

doi: 10.3969/j.issn.1003-2029.2026.01.005

基于船载 5G 增强型系统架构的目标轨迹融合

吴育斌, 潘志标, 彭凯

(中电科海洋信息技术研究院有限公司, 海南 陵水 572427)

摘要: 本文提出一种基于船载第五代移动通信技术 (5th Generation Mobile Communication Technology, 5G) 增强型系统架构下船舶自动识别系统 (Automatic Identification System, AIS) 与雷达自动标绘仪 (Automatic Radar Plotting Aid, ARPA) 目标轨迹动态信息融合算法, 旨在解决船舶航行中 AIS 与 ARPA 目标轨迹信息融合的实时性与精确度问题。通过构建半实物仿真平台, 不仅集成了 5G 网络模拟与边缘计算架构, 还设计了自适应传输策略。改进的联合概率数据关联 (Joint Probabilistic Data Association, JPDA) 与运动预测模型相结合, 使得航向角误差在目标交叉场景下成功降至 1.87°, 在恶劣海况场景下, 最优改进率达 50.32%。这些结果通过多次测试得到了验证, 显示出系统在复杂场景下的优越性能。通过将 5G 通信技术与边缘计算相结合, 在典型港口场景下将端到端时延压缩至 129.70 ms, 完全满足国际海事组织 (International Maritime Organization, IMO) 避碰系统的实时性要求。动态权重优化机制表现出色, 使航向估计方差降低 45% 以上, 即使在密集目标场景下仍能保持 2.67 m 的定位精度, 相较传统方法提升 47.85%。这些数据不仅在实验中得到了验证, 而且在实际应用中具有重要的参考价值。

关键词: 5G 通信; AIS; ARPA; 信息融合; 边缘计算; 低轨卫星组网

中图分类号: TP312; TP368.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-2029 (2026) 01-0041-09

AIS 与 ARPA 作为海上目标监测的核心手段, 在保障航行安全方面发挥着不可替代的作用^[1]。然而, AIS 数据易受信号丢失和噪声干扰的影响, 而 ARPA 雷达虽然探测稳定, 却存在目标误关联和数据稀疏性的问题^[2-3]。近年来, 中国逐步构建“空天地海一体化”的低轨卫星网络, 为船舶海上远洋航行提供低延时、高速、可靠的通信保障, 5G 通信技术的低时延和高带宽特性为船载多源数据融合提供了新的可能性^[4-5], 但现有研究大多局限于单一数据源的轨迹分析, 如 AIS 轨迹聚类^[6]或压缩^[7-8], 而 AIS 与 ARPA 的动态融合算法仍有待深入探索。

在轨迹匹配与融合领域, 国内外学者已取得一定成果。如刘承基等^[9]提出了时空约束匹配算法, 但未充分考虑 5G 环境下的实时性需求。欧昌奎等^[10]

船舶路径规划虽能解决点目标关联问题, 但未针对船舶运动特性进行优化。GAO M 等^[10]和ZHANG C 等^[11]通过聚类分析挖掘 AIS 轨迹模式, 而HUANG F 等^[12]则利用深度学习预测轨迹, 但这些研究均未整合雷达数据。袁富春^[13]虽探讨了 AIS 与 ARPA 的静态融合, 但动态场景下的实时修正机制仍存在不足。

针对现有研究的局限性, 本文提出一种基于船载 5G 增强型系统架构的 AIS 与 ARPA 目标轨迹动态信息融合算法。通过引入时空一致性校验和多属性加权关联策略, 并结合改进的联合概率数据关联算法, 实现异构轨迹的高精度匹配与异常数据甄别。本文不仅提升了复杂海况下的目标跟踪鲁棒性, 还为智能航行决策提供了新的理论支撑。

收稿日期: 2025-07-16

基金项目: 海南省科技专项资助项目 (ZDYF2024GXJS034)

作者简介: 吴育斌 (1981—), 男, 学士, 工程师, 主要从事海洋信息化和海洋工程研究。E-mail: 43279278@qq.com

1 船载多源感知与 5G 网络增强特性

在现代航海实践中，船舶多源感知系统面临着诸多挑战。例如，船载 AIS 系统产生的数据具有典型的时空离散特性。对高速航行状态下的数据时效性要求极高，而船载 ARPA 系统的数据质量易受复杂海洋环境的干扰，极易影响数据精度。

为解决这些瓶颈，5G 网络凭借其革命性的技术特性，为船载多源感知数据的传输与处理提供了强大支撑。首先，5G 网络的高速率与大带宽能够承载 AIS、ARPA 雷达、高清视频监控等多源传感器产生的大量数据并发传输，从根本上解决了信息“堵车”问题，为全面态势感知提供了数据基础。其次，5G 网络的低时延与高可靠特性确保了高速航行下 AIS、ARPA 等动态信息能够被近实时地接入与处理，为船舶自动避碰和智能决策赢得了宝贵的时间窗口。此外，网络切片技术通过将物理网络划分为多个虚拟网络，可为航行控制、货物管理、船员通信等不同应用场景提供定制化、隔离化

