红专”轮部分试航区域目标船舶 AIS 和雷达经纬度数据及标签信息

Fig. 4 AIS and radar latitude/longitude data and labelling information of target vessels in part of the trial area of the vessel "Xin-Hong-Zhuan"

AIS 数据包括通过 NMEA 0183 标准通信协议对数据报文解码的船名、MMSI 号、船舶类型、船长、船宽等静态信息和时间戳、经度、纬度、艏向、航迹向、转向率和航速等动态信息;雷达观测数据则包含目标 ID、时间戳、目标距离、方位和仰角等测量信息。

3.2 评估指标

航迹关联任务本质属于二元分类问题,本文采用精确度(P)、召回率(R)和 F_1-分数(F_1-score)等 3 个评估指标,完成对航迹关联算法的匹配判别能力的全面评估。

$$P = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{pred}}} \tag{32}$$

$$R = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{true}}} \tag{33}$$

$$F_1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \tag{34}$$

式(32)~式(34)中:N_{true}为有效的真实航迹匹配对数量;N_{pred}为算法得到的关联轨迹对总数;N_{correct}为算法正确关联的轨迹对数。

精确度衡量算法预测中被正确识别的关联所占的比例;召回率量化所有真实关联中算法预测关联所占的比例;F_1-score 为精确度和召回率的调和均值,较高的 F_1-score 表明算法能有效识别真实的关联,并最大限度地减少漏检。这些指标为评估和比较航迹关联算法提供标准化定量证据。

3.3 仿真验证与实船试验

本文选取 k 均值最近邻距离算法、最近邻域算法、灰色关联算法和基于 BP 神经网络的关联算法这 4 种具有代表性的基准算法与本文算法进行对比试验。5 种算法在不同导航场景下的 F_1-score 对比见图 5。多场景仿真数据能有效区分不同算法的性能差异且评估结果符合物理实际,证明了建模流程的合理性。

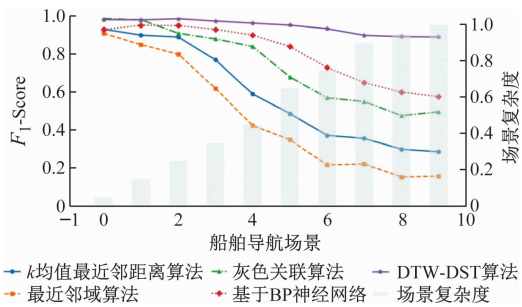


图 5 不同场景复杂度下 5 种关联算法的 F_1-分数

Fig. 5 F_1-scores of five association algorithms with different scenario complexity

在相对简单的场景 0~场景 2 中,船舶间距开阔、运动模式清晰、目标受到的干扰和噪声可忽略不计,观测数据置信度高,所有方法都获得了相对较高的评估分数。这是意料之中的,因为即使是简单的空间匹配方法,也能在干净、分离良好的轨迹上实现精确关联。由于存在过拟合现象,基于 BP 神经网络的方法在场景 0 中的性能略有下降。随着场景复杂度的增加,基于固定空间阈值的 k 均值最近邻距离算法和最近邻域算法方法由于对时间不同步和异构采样间隔的处理能力较差,F_1-score 衰减幅度最为显著;灰色关联方法通过量化多特征间变化趋势,弱化单一特征噪声带来的负面影响,表现出一定的抗干扰能力;BP 神经网络能学习特征间复杂的非线性映射,捕捉匹配关系。在极具挑战的场景 7~场景 9 中,由目标机动、采样间隔波动大和探测丢失等带来的航迹中断现象严重,由于在短时间内引入了密集的活跃目标和严重的噪声,区域内船舶运动模式难以区分,4 种基准算法均表现不佳,而基于 DTW-DST 的轨迹关联方法在复杂时空关系下仍能保持准确稳健的判别能力。10 种测试场景下,最近邻域算法、k 均值最近邻距离算法、灰色关联和 BP 神经网络的 F_1-score 最高值和最低值差值区间分别为 75.89%、64.42%、50.67% 和 37.58%,而本文算法性能波动仅 9.03%,证明其具备较好的鲁棒性与稳定性。

在智能船"新红专"试航数据上应用 DTW-DST 算法,密集会船区域关联结果见图 6。包含 14 条关联轨迹对和 17 条无效轨迹目标在 1 h 内的导航数据,涵盖静止、转弯和会遇等目标机动行为。区域内通过算法判别得到的关联轨迹对目标旁标注了独立的移动通信业务标识(Maritime Mobile Service Identification,MMSI),关联轨迹对 AIS 和雷达航迹起点和终点间通过黑色直线相连。可观察到几种具有挑