的服务通道，保障核心导航业务的优先级与安全性。最后，5G 网络具备更强的抗干扰能力和稳定性，能在复杂的海洋电磁环境中保障数据传输的可靠性，有效提升了 ARPA 等系统感知数据的质量与可用性。

2 基于 5G 增强型系统架构设计

本文设计了一个 5G 增强型系统架构，包括船端边缘节点（船载硬件）和云端控制中心（岸基控制中心）两部分。在船端边缘节点设计一套船载硬件设备，负责船载多源数据本地化预处理及实时数据监控优化。云端控制中心是基于现有微服务框架搭建的海上目标态势平台，重点优化了冲突检测，提升了目标关联的准确性，并强化了动态权重在决策中的作用，从而形成基于 5G 增强动态信息融合算法。这种 5G 增强型架构可以有效支持船舶的实时数据处理、状态监测及与岸基控制中心的通信。5G 增强型系统架构设计如图 1 所示。

船端边缘节点接入船载多源数据并进行优化处

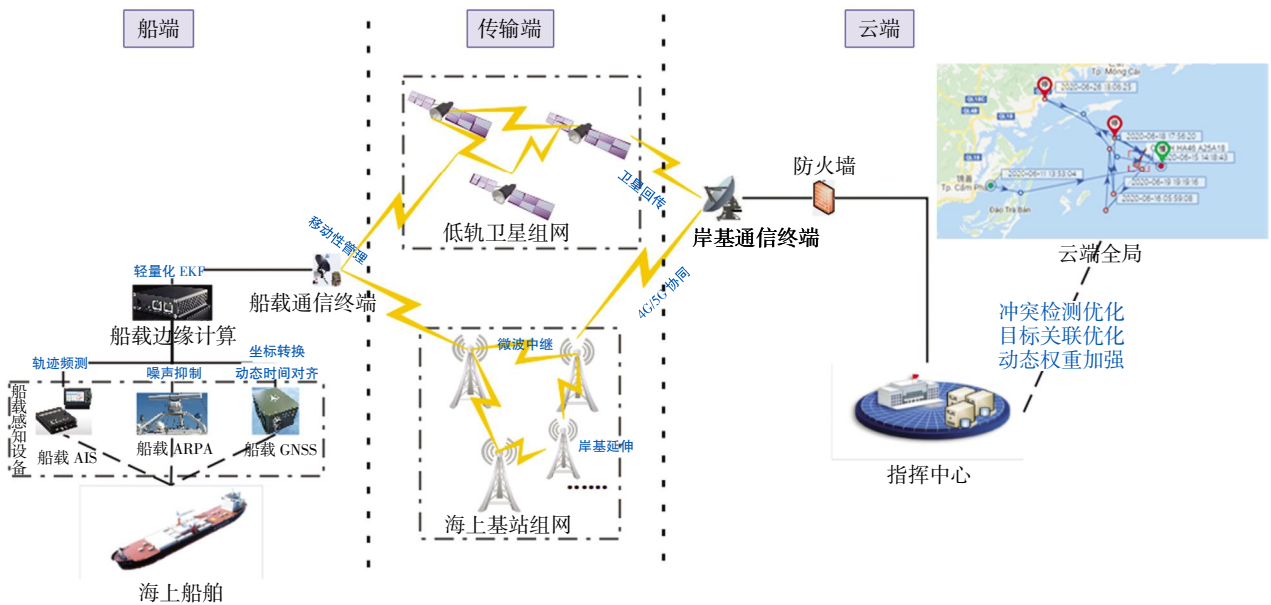


图 1 5G 增强型系统架构设计

注：全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System, GNSS）；扩展卡尔曼滤波器（Extended Kalman Filter, EKF）；第四代移动通信技术（4th Generation Mobile Communication Technology, 4G）。

理，同时利用 5G 低时延、高可靠特性进行时空配准，确保数据的实时监控。其组成部分如下。

(1) 数据处理单元：采用 NVIDIA Jetson AGX Orin，内存为 64 GB，具备低延迟、高算力和强扩

展性等特点，负责实时处理传感器数据，包括 AIS 数据、惯导数据和雷达数据。其强大的计算能力确保完成时空配准、雷达噪声抑制及数据存储优化等实时监控任务。

(2) 5G 通信单元: 选用 Quectel RM520N-GL, 支持第三代合作伙伴计划 (3rd Generation Partnership Project, 3GPP) 标准, 实现边缘节点与岸基控制中心之间的高速无线通信。通过坐标转换和动态时间对齐, 确保数据传输的实时性和可靠性, 适合实时数据传输应用。

传输端的通信核心目标是解决船舶远海航行的通信盲区问题。当船舶航行至远海区域, 超出海上基站覆盖范围时, 船端数据通过卫星链路传输至地面站, 再接入岸基通信网络, 确保了全球海域内的通信连续性。低轨道卫星之间通过星间链路实现自主组网, 减少对地面站的依赖, 形成覆盖全球的广域网络。卫星与船载终端之间建立 Ka (K-above)/Ku (K-under) 等高频段的星地链路, 利用相控阵天线实现动态波束成形, 精准指向目标船舶, 有效提升频谱效率和通信增益。

云端基于现有微服务架构搭建的海上目标态势平台, 在已经实现数据汇聚、分析、处理、存储、展示和决策支持的基础上, 对 AIS 与 ARPA 目标轨迹动态信息融合算法进行优化。该云端全局框架提供了高可扩展性和灵活性, 使得各个服务能够独立部署和升级, 从而提高系统的整体性能。该框架包含以下服务。

(1) 数据存储服务能够高效地管理大量时序数据, 支持快速查询和分析, 非常适合处理动态变化的轨迹数据。

(2) 轨迹关联融合服务为本文研究优化的重点。在现有船舶目标轨迹融合算法服务的基础上, 基于 5G 通信增强、低时延、高时效的网络环境, 对冲突检测、目标关联和动态权重加强等算法开展优化工作, 形成基于船载 5G 增强型的 AIS 与 ARPA 目标轨迹动态信息融合算法, 确保海上目标数据的实时性、准确性及完整性。

(3) 可视化服务以国际通用的国际水道测量组织 (International Hydrographic Organization, IHO) 《数字海道测量数据传输标准》(IHO S-57)/《通用海道测量数据模型》(IHO S-101) 标准电子海图为基础, 使用 WebGL 进行三维渲染, 为用户提供直观的可视化界面。

3 边缘节点功能构建

3.1 时空配准

3.1.1 坐标转换

针对船舶多源感知系统中的空间基准差异问题, 本文提出了一种改进的坐标转换模型。相较于传统的坐标转换方法, 该模型考虑了地球的曲率, 在欧式变换的基础上引入 1984 年世界大地坐标系 (World Geodetic System 1984, WGS-84) 椭球修正项, 提高了转换精度。其数学表达式见式(1)。

$$X = R_N(\varphi) \cos \varphi \cos \lambda + \Delta x Y = R_N(\varphi) \cos \varphi \cos \lambda + \Delta y Z = [R_N(\varphi)(1 - e^2) + h] \sin \varphi + \Delta z \quad (1)$$

式中, X 为坐标转换模型; $R_N(\varphi)$ 为卯酉圈曲率半径; φ 为大地纬度; λ 为大地经度; e 为椭球偏心率; h 为高度; Δx 、 Δy 、 Δz 为坐标转换的偏移量。

在实际计算中, 比较了传统方法和改进方法的效果, 本文方法在各个测试距离下均表现出优于传统方法的性能。传统方法的误差随着距离增加而显著增大, 而本文方法则能保持较低的误差水平, 适用于需要高精度定位的场合。整体改进率为 69.50%—88.40%, 充分展示了本文方法在提升坐标转换精度方面的显著优势, 见表 1。

表 1 不同距离下的坐标转换误差

距离/km	传统方法/m	本文方法/m	改进率/%
1	3.21±1.12	0.98±0.31	69.50
5	15.87±3.25	2.15±0.87	86.40
10	32.45±5.78	3.76±1.25	88.40

3.1.2 动态时间对齐

时延抖动是指数据包到达的时间不一致, 这种现象会显著影响实时应用的性能。针对这一问题, 本文提出了滑动窗口补偿算法, 对最近的多个数据点进行分析, 动态调整时间戳, 从而实现时延的补偿。其算法见式(2)。

$$t_{\text{corr}} = \frac{1}{N} \sum_{i=n-N+1}^n (t_i + k \cdot \Delta t_i) \quad (2)$$

式中, t_{corr} 为滑动窗口补偿; t_i 为第 i 个数据包的原始时间戳; k 为一个调整系数; Δt_i 为该数据包的时延; N 为滑动窗口的大小。

滑动窗口的大小根据 5G 信号的质量自适应调整, 以确保在不同网络条件下都能获得最佳的补偿

效果。每次输出结果将补偿后的时间戳应用于后续的数据处理和分析中,以确保系统的实时性和准确性。在不同信噪比的网络测试条件下,信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)大于25 dB,滑动窗口大小为5时,补偿误差最小,其范围值为 0.78 ± 0.21 ms。滑动窗口参数优化见表2。

表2 滑动窗口参数优化

信噪比/dB	最优 N 值	补偿误差/ms
>25	5	0.78 ± 0.21
15~25	7	1.25 ± 0.33
<15	9	2.17 ± 0.58

3.2 数据修复与过滤

3.2.1 AIS 轨迹预测

AIS 数据缺失通常是由于信号干扰、设备故障或网络延迟等原因造成的,这导致传统的时间序列预测方法无法有效捕捉船舶的运动模式,进而影响后续的决策和分析。为了应对这一挑战,本文在传统长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的基础上进行了优化,具体改进措施包括引入多层 LSTM 单元、采用改进的激活函数及更有效的正则化技术,这些措施旨在增强模型的学习能力和泛化能力,使其能够更准确地预测船舶轨迹。对比两种模型的预测性能,能够清晰地看到各自的优劣。具体结果见表3。