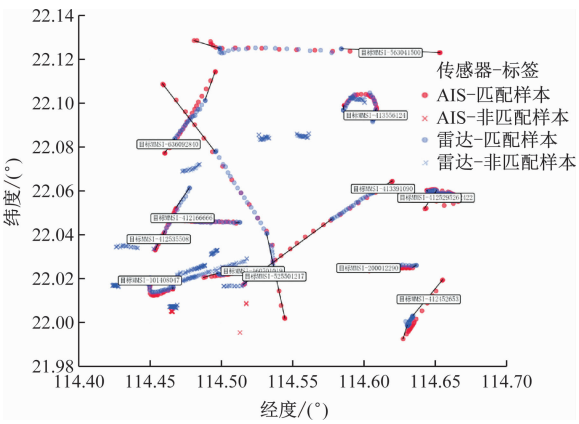


图 6 密集会船区域目标船舶关联结果

Fig. 6 Association results of target ships in the area of intensive rendezvous

战性的情况:目标船舶 525501217 和 413391090 的航迹相交;目标 160701019 与多个无效目标轨迹重叠;目标 412482422 和 412529526 部分航迹重叠;由于能见度较低和海况恶劣,部分目标坐标数据突然中断后又在临近区域重新生成。在该区域内 DTW-DST 算法得到 13 组正确关联,F_1-score 高达 0.96。在全部 31 785 条试航数据上得到 89.09% 的精确度和 93.10% 的召回率,表明算法产生较少的虚假匹配和漏检,F_1-score 为 0.910 5,证实该框架的整体可靠性。

总体而言,算法在仿真和真实数据集上的一致表现证明了其有效性和稳健性,这种优势源于几个核心设计要素。

1)基于 DTW 的时序对齐技术,使算法能在面对异步采样的船舶状态测量数据时,提取时间关联度特征。

2)将导航数据中的多动态特征 DTW 相似度作为独立的证据来源,融入 DST 推理理论,较好地避免单一运动学特征噪声影响,同时通过为不确定的关联分配信念分数,解决了信息缺失带来的数据模糊性问题。针对导航数据存在的问题,实现综合模块化处理。

4 结 语

针对海上 AIS 与雷达导航数据关联难题,提出一种基于 DTW 与 DST 的航迹关联算法。通过 DTW 对齐离散航迹序列,依托 DST 的多证据融合与不确定性建模能力,构造相似度矩阵,基于约束条件得到全局最优关联匹配,有效应对了船舶导航数据中存在的异步采样、噪声干扰和观测不完整等问题。同时,建模具有不同目标运动模式和传感器配置的大规模仿真数据集,对关联算法的场景适用性进行评估。与现有 AIS/雷达仿真数据相比,该数据集在模型丰富度、传感器拟真度和场景可控性方面均具优势。最后,应用“新红专”轮试航数据进行测试,试验结果证明本文提出的关联框架具有良好的性能表现。

本文算法结合建模与数据驱动,具有较强的可解释性,细节完整,为在真实异构海洋传感条件下进行部署提供完整技术支撑,有助于减少可能影响导航系统决策的误报,促进未来智能船舶动态感知的研究。在未来研究中,还需进一步完善仿真数据集的系统建模,例如引入更复杂的海况要素(如风、浪、流)以及多传感器协同干扰特性;同时,关联算法建模需考虑更多航行规则与人机交互行为,以增强实际复杂海事环境中的泛化能力与应用价值。

参 考 文 献

[1] Lei J Y, Sun Y, Wu Y, et al. Association of AIS and radar data in intelligent navigation in inland waterways based on trajectory characteristics[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(6): 890.

[2] Wu Y, Chu X, Deng L, et al. A new multi-sensor fusion approach for integrated ship motion perception in inland waterways [J]. Measurement, 2022, 200: 111630.

[3] Qian Y, Qi J, Kuai X, et al. Specific emitter identification based on multi-level sparse representation in automatic identification system [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021, 16: 2872-2884.

[4] Sahu S, Adhikari G, Dey R K. Tracking of object with occlusion based on normalized cross correlation and Kalman filter estimation[C]// 2021 2nd International Conference on Range Technology (ICORT). New York: IEEE, 2021: 1-5.