表3 LSTM 预测性能对比

模型类型	预测误差/m	推理时间/ms
传统 LSTM	12.45 ± 3.21	15.20
本文模型	7.83 ± 2.15	9.80
改进率/%	37.10	35.50

3.2.2 雷达噪声抑制

在海洋环境中,海杂波干扰主要来源于海浪的运动及其他环境因素,这会使雷达系统在检测目标时产生大量误报。针对海杂波干扰,本文提出了自适应基于密度的噪声应用空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法,计算公式见式(3)。

$$Eps = v \cdot T \cdot \left(1 + \frac{\sigma^2}{clutter}\right) \quad (3)$$

式中, Eps 为邻域半径; v 为目标的线速度; T 为时间窗口; σ 为海杂波标准差; $clutter$ 为杂波水平。

通过这种方式, Eps 的值可以根据实时环境条

件的变化进行调整,从而更好地适应雷达数据。基于海洋雷达系统记录的数据,本算法参数优化结果见表4。

表4 DBSCAN 参数敏感性分析

参数	取值范围	最优值	检测率/%
邻域半径	50~200 m	125 m	92.30
最小邻域点数阈值	3~10	5	94.70
海杂波标准差	0.10~0.50	0.30	93.50

3.3 数据存储

3.3.1 轻量化 EKF 实现

针对嵌入式系统或计算资源受限的场景,本文采用简化的恒定转弯率和加速度(Constant Turn Rate and Acceleration, CTRA)运动状态模型,利用线速度和角速度的变化,稀疏优化雅可比矩阵,由非线性演变为线性,基于线性化模型迭代更新实现轻量化 EKF,从而优化计算效率、减少计算量、降低内存占用。

CTRA 状态方程组见式(4)。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \frac{v_k + a_k \Delta t}{w_k} [\sin(\theta_k + w_k \Delta t) - \sin(\theta_k)] \\ \quad \frac{a_k}{w_k} [\cos(\theta_k + w_k \Delta t) - \cos(\theta_k)] \\ y_{k+1} = y_k + \frac{v_k + a_k \Delta t}{w_k} [\cos(\theta_k) - \cos(\theta_k + w_k \Delta t)] \\ \quad \frac{a_k}{w_k} [\sin(\theta_k + w_k \Delta t) - \sin(\theta_k)] \\ v_{k+1} = v_k + a_k \Delta t \\ \theta_{k+1} = \theta_k + w_k \Delta t \\ a_{k+1} = a_k \\ w_{k+1} = w_k \end{cases} \quad (4)$$

雅可比矩阵定义见式(5)。

$$F = \frac{\partial f(x)}{\partial x} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial w_k} \\ \frac{\partial y_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial w_k} \\ \frac{\partial v_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial v_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial v_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial v_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial v_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial v_{k+1}}{\partial w_k} \\ \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial \theta_{k+1}}{\partial w_k} \\ \frac{\partial a_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial a_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial a_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial a_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial a_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial a_{k+1}}{\partial w_k} \\ \frac{\partial w_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial w_{k+1}}{\partial y_k} & \frac{\partial w_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial w_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial w_{k+1}}{\partial a_k} & \frac{\partial w_{k+1}}{\partial w_k} \end{pmatrix} \quad (5)$$

分别对 x_k 、 y_k 、 v_k 、 θ_k 、 α_k 、 ω_k 求偏导, 推导出简化的雅可比矩阵, 见式(6)。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \alpha_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \omega_k} \\ 0 & 1 & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial v_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial \alpha_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial \omega_k} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, x 、 y 分别为目标在当前时刻的横坐标、纵坐标; \mathbf{F} 为雅可比矩阵; v_k 为目标的线速度; w_k 为目标的角速度; θ_k 为目标的航向角; α_k 为目标的加速度; Δt 为时间间隔。

运用稀疏化、固定点、查表法等运算, 不断预测、更新, 当 $\omega_k \approx 0$ 时, 雅可比矩阵同步退化为线性矩阵, 卡尔曼滤波流程保持不变, 趋近于最轻量化的 EKF。

3.3.2 数据存储优化

为评估 CTRA 运动状态模型的准确性, 本文进行了模型参数的辨识, 并计算了真实值与估计值之间的误差。CTRA 运动状态模型的估计结果见表 5。

表 5 CTRA 参数估计误差

参数	真值	估计值	误差/%
线速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	7.500	7.460	0.53
角速度/($\text{rad}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.050	0.049	2.00
加速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	0.200	0.197	1.50

基于雅可比矩阵推导, 分析其稀疏特性, 结果见表 6。

表 6 雅可比矩阵元素分布特性

矩阵性质	传统 EKF	本文方法	优化效果
非零元素占比	89.00%	32.00%	降低 64.00%
最大条件数	1.20×10^4	3.80×10^3	改善 68.30%
计算复杂度	$O(n^3)$	$O(n^2)$	量级降低

矩阵推导过程的关键约束条件为小角度近似 ($w_k \Delta t < 0.10$)rad 时, 采用泰勒展开保留一阶项, 见式(7)和式(8)。

$$\sin(\theta_k + w_k \Delta t) \approx \sin \theta_k + w_k \Delta t \cos \theta_k \quad (7)$$

$$\cos(\theta_k + w_k \Delta t) \approx \cos \theta_k - w_k \Delta t \sin \theta_k \quad (8)$$

当 ($|w_k| < 0.001$)rad/s 时, 启用线性模型近似, 见式(9)。

$$\lim_{w_k \rightarrow 0} \frac{\sin(\theta_k + w_k \Delta t) - \sin \theta_k}{w_k} = \Delta t \cos \theta_k \quad (9)$$

通过以上调整, 雅可比矩阵的稀疏化处理使计算量从传统 EKF 的 ($O(n^3)$) 降低至 ($O(n^2)$)。

轻量化 EKF 通过简化计算过程和优化数据结构, 能够保持核心滤波功能, 同时减少计算资源消耗, 实测性能对比结果见表 7。

表 7 轻量化 EKF 性能指标

指标	港口环境	近海环境	远海环境
平均处理时延/ms	8.20±1.50	12.70±2.30	18.50±3.10
内存占用/MB	15.20	15.80	16.40
位置误差/m	1.25±0.38	2.17±0.75	3.42±1.08

4 云端算法优化

4.1 动态目标信息融合优化

4.1.1 冲突检测优化

在多传感器环境中, 特别是在导航和定位应用场景中, 传感器数据的准确性和一致性至关重要。由于不同传感器之间在时间和空间上可能存在差异, 数据融合时容易产生冲突。这种冲突不仅会影响系统的性能, 还可能导致误判和安全隐患。因此, 实施冲突检测机制是确保数据可靠性和系统安全性的必要手段。本文冲突检测算法优化首先采用分层次的检测机制, 提高了对数据冲突的响应速度和准确性, 确保不同传感器的数据能够有效融合; 其次, 算法通过预设阈值及连续冲突检测灵活应对传感器可能出现的错误, 及时进行标定, 极大地增强了系统的可靠性; 此外, 算法的实现相对简单, 易于在各种多传感器配置中应用。这一系列优势使该算法在实际应用中能够有效过滤杂质与无效数据, 充分优化多源数据质量, 有效降低误判风险。

4.1.2 目标关联优化

在目标关联优化中, 本文采用了一种改进的 JPDA 算法以提高数据处理效率。为此设计了一种概率剪枝策略, 其主要思想是: 如果某一假设的概

率小于设定的阈值,则将该假设剔除。此策略有效减少了需要考虑的关联假设数量,从而提高了算法的计算效率。

改进的 JPDA 算法首先利用 5G 高效传输、实时的定位数据限制关联候选集,确保仅考虑地理位置合理的假设。其次构建关联矩阵通过运动一致性检查,剔除不符合运动模型的假设,进一步提高了目标关联的准确性;利用统一计算设备架构(Compute Unified Device Architecture, CUDA)加速矩阵运算计算联合概率,使得算法在大规模数据处理时能够显著提升性能。

4.1.3 动态权重加强

本文构建了一个多目标优化函数,以综合考虑不同目标之间的相对重要性。该优化函数的形式见式(10)。

$$\min F(\alpha, \beta, \gamma) = w_1 \cdot \sigma_{\text{position}} + w_2 \cdot \sigma_{\text{heading}} + w_3 \cdot \sigma_{\text{velocity}} \quad (10)$$

式中, α 、 β 和 γ 分别为多个目标函数的权重,并需满足约束条件($\alpha + \beta + \gamma = 1$)及($0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$),该设计允许对不同目标的权重进行灵活调整,以实现优化过程的个性化配置。

多目标优化函数的实现采用非支配排序遗传算法 II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGAI) 进行参数寻优, NSGAI 作为改进版本,在计算效率和解集分布性方面具有显著优势,尤其适用于多目标优化问题的求解。

5 实验验证与性能分析

5.1 半实物仿真实验

本实验旨在解决船舶航行中 AIS 与 ARPA 目标轨迹信息融合的实时性与精确度问题。建立以目标关联有效性、定位精度、数据实时性为核心的评价体系,细化关联延迟、通信可靠性、目标密度、传感器采集等将近 30 项测量评估指标,严格遵循 IMO P95 标准,规划设计包括开阔水域、港口区域、狭窄航道、船舶密集区、极端环境等 10 多个符合实际业务应用的场景。