[5] Qiu J, Cai Y, Li H, et al. A new track association model based on uncertainty distribution [J]. IEEE Access, 2023, 11: 58890-58900.

[6] Liu C, Xu T, Yao T, et al. Data association of AIS and radar based on multi-factor fuzzy judgment and gray correlation grade [C] // International Conference in Communications, Signal Processing, and Systems. Singapore: Springer Singapore, 2017: 1315-1322.

[7] Zhang H, Liu Y, Ji Y, et al. Multi-feature maximum likelihood association with space-borne SAR, HFSWR and AIS[J]. The Journal of Navigation, 2017, 70(2): 359-378.

[8] 崔亚奇, 徐平亮, 龚诚, 等. 基于全球 AIS 的多源航迹关联数据集[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(2): 746-756.
Cui Y Q, Xu P L, Gong C, et al. Multisource track association dataset based on the global AIS[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2023, 45(2): 746-756. (in Chinese)

[9] Yi X, Zen Y. Asynchronous track-to-track association algorithm based on *k*-means distance of nearest neighbors [J]. Systems Engineering & Electronics, 2022, 44(11): 3515-3521.

[10] Yang Y, Yang F, Sun L, et al. Multi-target association algorithm of AIS-radar tracks using graph matching-based deep neural network [J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 112208.

[11] Jin B, Tang Y, Zhang Z, et al. Radar and AIS track

association integrated track and scene features through deep learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(7): 8001-8009.

[12] Kazimierski W. Verification of neural approach to radar-AIS tracks association for maneuvering targets based on kinematic spatial information [C] // 2017 18th International Radar Symposium (IRS). New York: IEEE, 2017: 1-10.

[13] Xiong W, Xu P, Cui Y, et al. Track segment association with dual contrast neural network[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 58(1): 247-261.

[14] Zhen R, Shao Z P, Pan J C. Advance in character mining and prediction of ship behavior based on AIS data [J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23: 2111-2127.

[15] 闫莉萍, 刘晗钊, 夏元清. 天空地一体化多目标跟踪算法研究综述[J]. 信号处理, 2024, 40(11): 1951-1971.
Yan L P, Liu H Z, Xia Y Q. Survey on space-air-ground integrated multi-target tracking algorithms [J]. Signal Processing, 2024, 40(11): 1951-1971. (in Chinese)

[16] 唐裕峰, 宋瑶, 武浩正, 等. 雷达与AIS对海上低速目标航迹关联的特征选择[J]. 计算机仿真, 2023, 40(12): 193-199.
Tang Y F, Song Y, Wu H Z, et al. Feature selection for correlation of radar and AIS with low speed target tracks at sea[J]. Computer Simulation, 2023, 40(12): 193-199. (in Chinese)

[17] Shafer G. A Mathematical theory of evidence turns 40 [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2016, 79: 25.

[18] Beynon M, Curry B, Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modelling[J]. Omega, 2000, 28(1): 37-50.

[19] Pastina D, Santi F, Pieralice F, et al. Passive radar imaging of ship targets with GNSS signals of opportunity [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 59(3): 2627-2642.

[20] Zhang X, Fu X, Xiao Z, et al. Vessel trajectory prediction in maritime transportation: current approaches and beyond [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 19980-19998.

[21] Liang M, Liu R W, Li S, et al. An unsupervised learning method with convolutional auto-encoder for vessel trajectory similarity computation [J]. Ocean Engineering, 2021, 225: 108803.

[22] Wei Z, Xie X, Zhang X. AIS trajectory simplification algorithm considering ship behaviours [J]. Ocean Engineering, 2020, 216: 108086.

[23] 严庆新, 郑帅祥, 关宏旭, 等. 船舶AIS和雷达航迹数据的关联及融合[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2023, 47(1): 185-190.
Yan Q X, Zheng S X, Guan H X, et al. Association and fusion of ship AIS and radar track data [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering Edition), 2023, 47(1): 185-190. (in Chinese)

[24] Sagild J Å. Track level fusion of radar and AIS for autonomous surface vessels[D]. Norwegian: Norwegian University of Science and Technology, 2021.

[25] Lin J, Puthiyavinayagam A, Liu S, et al. Real-time multi-object tracking using adaptive filtering and filter banks for maritime applications[C] // 2021 European Control Conference (ECC). New York: IEEE, 2021: 2239-2244.