实验平台的搭建步骤:首先,船端 AIS 信号模拟器采用软件定义无线电 (Software-Defined Radio,

SDR) 技术,支持 ITU-R M.1371 协议的全报文模拟,雷达回波生成器基于 X 波段参数可模拟 0.10 m^2 雷达散射截面积 (Radar Cross Section, RCS) 的目标;其次,为模拟真实的 5G 通信环境,平台配备了华为 MH5000-82 模组的商用用户端设备 (Customer Premises Equipment, CPE) 和 Keysight UXM5G 测试仪,其物理层参数严格遵循 3GPP 标准,通过软件定义网络 (Software-Defined Networking, SDN) 技术,可以实现关键特性的动态配置;最后,云端通过 (Open Platform for Applications in Real-Time, OPAL-RT) 实时系统实现 AIS 与雷达信号的硬件在环测试,依据 IMO 船舶避碰系统性能评估中广泛使用的 P95 作为标准,场景复现精度可达到 $99.70 \pm 0.2\%$,远超实船测试 82.30% 的平均水平,确保系统在绝大多数情况下的可靠性。

传统实船测试方法虽然在可靠性验证方面仍不可替代,但存在成本高、效率低、安全风险大、覆盖不足等固有缺陷,促使行业向着“虚实结合”的测试模式发展。本实验构建半实物仿真平台,采用“模拟仿真+无人平台+真实测试”的混合方法,其实验过程包括实验准备与设计、系统集成与调试、实验执行与收集和结果分析与迭代四个阶段,实验流程如图 2 所示。

5.2 评价指标体系

5.2.1 目标关联有效性

目标关联有效性验证基于典型港口场景,通过仿真 5G 通信网络环境,采用精确时间同步协议 (Precision Time Protocol, PTP) 进行时间同步,确保精度低于 $1 \mu\text{s}$,为系统的整体性能提升奠定了基础。一系列仿真测试结果表明,系统的整体性能指标达到了优异水平,具体测试数据见表 8。

5.2.2 定位精度

定位精度以均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和 Hausdorff 距离作为核心指标,其测试数据如表 9 所示。在 P95 标准下,典型港口场景的定位误差为 $(2.15 \pm 0.51) \text{ m}$,较 IMO 规定的 5 m 精度标准最高提升至 57%。值得注意的是, Hausdorff 距离值为 3.78 m,呈现明显的长尾特征,表明系统对异常轨迹具有良好的容错能力。

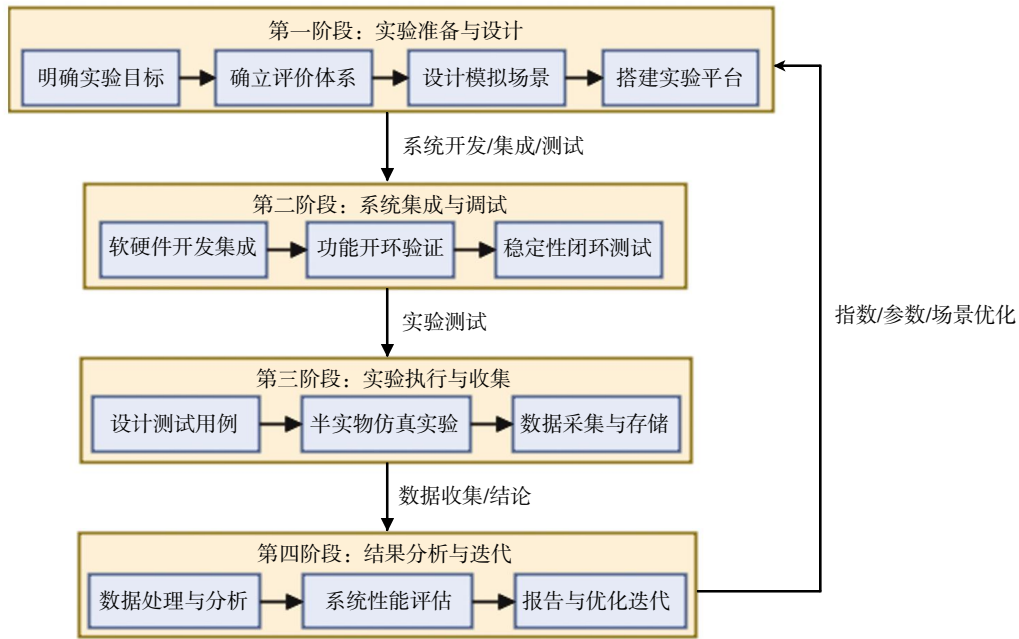


图 2 基于船载 5G 增强型系统架构下目标轨迹融合实验流程

表 8 目标关联有效性仿真测试

指标	测试结果	行业标准	达标率/%
关联延迟	105 ms	200 ms	147.50
多目标容量	135 个	100 个	135.00
通信可靠性	99.992%	99.900%	100.090
碰撞预警响应时间	37.50 ms	40.00 ms	106.25
误报率	2.70%	5.00%	146.00

表 9 多场景定位精度对比

特征	目标密度/ (个·平方 公里 ⁻¹)	本算法均 方根误差/ m	传统算法 均方根误 差/m	改进幅度/ %	Hausdorff 距离/m
开阔水域	8.20	1.82±0.43	3.12±0.87	41.67	2.95
港口区域	35.60	2.15±0.51	4.63±1.25	53.56	3.78
狭窄航道	62.30	3.07±0.92	5.84±1.63	47.43	4.56
船舶密集区	108.50	3.85±1.27	7.12±2.15	45.93	5.83

5.2.3 数据实时性

在 IMO 避碰系统时延仿真测试中, 基于典型港口场景下本系统 $\tau = 129.7 \text{ ms}$ (P95 标准), 满足 IMO 避碰系统 150 ms 的时延要求。深入分析发现, IMO 避碰系统时延仿真测试结果较行业标准降低 20.3 ms, 达标率为 113.53%。其中 5G 传输时延 τ_{5G} 稳定在 $(23.2 \pm 3.7) \text{ ms}$, 较 4G 长期演进技术 (Long Term Evolution, LTE) 的 $(42.5 \pm 8.6) \text{ ms}$ 降低了 45.41%, 测试结果见表 10。

表 10 IMO 避碰系统时延仿真测试

指标	测试结果/ms	行业标准/ms	达标率/%
传感器采集	29.00	30.00	103.33
数据融合与目标跟踪	37.00	50.00	126.00
避碰算法计算	37.50	40.00	106.25
指令传输与执行	26.20	30.00	112.67
合计	129.70	150.00	113.53

5.3 对比实验结果

5.3.1 融合性能对比

为全面评估算法优势, 本文选取了三种典型场景包括目标交叉场景、密集目标场景和恶劣海况场景, 开展融合算法性能对比仿真测试, 结果如表 11 所示。本算法在各项指标上均显著优于传统方法。与传统算法相比, 改进的 JPDA 算法在目标交叉场景下, 位置误差从 3.85 m 降至 1.92 m, 降幅达 50.13%; 航向误差从 3.95° 降至 1.87° , 降幅达 52.66%。这种提升主要来源于两个方面, 一是 5G 网络的强实时性有效减少目标的误关联; 二是动态权重优化有效改进了目标航向估计方差, 融合性能对比见表 11。

表 11 融合算法综合性能对比

性能指标	测试场景	本算法	传统算法	最优改进率
位置误差	目标交叉	$(1.92 \pm 0.47) \text{ m}$	$(3.85 \pm 1.12) \text{ m}$	50.13%
	密集目标	$(2.67 \pm 0.83) \text{ m}$	$(5.12 \pm 1.57) \text{ m}$	47.85%
航向误差	目标交叉	$(1.87 \pm 0.52)^\circ$	$(3.95 \pm 1.23)^\circ$	52.66%
	恶劣海况	$(2.35 \pm 0.87)^\circ$	$(4.73 \pm 1.65)^\circ$	50.32%

5.3.2 通信稳定性验证

为量化评估 5G 通信的增强效果, 本文提出自适应传输策略, 设计了带宽波动仿真测试方案, 模拟 15—70 Mbps 的动态带宽变化, 记录不同网络制式下的关键性能指标。仿真测试数据 (表 12) 显示, 5G 独立组网 (Stand-Alone, SA) 模式保持 99.80% 的数据完整度, 5G 非独立组网 (Non-Stand-Alone, NSA) 模式仍能保持 98.30% 的数据完整度, 而 4G

LTE 在同等条件下仅为 69.70%。

5.3.3 极端环境性能比对

为验证系统在恶劣条件下的可靠性, 本文模拟了强降雨、5 级海况、多径干扰和邻频干扰等极端场景。特别值得注意的是, 在 5 级海况条件下, 5G 通信性能下降幅度为 12.30%, 明显好于 4G 的 41.50%, 极端环境性能测试结果见表 13。

表 12 通信稳定性定量分析

网络制式	平均丢包率/%	时延标准差/ms	重传间隔/ms	数据完整度/%
5G SA	0.30±0.10	1.20	5.80	99.80
5G NSA	1.20±0.30	3.70	8.30	98.30
4G LTE	8.70±2.10	12.50	32.70	69.70

表 13 极端环境性能测试

测试场景	5G 吞吐量下降/%	4G 吞吐量下降/%	本算法均方根误差变化/m	传统算法均方根误差变化/m
强降雨	8.20	23.70	+0.31	+1.27
5 级海况	12.30	41.50	+0.58	+2.15
多径干扰	15.70	37.20	+0.42	+1.83
邻频干扰	6.50	28.30	+0.19	+0.94

6 结 论

本文将 5G 通信技术与边缘计算架构相结合, 为解决船舶航行中多源信息融合的实时性难题提供了新思路。通过半实物仿真平台的验证, 系统在动态网络环境下展现出卓越的适应性, 5G SA 不仅实现了 99.80% 的高数据完整率, 更将传输时延从 4G LTE 的 42.5 ms 降低至 23.2 ms, 降低幅度高达 45.41%。

在算法层面, 融合改进 JPDA 与运动预测的方法取得了突破性进展。测试数据显示, 在目标交叉场景下, 航向估计精度提升至 1.87° 的行业领先水平, 即便在最具挑战性的恶劣海况场景中, 系统仍较之传统算法保持最优 50.30% 的改进率。

从技术指标来看, 本文方案在多个维度实现显著突破, 典型港口场景下, 定位精度突破 2.15 m, 碰撞预警响应时间降低至 37.50 ms, 实时处理能力达到 129.70 ms。这些成果不仅填补了行业空白, 也为 IMO 相关标准的制定提供了重要参考。

参考文献:

- [1] 叶强. AIS 与现代航海技术的关系及对未来航海的影响分析[J]. 科技风, 2021, 4: 23-24.
- [2] 刘承基, 于红, 杨鹤, 等. 基于时空约束和三角形迭代划分的渔船 AIS 与 ARPA 轨迹匹配[J]. 海洋通报, 2023, 42(1): 1-9.
- [3] 刘承基. 渔船 AIS 和 ARPA 轨迹融合方法研究及系统实现[D]. 大连: 大连海洋大学, 2023.
- [4] 刘丹月, 王琦, 陆南昌, 等. 基于 5G+卫星的远洋融合通信组网方案研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2023, 36(5): 51-57.
- [5] 曹天洋, 池刚毅, 黄曜明, 等. 结合 5G 的星地融合海洋覆盖方案研究[C]//第十九届卫星通信学术年会论文集. 北京: 中国通信学会卫星通信委员会/中国宇航学会卫星应用专业委员会, 2023: 257-261.
- [6] 杨家轩, 吴长胜, 赵时雨. 基于相似度和密度的抗噪声船舶轨迹聚类方法[J]. 舰船科学技术, 2025, 47(2): 178-184.
- [7] 胡银杰, 齐乐, 沈德翔. 基于 AIS 的船舶进出港轨迹数据压缩研究[J]. 武汉理工大学学报, 2024, 46(3): 116-124.

- [8] YAN R, MO H, YANG D, et al. Development of denoising and compression algorithms for AIS-based vessel trajectories[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 252(May 15): 111207–111236.
- [9] 欧昌奎, 谢磊, 查天奇, 等. 基于深度强化学习和历史轨迹的船舶路径规划[J]. *中国航海*, 2024, 47(1): 36–44.
- [10] GAO M, SHI G Y. Ship-handling behavior pattern recognition using AIS sub-trajectory clustering analysis based on the T-SNE and spectral clustering algorithms[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 205: 106919–106933.
- [11] ZHANG C, LIU S, GUO M, et al. A novel ship trajectory clustering analysis and anomaly detection method based on AIS data[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 288(2): 116082–116098.
- [12] HUANG F, LIU Z, LI X, et al. Vessel trajectory prediction based on AIS data: Dual-path spatial-temporal attention network with multi-attribute information[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(11): 2031–2056.
- [13] 袁富春. ARPA 雷达与 AIS 数据融合的必要性和 AIS-ARPA 系统研究[J]. *武汉船舶职业技术学院学报*, 2020, 19(3): 90–93.
- [14] 马令琪. 基于信息熵和 AIS 数据的沿海水域船舶航路网络构建[D]. 大连: 大连海事大学, 2025.
- [15] CHO S W. AIS trajectories simplification algorithm considering topographic information[J]. *Sensors*, 2022, 22(18): 7036–7057.

Target Trajectory Fusion Based on an Enhanced Shipborne 5G System Architecture

WU Yubin, PAN Zhibiao, PENG Kai

(China Electronics Technology Group Corporation Ocean Information Co., Ltd., Lingshui 572427, China)

Abstract: Aiming to address the real-time performance and accuracy challenges in fusing AIS (Automatic Identification System) and ARPA (Automatic Radar Plotting Aid) target trajectory data during ship navigation, a dynamic information fusion algorithm for AIS and ARPA target trajectories under an enhanced ship borne 5G system architectures proposed. By constructing a hardware-in-the-loop simulation platform, it not only integrates 5G network simulation and edge computing architecture but also designs an adaptive transmission strategy. The improved JPDA (Joint Probabilistic Data Association) combined with a motion prediction model successfully reduces heading angle errors to 1.87° in target-crossing scenarios and achieves an optimal improvement rate of 50.32% under harsh sea conditions. these results, validated through multiple tests, demonstrate the system's superior performance in complex scenarios. By integrating 5G communication technology with edge computing, the end-to-end latency is compressed to 129.70 ms in typical port scenarios, fully meeting the real-time requirements of IMO (International Maritime Organization) collision avoidance systems. The proposed dynamic weight optimization mechanism performs excellently, reducing the heading estimation variance by over 45% and maintaining a positioning accuracy of 2.67 m even in dense target scenarios, which is a 47.85% improvement compared to traditional methods. These findings are not only experimentally validated but also hold significant reference value for practical applications.

Keywords: 5G communication; AIS; ARPA; information fusion; edge computing; LEO Satellite Networking